Financial Research Journal

Print ISSN: 1024-8153
Online ISSN: 2423-5377

Performance Comparison of Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm with strength Pareto evolutionary algorithm in Selecting Optimal Portfolios in Tehran Stock Exchange

Gholamhossein Golarzi*
*Corresponding Author, Assistant Prof., Department of Business Management, Faculty of Economic and Management, Semnan University, Semnan, Iran. E-mail: g_golarzi@semnan.ac.ir

Hamid Reza Ansari
MSc., Department of Business Management, Faculty of Economic and Management, Semnan University, Semnan, Iran. E-mail: hamidrezaansaripapon@gmail.com

Abstract

Objective: One of the most important issues for all investors, including individual and institutional investors in the stock market, is finding the optimal portfolio. Identifying the optimal portfolio in the stock market can be considered a two-objective optimization problem. This problem maximizes and minimizes the return and risk of the portfolio, respectively. Like other multi-objective optimization problems, the portfolio optimization problem can be solved by multi-objective evolutionary algorithms (MOEAs). Accordingly, the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm ($NSGAII$) and Strength Pareto Evolutionary Algorithm ($SPEA2$), as the two advanced algorithms of multi-objective evolution algorithms, can be used to solve this problem. These algorithms identify the optimal solution by ranking and archiving solutions located on the Pareto frontier. The purpose of this research is to compare the performance of $NSGAII$ and $SPEA2$ in mean-variance and mean-semi-variance approaches to identify the optimal stock portfolio.

Methods: This research investigated 241 stocks enlisted on the Tehran Stock Exchange (TSE). It was conducted within 174 months from September 2006 to March 2019. The researchers first identified the optimal portfolio using NSGAII and SPEA2 algorithms through two approaches including mean-variance and mean-semi-variance. Then, by conducting a statistical hypothesis test on the average Sharp ratio of extracted portfolios, the performance of NSGAII and SPEA2 algorithms were compared. To confirm the research findings, a robustness test was done by comparing the performance of the SPEA2 algorithm with the traditional Markowitz model. Also, to ensure the stability of

research findings, the performance of two algorithms in the mean-variance and mean-semi variance approaches were compared with quarterly data ending March 2022.

Results: According to the obtained results, the SPEA2 algorithm has better performance than the NSGAII algorithm in both approaches. Backtesting the real data for the quarter ending inMarch 2022 confirmed the findings of the present study. Also by doing robustness tests, the researchers found the SPEA2 algorithm as the superior algorithm in this research with better performance than Markowitz's basic model.

Conclusion: The results indicated that the $SPEA2$ algorithm has better performance in selecting the optimal portfolio than the NSGAII algorithm in both the mean-variance and mean-semi variance approaches. Regardless of how the stock returns are distributed, this study recommends that individual and institutional investors use the SPEA2 algorithm to determine the optimal portfolio arrangement.

Keywords: Optimal portfolio, Evolutionary algorithm, Non-dominated sorting genetic algorithm, Strength Pareto evolutionary algorithm.

Citation: Golarzi, Gholamhossein & Ansari, Hamid Reza (2022). Performance comparison of Non-dominated sorting genetic algorithm with strength Pareto evolutionary algorithm in selecting optimal portfolios in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 24(3), 410-430. https://doi.org/10.22059/FRJ.2022.330024.1007237 (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2022, Vol. 24, No.3, pp. 410-430
Published by University of Tehran, Faculty of Management
https://doi.org/10.22059/FRJ.2022.330024.1007237
Article Type: Research Paper
© Authors
Received: October 02, 2021
Received in revised form: May 16, 2022
Accepted: May 22, 2022
Published online: October 17, 2022

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

تحقیقات مالی
شاپا چاپی: ۸۱۵۳-۱۰۲۴
شاپا الکترونیکی: ۵۳۷۷-۲۴۲۳

مقایسه عملکرد الگوریتم‌های تکاملی NSGAII و SPEA2 در انتخاب پرتفولیوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران

غلامحسین گل ارضی*

* نویسنده مسئول، استادیار، گروه مدیریت بازرگانی، دانشکده اقتصاد و مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران. رایانامه: g_golarzi@semnan.ac.ir

حمیدرضا انصاری

کارشناسی ارشد، گروه مدیریت کسب‌وکار، دانشکده اقتصاد و مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران. رایانامه: hamidrezaansaripapon@gmail.com

چکیده

هدف: هدف این پژوهش، مقایسه عملکرد دو الگوریتم از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه، شامل الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGAII) و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبودیافته (SPEA2) در دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس برای انتخاب پرتفولیوی بهینه سهام در بورس اوراق بهادار تهران است.

روش: این پژوهش با استفاده از داده‌های ۲۴۱سهم در یک بازه زمانی ۱۷۴ ماهه (از مهر ۱۳۸۵ تا پایان اسفند ۱۳۹۹) در بورس اوراق بهادار تهران صورت گرفته است. پس از طراحی الگوریتم‌های مدنظر و انتخاب پرتفولیوی بهینه بر اساس آن‌ها، با استفاده از نسبت شارپ و آزمون مقایسه میانگین‌ها، عملکرد این پرتفولیوها در مقاطع زمانی سه‌ماهه ارزیابی و مقایسه شدند.

یافته‌ها: با انجام آزمون فرضیه، روی نسبت شارپ پرتفولیوهای تشکیل‌شده طبق الگوریتم‌های پژوهش، مشخص شد که الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII عملکرد بهتری دارد. با انجام آزمون برگشت (بک تست) با داده‌های واقعی سه‌ماهه منتهی به پایان سال ۱۴۰۰ این یافته تأیید شد. همچنین نتایج حاصل از آزمون مقاومت، برتری الگوریتم SPEA2 به‌عنوان الگوریتم برتر در این پژوهش را نسبت به مدل سنتی مارکوویتز تأیید کرد.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII در هر دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس برای انتخاب پرتفولیوی بهینه عملکرد بهتری است.

کلیدواژه‌ها: انتخاب پرتفولیوی بهینه سهام، الگوریتم‌های تکاملی، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، الگوریتم تکاملی قدرت پارتو.

استناد: گل‌ارضی، غلامحسین و انصاری، حمیدرضا (۱۴۰۱). مقایسه عملکرد الگوریتم‌های تکاملی NSGAII و SPEA2 در انتخاب پرتفولیوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۲۴(۳)، ۴۱۰- ۴۳۰.

تحقیقات مالی، ۱۴۰۱، دوره ۲۴، شماره ۳، صص. ۴۱۰- ۴۳۰
ناشر: دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© نویسندگان
تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۷/۱۰
تاریخ ویرایش: ۱۴۰۱/۰۲/۲۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۰۱
تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۷/۲۵
doi: https://doi.org/10.22059/FRJ.2022.330024.1007237

مقدمه

پرتفولیوهای تشکیل‌شده از اوراق بهادار، از لحاظ ریسک و بازده شرایط متفاوتی دارند؛ از این رو مسئله انتخاب پرتفولیوی بهینه، به یکی از موضوعات اساسی برای سرمایه‌گذاران تبدیل شده است. به‌طور کلی بهینه‌سازی پرتفولیو با روش‌های دقیق یا روش‌های تقریبی امکان‌پذیر است. روش میانگین ـ واریانس یا نظریه نوین پرتفولیو (MPT)[1] را که هری مارکوویتز در سال ۱۹۵۲ ارائه کرد، می‌توان نخستین روش از روش‌های دقیق نامید. فرض اساسی در مدل مارکوویتز نرمال بودن توزیع بازده‌هاست که این ادعا از سوی مندلبرت[2] (۱۹۶۳) و فاما[3] (۱۹۶۵) رد شد. آن‌ها در تحقیقات خود دریافتند که توزیع بازده‌ها برخلاف ادعای مارکوویتز، غیرنرمال و دارای چولگی است (راعی و سعیدی، ۱۳۸۳). بر این اساس مدل میانگین ـ نیمه‌واریانس جایگزین مدل اولیه مارکوویتز گردید. در مدل مذکور فقط نوسان‌های منفی بازده، ریسک سرمایه‌گذاری را شکل می‌دهند. روش‌های دقیق، علاوه بر اینکه بر مفروضاتی گاه غیرواقعی مبتنی هستند، زمان‌بر هستند؛ به‌گونه‌ای زمان دستیابی به پاسخ بهینه متناسب با ابعاد مسئله به‌صورت نمایی افزایش می‌یابد (فتاحی و آرام، ۱۳۹۲).

برخلاف روش‌های دقیق، روش‌های تقریبی جواب‌های نزدیک به نقطه بهینه را در زمان کوتاه به‌دست می‌آورند. الگوریتم‌های تکاملی[4] نوعی روش بهینه‌یابی تقریبی است که بدون اعمال هیچ گونه محدودیتی و فقط با داشتن تابع هدف می‌توانند به یافتن جواب بهینه اقدام نمایند. الگوریتم‌های تکاملی با توجه به تعداد اهداف مدنظر و شاخص‌هایی که باید بهینه شوند، به دو دسته شامل الگوریتم‌های تکاملی تک هدفه[5] و الگوریتم‌های تکاملی چند هدفه[6] تقسیم‌بندی می‌شوند. الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه که طی دهه‌های اخیر مطرح شده‌اند، می‌توانند به‌طور هم‌زمان چندین شاخص را بهینه نمایند (سرینیواس و دب[7]، ۱۹۹۵).

از مطرح‌ترین الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه ارائه شده می‌توان به الگوریتم ژنتیک چند هدفه (MOGA)[8] الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA)[9]، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبود یافته (NSCAII)، الگوریتم تکاملی قدرت پارتو (SPEA)[10] و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبود یافته (SPEA2) اشاره نمود (واچهانی، دابهی و پارجاباتی[11]، ۲۰۱۵). الگوریتم ژنتیک چند هدفه توسط فونسکا و فلمینگ[12] (۱۹۹۳) با توسعه الگوریتم بهینه‌سازی تک‌هدفه ارائه گردید. در این الگوریتم، به هریک از جواب‌ها رتبه‌ای متناسب با تعداد جواب‌های مغلوب آن‌ها تخصیص داده می‌شود. بهینگی در این الگوریتم زمانی حاصل می‌شود که اختلاف رتبه جواب‌های نامغلوب به حداقل ممکن برسد. ایراد وارد به این الگوریتم، کُندبودن آن در دستیابی به جواب بهینه است (واچهانی و همکاران، ۲۰۱۵). در الگوریتم

1. Modern Portfolio Theory(MPT)
2. Mandelbort
3. Fama
4. Evolutionary Algorithm (EA)
5. Single-Objective Evolutionary Algorithms (SOEAs)
6. Multi-Objective Evolutionary Algorithms (MOEAs)
7. Srinivas & Deb
8. Multi Objective Genetic Algorithm (MOGA)
9. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA)
10. Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)
11. Vachhani, Dabhi & Prajapati
12. Fonseca & Fleming

ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، همانند الگوریتم MOGA، جواب‌ها قبل از انتخاب شدن برای تشکیل نسل جدید، براساس درجه نامغلوب‌بودن انتخاب و رتبه‌بندی می‌شوند؛ به‌گونه‌ای که شانس انتخاب آن‌ها در مرحله بعد یکسان است. از آنجا که بهینه‌یابی در این الگوریتم مستلزم رتبه‌بندی‌های مکرر است؛ می‌توان آن را روش زمان‌بر در فرایند بهینه‌یابی دانست (گالیاشکی، توسف و کرسموف[1]، ۲۰۰۹). جهت رفع این ایراد، دب، پراتاپ، آگاروال و میاریوان[2] (۲۰۰۲) با بازنگری و بهبود الگوریتم NSGA به ارائه نسخهٔ بهبودیافته‌ای معروف به NSGAII اقدام کردند. در این الگوریتم، علاوه بر اینکه رتبه هریک از جواب‌ها بر اساس تعداد جواب‌های مغلوب تعیین می‌شود، به‌منظور حفظ تنوع جمعیت، میانگین فاصله دو جواب مجاور هر جواب که به فاصله ازدحام[3] معروف است نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد. جواب‌های نامغلوب به‌دست‌آمده از حل الگوریتم NSGAII برای مسئله، مرز پارتو[4] نامیده می‌شوند (ماسدو، گودینهو و آلوز[5]، ۲۰۱۷). الگوریتم تکاملی قدرت پارتو (SPEA) که در سال ۲۰۰۱ توسط زیتزلر و ثیلیه ارائه شد، از دیگر الگوریتم‌های تکاملی جهت بهینه‌یابی چندهدفه است. در این الگوریتم، ابتدا جواب‌های نامغلوب در آرشیو خارجی بر حسب قدرت نامغلوب بودن ثبت و نگهداری می‌شوند. سپس در فرایند بروز رسانی تمامی جواب‌های مغلوب و تکراری حذف می‌شوند. در مرحله بعد در یک رقابت دودویی[6] در جواب‌های موجود در آرشیو و جمعیت اولیه نسل جدید جواب‌ها شکل می‌گیرد. در مرحله آخر نیز، پس از ترکیب مجدد و جهش، جمعیت فرزندان (نسل جدید جواب‌ها) جایگزین جمعیت قدیم می‌شوند. مراحل فوق تا جایی تکرار می‌شوند تعداد نسل‌ها به حداکثر ممکن برسد (زیتزلر، لائومانس و ثیلیه[7]، ۲۰۰۱). در الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبود یافته (SPEA2) که توسط زیتزلر و همکاران (۲۰۰۱) به‌منظور تقویت SPEA ارائه شد، به جای به‌کارگیری روش خوشه‌بندی جهت حفظ تنوع جمعیت، از روش نزدیک‌ترین همسایه استفاده می‌شود (واچهانی و همکاران، ۲۰۱۵).

بهینه‌یابی پرتفولیوی سهام یک مسئله دو هدفه[8] شامل حداکثرسازی بازده و حداقل‌نمودن ریسک است، از این رو مناسب‌ترین روش جهت حل آن، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه است. به عبارت دیگر، هدف از بهینه‌ساختن پرتفولیو در این الگوریتم‌ها، یافتن پرتفولیوهای واقع روی مرز پارتو است. مرز پارتو یا به‌اصطلاح مجموعه پارتو[9] نشان‌دهندهٔ مکان هندسی پرتفولیوهایی است که در هر سطح از ریسک دارای بالاترین بازده مورد انتظار و در هر سطح از بازده مورد انتظار کمترین ریسک را دارند (کوستا و لورنکو[10]، ۲۰۱۵).

این مقاله به مقایسه عملکرد دو الگوریتم مطرح از الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه که در حوزهٔ بهینه‌سازی بسیار مورد توجه بوده‌اند، یعنی الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبود یافته (NSGAII)[11] و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو

1. Guliashki, Toshev & Korsemov
2. Deb, Pratap, Agarwal & Meyarivan
3. Crowding distance
4. Pareto Front
5. Macedo, Godinho & Alves
6. Binary tournaments
7. Zitzler, Laumanns & Thiele
8. Bi objective
9. Pareto Set
10. Costa & Lourenço
11. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGAII)

بهبود یافته (SPEA2)[1] با دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس در بورس اوراق بهادار تهران می‌پردازد. همچنین به‌منظور افزایش اطمینان نسبت به یافته‌ها، اقدام به انجام آزمون مقاومت از طریق مقایسه یافته‌ها با یافته‌های حاصل از مدل سنتی مارکوویتز می‌شود.

نوآوری پژوهش حاضر در مقایسه با دیگر پژوهش‌های صورت‌گرفته، در این است که این پژوهش به‌صورت هم‌زمان به مقایسهٔ عملکرد دو الگوریتم تکاملی NSGAII و SPEA2 در انتخاب پرتفولیوی بهینه با دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس می‌پردازد.

پیشینهٔ نظری پژوهش

بهینه‌سازی چندهدفه[2] جهت انتخاب پرتفولیوی سهام، شاخه‌ای از تصمیم‌گیری چند معیاری[3] محسوب می‌شود که در آن با استفاده از تکنیک‌های ریاضی، به‌طور هم‌زمان اقدام به شناسایی پرتفولیوی بهینه می‌شود. این روش‌ها زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرند که برای رسیدن به ترکیب بهینه، نیاز است بین دو یا چند هدف متناقض مانند افزایش بازده و کاهش ریسک موازنه برقرار شود (روئیز و همکاران[4]، ۲۰۲۰). با به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه، بیشتر از یک جواب در اختیار سرمایه‌گذاران قرار می‌گیرد؛ به‌گونه‌ای که هریک از این جواب‌ها نشان‌دهندهٔ نوعی موازنه بین اهداف مدنظر آن‌هاست (سیلوا، هرسل و سابرامانیان[5]، ۲۰۱۹). با توجه به تعریف ارائه شده از ریسک، مسئله انتخاب پرتفولیوی بهینه را می‌توان با رویکردهایی چون میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس اشاره کرد.

رویکرد میانگین – واریانس

این مدل که توسط مارکوویتز ارائه گردیده است، در سطوح معینی از بازده، میزان بهینه ریسک را بر حسب واریانس شناسایی می‌نماید. رابطه ۱ نشان‌دهنده تابع برازش چندهدفه و قیود این تابع، بر اساس مدل میانگین ــ واریانس است (مارکوویتز و تود[6]، ۲۰۰۰).

$$pt: F(x) = [f_1(x), f_2(x)] = \left[Min \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_i w_j \, Var_{ij} \, , Max \sum_{i=1}^{N} w_i \ \mu_i \right] \quad \text{رابطهٔ ۱)}$$

$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \; i = 1, 2, 3, \dots, N$$

1. Strength Pareto Evolutionary Algorithm2 (SPEA2)
2. Multi Objective Optimization
3. Multi Criteria Decision Making
4. Ruiz et al.
5. Silva, Herthel & Subramanian
6. Markowitz & Todd

که w_i و w_j وزن‌های اوراق بهادار i و j و Var_{ij} واریانس ریسک اوراق بهادار i و j و μ_i نیز میانگین بازده اوراق بهادار i می‌باشد. قید اصلی در تابع برازش نیز برابری مجموع وزن‌های اوراق بهادار با یک است. در رابطه ۱ دو تابع برازش متناقض از مدل میانگین واریانس وجود دارد که هدف اول یا $f_1(x)$، حداقل کردن ریسک پرتفولیوی است و هدف دوم یا $f_2(x)$، حداکثرکردن بازده پرتفولیوی در بورس اوراق بهادار تهران است.

رویکرد میانگین ــ نیمه‌واریانس

در مواردی که توزیع بازده سهام نامتقارن باشد، تشکیل پرتفولیو بر مبنای واریانس امکان دارد موجب از دست رفتن بازده مورد انتظار در حدهای بالا و پایین گردد. به همین دلیل در بسیاری از مدل‌ها محققان سعی کرده‌اند که به جای واریانس، مقدار نیم واریانس را حداقل نمایند. رابطه ۲ مسئله بهینه‌سازی پرتفولیو شامل تابع برازش چندهدفه و قیود این تابع با رویکرد مبتنی بر رویکرد میانگین ـ نیمه‌واریانس است (مهرجردی و راسای[1]، ۲۰۱۳).

$$pt: F(x) = [f_1(x), f_2(x)] = \left[Min \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_i w_j \, SVar_{ij} \, , Max \sum_{i=1}^{N} w_i \ \mu_i \right] \quad \text{رابطهٔ ۲)}$$

$$\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$$

$$0 \le w_i \le 1 \; i = 1, 2, 3, \dots, N$$

در رابطه فوق w_i و w_j وزن‌های هر یک از اوراق بهادار i و j و همچنین $SVar_{ij}$ معیار نیمه‌واریانس اوراق بهادار i و j و متغیر μ_i نیز میانگین بازده اوراق بهادار i می‌باشد. قید اصلی در تابع برازش نیز برابری مجموع کلیه وزن‌های اوراق بهادار با یک می‌باشد. در این رابطه دو تابع برازش متناقض از مدل میانگین ـ نیمه‌واریانس وجود دارد که هدف اول یا $f_1(x)$، حداقل کردن ریسک پرتفولیو و هدف دوم یا $f_2(x)$، حداکثرکردن بازده پرتفولیو است.

در فرایند انتخاب پرتفوی بهینه، احتمال یافتن جواب بهینه‌ای که به‌صورت هم‌زمان، تمامی توابع برازش مشخص شده در مسئله را بهینه‌سازی نماید، بسیار اندک است. باتوجه به ویژگی ذکر شده برای مسئله بهینه‌سازی پرتفولیو، از مناسب‌ترین روش‌های حل آن، الگوریتم‌های تکاملی چند هدفه (MOEAs) از جمله الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبود یافته و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبودیافته (SPEA2) می‌باشند (ماسدو و همکاران، ۲۰۱۷).

الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبود یافته

الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبود یافته (NSGAII) توسط دب و همکاران (۲۰۰۲) با بازنگری و بهبود الگوریتم NSGA جهت بهینه‌یابی چند هدفه ارائه شد. در این الگوریتم علاوه بر اینکه رتبه هریک از جواب‌ها بر اساس تعداد جواب‌های مغلوب تعیین می‌گردد، به‌منظور حفظ تنوع جمعیت، از معیاری تحت عنوان معیار تراکم[2] استفاده می‌شود. با

1. Mehrjerdi & Rasay
2. Density Measure

داشتن رتبه و معیار تراکم هر جواب، جمعیت لازم برای یافتن نسل بعدی جواب‌ها شکل می‌گیرد. چنانچه دو جواب رتبه یکسانی داشته باشند، در آن صورت جوابی که معیار تراکم بالاتری دارد جهت حضور در جمعیت جدید انتخاب می‌شود. با استفاده از جواب‌های انتخاب شده، عمل تقاطع و جهش صورت گرفته و جمعیتی جدید از فرزندان و جهش‌یافتگان جدید تولید می‌گردد و سپس جمعیت جدید با جمعیت اصلی ترکیب و جمعیت جدیدتر تشکیل می‌شود. جمعیت جدید ابتدا برحسب رتبه به‌صورت صعودی مرتب می‌گردند. چنانچه اعضایی از جمعیت دارای رتبه یکسانی باشند، در آن صورت بر حسب معیار تراکم و به‌صورت نزولی مرتب می‌شوند. در مرحله آخر نیز برابر با تعداد جواب‌های جمعیت اصلی، گزینه‌های بالای فهرست انتخاب می‌گردند و بقیه اعضای جمعیت کنار گذاشته می‌شوند. اعضای انتخاب شده جمعیت نسل بعدی را تشکیل داده و چرخه مذکور در این بخش تا محقق شدن شروط تعریف شده برای خاتمه الگوریتم، تکرار می‌گردد.

یکی از مسائل مهم در مالی و سرمایه‌گذاری که با الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب بهبودیافته قابل حل است، بهینه‌سازی پرتفولیو است. مراحل انتخاب پرتفولیوی بهینه با الگوریتم NSGAII بر اساس آنچه در قسمت قبل گفته شد، طی مراحل زیر صورت می‌گیرد (کائوچیچ، مرادی و میرزازاده[1]، ۲۰۱۹):

مرحله ۱) **پرتفولیوهای ابتدایی** یا همان جمعیت اولیه (P_0) با اندازه N، در زمان t = ۰ تشکیل می‌شوند.

مرحله ۲) توابع ترکیب و جهش روی جمعیت اولیه (P_0) برای تولید جمعیت فرزندان Q_0 با اندازه N اعمال می‌گردد.

مرحله ۳) در صورت حصول شرایط خاتمه، الگوریتم متوقف می‌شود.

مرحله ۴) محاسبه معیار برازش از طریق مجموع جمعیت اولیه و فرزندان:

رابطهٔ ۳) $$R_t = P_t \cup Q_t$$

که R_t معیار برازش، P_t جمعیت اولیه و Q_t جمعیت فرزندان در زمان t است.

مرحله۵) الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب جهت تشخیص جبهه‌های پارتو نامغلوب($F_1, \dots, F_k$) در R_t به‌کار گرفته می‌شود.

مرحله ۶) به ازای i=۱, ۲, ۳, …, k مرحله‌های زیر را انجام پذیرد:

مرحله ۶-۱) معیار تراکم جواب‌ها در جبهه پارتو iام (F_i) استخراج می‌گردد.

مرحله ۶-۲) جمعیت جواب‌های P_{t+1} به‌صورت زیر مشخص می‌گردد:

حالت۱) اگر $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$ باشد در آن صورت $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$ فرض می‌شود.

حالت۲) اگر $|P_{t+1}| + |F_i| >$ باشد درآن صورت تعداد $N - |P_{t+1}|$ از جواب‌های با کمترین مقادیر فاصله ازدحامی به P_{t+1} اضافه گردد.

مرحله ۷) اعمال توابع ترکیب و جهش روی P_{t+1} تا جایی که تعداد جمعیت Q_{t+1} برابر N شود.

مرحله ۸) برگشت به مرحله ۳.

1. Kaucic, Moradi & Mirzazadeh

الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبودیافته

الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبودیافته SPEA2 به‌دلیل توانایی خاص آن در استخراج مقادیر برازش شده در سطح وسیع و نیز ارائه معیاری جهت مقایسه جواب‌های نامغلوب، یکی دیگر از الگوریتم‌های مناسب جهت حل مسائل بهینه‌سازی چند هدفه مثل شناسایی پرتفولیوی بهینه است (ماسدو و همکاران، ۲۰۱۷). فرایند بهینه‌سازی پرتفولیوی بهینه در این الگوریتم طی مراحل زیر صورت می‌گیرد (زیتزلر و همکاران، ۲۰۰۱):

مرحله ۱) شناسایی ورودی‌های الگوریتم:

اندازه جمعیت N

اندازه آرشیو $\overline{N}$

حداکثر مقدار نسل‌ها T

مرحله ۲) یک جمعیت اولیه P_0 و یک آرشیو خالی ($\bar{P}_0 = 0$) ایجاد می‌شود.

مرحله ۳) محاسبه مقادیر برازش برای هر یک از پاسخ‌ها

مرحله ۱-۳) محاسبه میزان قدرت هر جواب طبق رابطه ۴:

رابطهٔ ۴) $$S(i) = |\{j | j \in P_t + \bar{P}_t \Lambda\, i > j\}|$$

که $S(i)$ معرف قدرت جواب i ام و i و j جواب‌ها یا پرتفولیوهایی هستند که مورد مقایسه قرار می‌گیرند.

مرحله ۲-۳) محاسبه معیار برازش خام[1] $R(i)$ طبق رابطه (۵):

رابطهٔ ۵) $$R(i) = \sum_{j \in p_t \cup E_t \,\&\, j>i} S(i)$$

که $R(i)$ معیار برازش خام یا اولیه جواب i ام است. در رابطه فوق، کوچک‌تر بودن j از i به‌معنای غلبه جواب j بر جواب i است

مرحله ۳-۳) معیار تراکم هر جواب طبق رابطهٔ ۶ استخراج می‌شود:

رابطهٔ ۶) $$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2}$$

در رابطه فوق، σ_i^k فاصله بین جواب i و kامین همسایگی نزدیک به آن است که به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

رابطهٔ ۷) $$K = \sqrt{N + \overline{\mathrm{N}}}$$

مرحله ۴-۳) محاسبه معیار برازش هر جواب از طریق مجموع برازش خام و معیار تراکم آن جواب طبق رابطهٔ ۸ به‌دست می‌آید.

1. Raw Fitness

$$F(i) = R(i) + D(i)$$ رابطهٔ ۸)

مرحله ۴) انتخاب محیطی: با انتقال تمامی جواب‌های نامغلوب $P_t \cup \bar{P}_t$ به مجموعه یا آرشیو $\bar{P}_{t+1}$، انتخاب محیطی[1]: صورت می‌گیرد. در پایان این مرحله ممکن است سه حالت به‌وجود آید:

الف) $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$ باشد، در این حالت فرایند انتخاب تکمیل می‌شود.

ب) $|\bar{P}_{t+1}| > \bar{N}$: در این حالت به تعداد $|\bar{P}_{t+1}| - \bar{N}$ جواب باید به روش تکراری با معیار σ^K، حذف شود. اگر چند جواب دارای کمترین فاصله باشند، در آن صورت دومین جواب با کمترین فاصله حذف می‌شود.

ج) اگر $|\bar{P}_{t+1}| \leq \bar{N}$ باشد در آن صورت به تعداد $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$ جواب مغلوب شده بر اساس مقادیر برازش آن‌ها از مجموعه $P_t \cup \bar{P}_t$ به مجموعه $|\bar{P}_{t+1}|$ اضافه می‌شود.

مرحله ۵) در صورت به‌وجود آمدن شرایط خاتمه، الگوریتم متوقف و جواب‌های $|\bar{P}_{t+1}|$ به‌عنوان جواب نهایی انتخاب می‌شود.

مرحله ۶) در صورت عدم برقراری شرایط خاتمه، با استفاده از تابع رقابت دودویی والدین را از مجموعه $|\bar{P}_{t+1}|$ انتخاب و با اعمال توابع ترکیب و جهش روی والدین به تعداد N فرزند ایجاد می‌شود. با انتقال فرزندان به مجموعه P_{t+1} به مقدار تکرارها یک واحد افزوده شده $(t = t + 1)$ و سپس مرحله ۳ اجرا می‌گردد.

پیشینه تجربی پژوهش

یانگ[2] (۲۰۰۶) با بسط و توسعه روش میانگین ـ واریانس کلاسیک و به‌کارگیری رویکرد بیزی سنتی برای عدم قطعیت‌های آینده و کاهش ریسک در الگوریتم ژنتیک اقدام به کنترل عدم قطعیت‌هایی نمود که مسبب مشکلاتی در روش بیزی سنتی بودند. علاوه بر این یانگ با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک چند هدفه تصادفی توانست نسبت به مدل ایستا، بهبود شایان توجهی را در فرایند بهینه‌یابی ایجاد نماید. چانگ، یانگ و چانگ[3] (۲۰۰۹) با انجام مطالعه‌ای اقدام به مقایسه عملکرد الگوریتمی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و مدل میانگین ـ واریانس نمودند. در این پژوهش از مدل مارکوویتز با استفاده از ریسک‌های مبتنی بر میانگین ـ واریانس، نیمه‌واریانس و واریانس با چولگی انتخاب شدند. نتایج حاصل از انجام این پژوهش نشان می‌دهد که مدل مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در مقایسه با مدل مارکوویتز از عملکرد بهتری برخوردار است. آناگانوستوپولوس و مامانیس[4] (۲۰۱۱) با انجام پژوهشی روی ۲۱۹۶ سهم اقدام به مقایسه عملکرد پنج الگوریتم تکاملی فرا ابتکاری با یک الگوریتم تکاملی حالت پایدار در فرایند انتخاب پرتفوی بهینه نمودند. چالش موجود در این پژوهش، وجود تابع هدف غیرخطی و محدودیت‌های گسسته است. نتیجه این پژوهش حاکی از برتری الگوریتم‌های چند هدفه، چه از بعد صرفه‌جویی در وقت و چه از منظر سهولت در حل، نسبت به الگوریتم تک‌هدفه پایدار است. چن و

1. Environmental selection
2. Yang
3. Chang, Yang & Chang
4. Anagnostopoulos & Mamanis

وانگ[1] (۲۰۱۵) با ارائه ترکیب الگوریتم‌های تکاملی و مدل‌های آماری، مدلی جهت انتخاب پرتفولیوی بهینه ارائه نمودند. این مدل در بازارهای رو به رشد و در حال رونق نتایج مطلوبی داشته است. زو[2] (۲۰۱۶) مشکلات مربوط به بهینه‌سازی پرتفولیو بهینه با در نظر گرفتن محدودیت‌های عددی را مورد بررسی قرار داد. وی برای بهینه‌سازی از کدهای مربوط به الگوریتم ژنتیک استفاده نمود. برای اینکه بتوان عملکرد الگوریتم ژنتیک را در این پژوهش بهتر ارزیابی کرد از برنامه‌نویسی درجه دوم نیز بهره گرفته شده است. ماسسه، اوتینو و نجنگا[3] (۲۰۱۷) در صدد بهینه‌سازی یک پورتفولیو سرمایه‌گذاری از طریق مقایسه بین مدل ـ میانگین واریانس و مدل پذیرش آستانه روی ۲۹ سهم در بورس کنیا برآمده‌اند. آن‌ها با استفاده از نسبت شارپ و نسبت سرتینو دریافتند که مدل پذیرش آستانه در مقایسه با مدل میانگین ـ واریانس در بازه‌های زمانی مختلف عملکرد بهتری را نشان نمی دهد. ماسدو و همکاران (۲۰۱۷) به استفاده از الگوریتم تکاملی چند هدفه شامل الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب NSGAII و الگوریتم تکاملی قدرت پارتو بهبودیافته SPEA2 در بهینه‌سازی پورتفولیو، در چارچوب میانگین ـ واریانس مشترک پرداخته اند. در این پژوهش از شاخص‌های تحلیل تکنیکی شناخته شده از قبیل قدرت نسبی، باند بولینگر، میانگین متحرک استفاده شده است. نتایج پژوهش آن‌ها نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم NSGAII به طور کلی از SPEA2 مناسب‌تر است. کائوچیچ و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی، سه استراتژی جهت انتخاب پرتفولیو بهینه برای سرمایه‌گذاران متضرر شامل نیمه‌واریانس، ارزش در معرض خطر و ترکیبی از هر دو روش، با استفاده از الگوریتم NSGAII و الگوریتم SPEA2 ارائه نمودند. نتایج این پژوهش نشان داد که الگوریتم NSGA II عملکرد مناسب‌تری نسبت به الگوریتم SPEA2 دارد. فترس، میری و میری[4] (۲۰۱۹) با انجام مطالعه‌ای به مقایسه عمکرد پرتفولیوهای بهینه در سطوح مختلف ریسک گریزی سرمایه‌گذاران با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی NSGAII و SPEA2 پرداختند. آن‌ها در این پژوهش دریافتند که الگوریتم SPEA2 در مقایسه با الگوریتم NSGAII عملکرد بهتری در انتخاب پرتفولیوی بهینه دارد.

تقی‌زاده یزدی، فلاح پور و احمدی مقدم (۱۳۹۵) با مقایسه عملکرد دو تکنیک برنامه‌ریزی فرا آرمانی و برنامه ریزی ترتیبی توسعه یافته از شهریور ۱۳۹۳ تا شهریور ۱۳۹۴ در بورس اوراق بهادار تهران دریافتند که مدل برنامه‌ریزی آرمانی ترتیبی توسعه یافته در مقایسه با برنامه ریزی فرا آرمانی از عملکرد بهتری برخوردار است. میرزایی، خدامی‌پور و پورحیدری (۱۳۹۵) با انجام پژوهشی طی سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۳ روی ۲۱۶ شرکت در بورس اوراق بهادار تهران دریافتند که استفاده از شاخص‌های تکنیکال باعث بهبود الگوریتم ژنتیک چند هدفه در انتخاب پرتفولیوی بهینه می‌گردد.

مرادی (۱۳۹۶) با به‌کارگیری الگوریتم چرخه آب چندهدفه روی ۳۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سالهای ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ و مقایسه نتایج آن با نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک چند هدفه و الگوریتم پرندگان چند هدفه، دریافت که الگوریتم چرخه آب چند هدفه از عملکرد بهتری برخوردار است. رضایی، فلاحتی و سهیلی (۱۳۹۷) با انجام پژوهشی به مقایسه الگوریتم‌های ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGAII) و الگوریتم تجمع ذرات چند هدفه با

1. Chen & Wang
2. Zhu
3. Masese, Othieno & Njenga
4. Fotros, Miri & Miri

روش کلاسیک مارکوویتز، طی سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۷ روی ۳۳۲ شرکت در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. با انجام این پژوهش مشخص شد که الگوریتم‌های NSGAII و الگوریتم تجمع ذرات چند هدفه در مقایسه با روش کلاسیک مارکوویتز، عملکرد بهتری دارند. مرادی و قویدل جیر سرائی (۱۳۹۷) با مقایسه عملکرد دو الگوریتم NSGAII و SPEA2 در بهینه‌سازی سبد سهام با معیار ارزش در معرض ریسک در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها حکایت از عملکرد بهتر الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII دارد. سلیمی، تقوی فرد، فلاح شمس و خواجه‌زاده دزفولی (۱۳۹۹) با بهره گیری از گشتاور با مراتب بالاتر و تئوری فرامدرن پرتفولیو در دو حالت فازی و غیرفازی با الگوریتم NSGAII دریافتند که فازی نمودن گشتاورها باعث بهبود عملکرد الگوریتم NSGAII در انتخاب پرتفولیوی بهینه می‌گردد.

با توجه به مطالعات صورت‌گرفته و ویژگی‌های خاص مسئله بهینه‌سازی پرتفولیو با رویکردهای میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس و نیز، توانمندی خاص الگوریتم SPEA2 در مقایسه با NSGAII، مقایسه عملکرد این دو الگوریتم در دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس می‌تواند به‌عنوان خلأ تئوریک مورد توجه قرار گیرد.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف نوعی پژوهش کاربردی است که نتایج آن می‌تواند مورد استفاده سرمایه‌گذاران حقیقی و حقوقی در بورس اوراق بهادار گیرد. همچنین بر حسب نوع داده‌ها، به‌دلیل استفاده از داده‌های کمی، یک پژوهش کمی به حساب می‌آید. از لحاظ جهت نیز این پژوهش پس‌رویدادی است، چون از داده‌های گذشته استفاده می‌شود.

داده‌های این پژوهش داده‌های ثانویه، شامل بازده سهام و واریانس آن و ضریب بتای سهام است که به‌روش کتابخانه‌ای و با استفاده از نرم‌افزار ره‌آورد نوین به‌عنوان پایگاه‌های اطلاعاتی تخصصی بازار سرمایه جمع‌آوری شده‌اند.

پژوهش حاضر برای یک دورهٔ زمانی ۱۷۴ ماهه (از مهر ۱۳۸۵ تا پایان اسفند ۱۳۹۹) در بورس اوراق بهادار تهران صورت گرفته است. جامعه آماری پژوهش را کلیه شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران که واجد شرایط زیر باشند، تشکیل می‌دهند:

- تاریخ پذیرش آن‌ها قبل از مهر سال ۱۳۸۵ باشد.
- طی دوره مورد بررسی از فهرست شرکت‌های بورسی حذف نشده باشد.
- وقفه بیش از ۶ ماه متوالی در طی دوره بررسی نداشته باشد.

با اعمال فیلترهای فوق، تعداد ۲۴۱ شرکت واجد شرایط بررسی شناسایی شدند که به‌دلیل ماهیت پژوهش و محدود بودن شرکت‌ها، بدون انجام نمونه‌گیری و به‌صورت سرشماری همه شرکت‌ها مورد بررسی قرار گرفتند.

فرضیه پژوهش

با توجه مزیت الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII که پیشینه نظری مورد اشاره قرار گرفت و نیز با توجه نتایج حاصل از مطالعات تجربی مورد اشاره در پیشینه تجربی، فرضیه تحقیق به‌صورت زیر شکل گرفته است:

الگوریتم SPEA2 در مقایسه با الگوریتم NSGAII، عملکرد بهتری در انتخاب پرتفولیـوی بهینـه در دو رویکـرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس دارد.

متغیرهای پژوهش

متغیرهای مورد استفاده در این پژوهش، بازده مورد انتظار و ریسک پرتفولیوهایی است که بـه‌عنـوان جمعیـت اولیـه وارد مدل می‌شوند.

بازده مورد انتظار پرتفولیو: بازده مورد انتظار پرتفولیو طبق رابطه ۹ به‌صورت زیر محاسبه شده است.

$$Er_P = \sum_{i=1}^{N} Er_i X_i \qquad \text{رابطهٔ ۹)}$$

که Er_P بازده مورد انتظار پرتفولیو و Er_i بازده مورد انتظار دارایـی i و X_i وزن دارایـی i در پرتفولیـو اسـت. Er_i از طریق میانگین هندسی بازده‌های تاریخی طبق رابطه زیر محاسبه شده است.

$$Er_i = \left[\prod_{i=1}^{n}(1 + r_{it})\right]^{\frac{1}{n}} - 1 \qquad \text{رابطهٔ ۱۰)}$$

که r_{it} بازده تحقق یافته دارایی i در دوره‌ی t و n تعداد مشاهدات می‌باشد. r_{it} طبق رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود:

$$r_{it} = \frac{P_{it+1}(1 + \alpha + \beta) - (P_{it} + C\alpha) + D_{it}}{P_{it} + C\alpha} \qquad \text{رابطهٔ ۱۱)}$$

در این رابطه P_{it} و P_{it+1} قیمت دارایی i در ابتدا و انتهای دوره t؛ αدرصد افـزایش سـرمایه از محـل آورده‌هـای نقدی، β درصد افزایش سرمایه از محل اندوخته‌ها و سود انباشته، C قیمت پذیره نویسی سهام جدید و D_{it} سود دارایی i در دوره t است.

ریسک پرتفولیو: ریسک پرتفولیو در رویکرد میانگین ـ واریانس طبق رابطه ۱۲ محاسبه می‌شود:

$$\sigma_P^2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} X_i X_j \sigma_{ij} \qquad \text{رابطهٔ ۱۲)}$$

که σ_{ij} کوواریانس بین بازده دو دارایی i و j است که از طریق رابطهٔ $\sigma_{ij} = E\{[(r_{it} - Er_i][(r_{jt} - Er_j]\}$ محاسـبه می‌شود.

همچنین در رویکرد میانگین ـ نیمه‌واریانس، نیمه‌واریانس پرتفولیو (S_P^2) طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$S_P^2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} X_i X_j S_{ij} \qquad \text{رابطهٔ ۱۳)}$$

که S_{ij} نیمه کوواریانس بین بازده دو دارایی i و j می‌باشد که طبق رابطه ۱۴ به‌دست می‌آید:

$$S_{ij} = E\{min[(r_{it} - Er_i), 0]min[(r_{jt} - Er_j), 0]\}$$ رابطهٔ (۱۴)

پارامترهای مورد نیاز جهت پیاده‌سازی NSGAII و SPEA2

پارامترهای لازم برای اجرای الگوریتم‌های پژوهش با نرم‌افزار متلب، به‌صورت جداگانه در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است.

جدول ۱. پارامترهای پیاده‌سازی الگوریتم NSGAII

پارامترهای پیاده‌سازی الگوریتم NSGAII	
تعداد متغیرهای بهینه‌سازی	۲۶۴
تعداد دوره‌های بهینه‌سازی	۱۰۰
حد بالای متغیرهای بهینه‌سازی	۱
حد پایین متغیرهای بهینه‌سازی	۰
اندازه جمعیت	۴۰
انتخاب نوع عملگر	چرخ رولت
نرخ جابجایی	۰/۷
نوع تابع جابه‌جایی	تک نقطه‌ای
نرخ جهش	۰/۳
تابع برازش	روابط ۱ و ۲

جدول ۲. پارامترهای پیاده‌سازی الگوریتم SPEA2

پارامترهای پیاده‌سازی الگوریتم SPEA2	
تعداد متغیرهای بهینه‌سازی	۲۶۴
تعداد دورهای بهینه‌سازی	۱۰۰
اندازه جمعیت	۵۰
حد بالای متغیرهای بهینه‌سازی	۱
حد پایین متغیرهای بهینه‌سازی	۰
اندازه آرشیو	۵۰
پارامتر K	$K = \sqrt{N_E + N_P}$
نرخ جابه‌جایی	۰/۷
نرخ جهش	۰/۳
تابع برازش	روابط ۱ و ۲

ارزیابی عملکرد پرتفولیو

ریسک پرتفولیو در این پژوهش با استفاده از انحراف معیار و نیمه انحراف معیار اندازه‌گیری شده است، از این رو مناسب‌ترین روش جهت ارزیابی عملکرد پرتفولیوهای مورد بررسی نسبت شارپ است. نسبت شارپ یا نسبت پاداش تغییرات به‌عنوان یک روش مبتنی بر انحراف معیار، از تقسیم اضافه بازده پرتفولیو به انحراف معیار پرتفولیو به‌صورت زیر به‌دست می‌آید.

رابطهٔ ۱۵)
$$SR_P = \frac{R_P - R_F}{\sigma_P}$$

در این رابطه، R_P نرخ بازده پرتفولیو، R_F نرخ بازده بدون ریسک و σ_P انحراف معیار بازده پرتفولیو می‌باشد. داشتن SR بالاتر نشان‌دهندهٔ عملکرد بهتر پرتفولیو است (زاکاموین و کوئکباکر[1]، ۲۰۰۹).

یافته‌های پژوهش

توصیف آماری متغیرهای پژوهش

توصیف آماری متغیرهای مورد استفاده در فرایند پیاده‌سازی الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 و سنجش عملکرد پرتفولیوهای انتخاب شده توسط الگوریتم‌های مذکور ، شامل مقاطع، بازده و ریسک سهام، میانگین روزهای معامله در هر ماه، ضریب بتا شامل مقاطع در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. توصیف آماری متغیرهای پژوهش

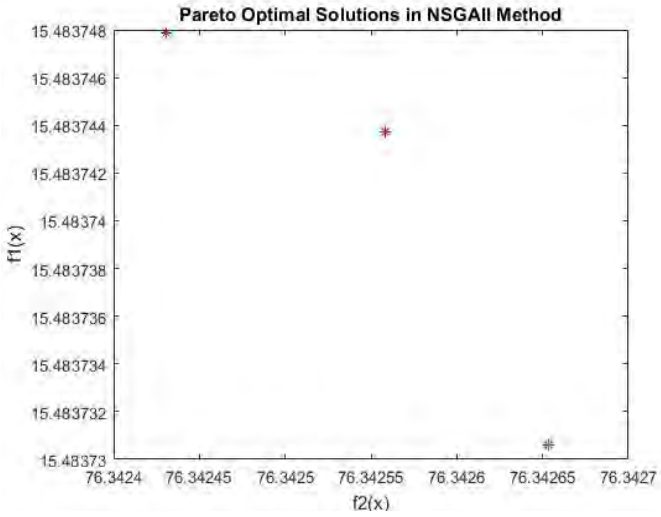
آماره	تعداد مقاطع	بازده مورد انتظار	ریسک	میانگین روزهای معاملات در ماه
میانگین	۱۴۱/۶۵	۳/۳۰	۱۶/۳۴	۱۴/۲۲
میانه	۱۴۶/۰۰	۳/۱۵	۱۴/۸۷	۱۵/۰۰
حداکثر	۱۵۶/۰۰	۱۰/۵۸	۹۸/۲۰	۱۸/۰۰
حداقل	۶۳/۰۰	۰/۶۶	۷/۳۳	۳/۰۰
انحراف معیار	۱۳/۷۳	۱/۳۴	۷/۲۰	۲/۹۷

شناسایی پرتفولیوهای بهینه

پس از استخراج متغیرهای مورد نیاز طبق جدول‌های ۱ و ۲، پرتفولیوهای بهینه طبق الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 وارد محیط نرم‌افزاری متلب شدند.

ابتدا با اجرای الگوریتم NSGAII در هر تکرار، جواب‌های واقع روی جبهه پارتو استخراج شدند. شکل ۱ جواب‌های نهایی جبهه پارتو جهت انتخاب پرتفولیوی بهینه توسط این الگوریتم پس از ۱۰۰ تکرار را نشان می‌دهد.

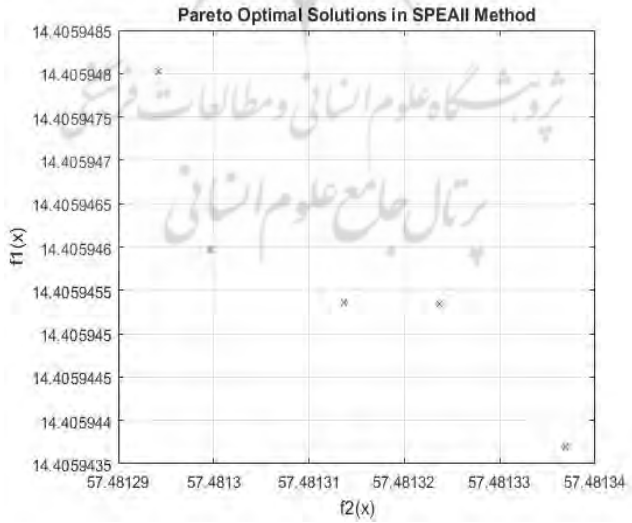
1. Zakamouline & Koekebakker



شکل ۱. نمودار جبهه پارتو با الگوریتم NSGAII

همان گونه که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، در الگوریتم NSGAII برای مسئله انتخاب پرتفولیوی بهینه دو تابع برازش متفاوت $f_1(x), f_2(x)$ وجود دارد که هر یک از این توابع به ترتیب بازده و ریسک در مسئله انتخاب پرتفولیوی بهینه را نشان می‌دهند.

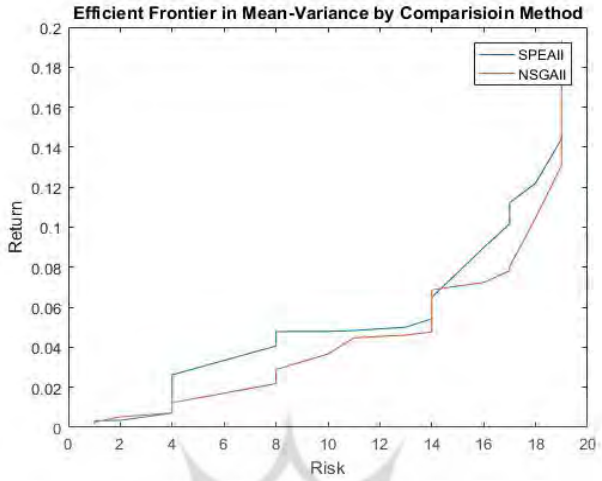
به‌طور مشابه با اجرای الگوریتم SPEA2 نیز در هر تکرار جواب‌های جبهه پارتو بهینه استخراج می‌شود. شکل ۲ نشان‌دهندهٔ جواب‌های نهایی جبهه پارتو جهت حل مسئله انتخاب پرتفولیوی بهینه با الگوریتم SPEA2 پس از ۱۰۰ تکرار است.



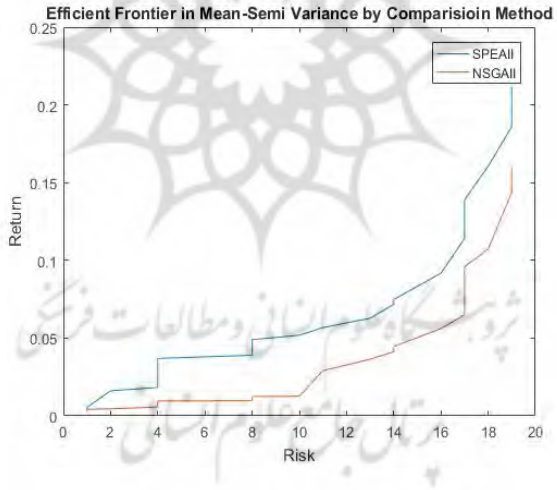
شکل ۲. نمودار جبهه پارتو با الگوریتم SPEA2

به‌طور مشابه شکل ۲ نشان‌دهندهٔ بهینه‌سازی چندهدفه برای انتخاب پرتفولیوی بهینه با دو تابع برازش متفاوت می‌باشد. توابع $f_1(x), f_2(x)$ به ترتیب بازده و ریسک پرتفولیوهاست.

بر اساس نمودار پارتو، مرز کارای حاصل از الگوریتم‌های NSGAII وSPEA2 در دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس در نرم افزار متلب استخراج شده و در شکل‌های ۳ و ۴ ارائه شده است.



شکل ۳. مرز کارای به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های پژوهش در مدل میانگین ـ واریانس



شکل ٤. مرز کارای به‌دست‌آمده الگوریتم‌های در مدل میانگین- نیمه‌واریانس

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، مرز کارای به‌دست‌آمده از الگوریتم SPEA2 در هر دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس در شرایط مطلوب‌تری از مرز کارای به‌دست‌آمده از الگوریتم NSGAII قرار دارد، که این به معنای عملکرد بهتر الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII در این دو رویکرد است.

آزمون فرضیه پژوهش

جهت بالا بردن قابلیت تعمیم یافته پژوهش، فرضیه پژوهش با استفاده از آزمون مقایسه میانگین دو جامعه مورد آزمون قرار می‌گیرد. برای این منظور ابتدا پرتفولیوهای بهینه در دوره‌های سه ماهه با الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 با دو

رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس به‌صورت جداگانه محاسبه و سپس با مقایسه میانگین نسبت شارپ پرتفولیوی‌های استخراج شده، فرضیه پژوهش به‌صورت جداگانه با دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس مورد آزمون قرار می‌گیرند.

جهت انجام آزمون مذکور، میانگین و واریانس نسبت شارپ برای پرتفولیوهای بهینه استخراج شده بر اساس الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 در دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس برای دوره‌های سه ماهه محاسبه و در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ٤. میانگین و واریانس نسبت شارپ پرتفولیوهای بهینه مبتنی بر الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2

	رویکرد میانگین – واریانس		رویکرد میانگین – نیمه‌واریانس	
	SPEA2	NSGAII	SPEA2	NSGAII
میانگین نسبت شارپ ASR	۱/۲۶	۰/۹۳	۱/۲۵	۰/۷۵
واریانس نسبت شارپ σ^2_{SR}	۰/۸۸	۰/۲۸	۰/۵۵	۰/۱۸
تعدادمشاهدات	۵۸	۵۸	۵۸	۵۸

بیان آماری فرضیه پژوهش عبارت است از:

$$H_0: ASR_{\text{SPEA2}} \leq ASR_{\text{NSGAII}}$$
$$H_1: ASR_{\text{SPEA2}} > ASR_{\text{NSGAII}}$$

آماره مورد نیاز جهت آزمون این فرضیه، طبق رابطه محاسبه می‌شود:

$$Z = \frac{(ASR_{\text{SPEA2}} - ASR_{\text{NSGAII}})}{\sqrt{\frac{\sigma^2_{\text{SPEA2}}}{n_1} + \frac{\sigma^2_{\text{NSGAII}}}{n_2}}}$$

رابطهٔ ۱۶)

آماره آزمون با استفاده از رابطه ۱۶ و نیز مقدار بحرانی Z در سطح خطای ۵ درصد در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵. نتایج آنجام آزمون فرضیه پژوهش

	میانگین ـ واریانس	میانگین ـ نیمه‌واریانس
آماره آزمون (Z)	۲/۳	۴/۵
مقدار بحرانی($Z_{./.۵}$)	۱/۶۵	۱/۶۵
نتیجه آزمون فرضیه	تأیید فرض H_1	تأیید فرض H_1

نتیجه آزمون فرضیه پژوهش در هر دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس نشان‌دهندهٔ برتری عملکرد الگوریتم SPEA2 به NSGAIIدر انتخاب پرتفولیوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران است.

جهت اطمینان بیشتر نسبت به یافته‌های پژوهش، آزمون برگشت[1] از طریق بررسی عملکرد واقعی پرتفولیوهای استخراج شده با الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 در سه ماه آخر سال ۱۴۰۰ صورت گرفته است. جدول ۶ نسبت شارپ تحقق یافته برای پرتفولیوهای استخراج شده با دو الگوریتم مورد بررسی در دو رویکرد مدنظر را نشان می‌دهد.

جدول ٦. نتایج آزمون برگشت

	رویکرد	میانگین ـ واریانس	میانگین – نیمه‌واریانس
نسبت شارپ	NSGAII	-۰/۰۲۱۰	۰/۴۲۱۹
	SPEA2	۰/۷۱۸۵	۰/۷۶۷۶

مشاهده می‌شود که طبق نتایج یافته‌های پژوهش، در عمل نیز الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII در رویکردهای دو گانه عملکرد بهتری دارد.

آزمون مقاومت

به‌منظور حصول اطمینان نسبت به برتری الگوریتم SPEA2 به‌عنوان الگوریتم برتر نسبت به مدل‌های زیربنایی، استواری[2] یافته پژوهش از طریق مقایسه عملکرد الگوریتم SPEA2 با مدل اولیه مارکوویتز مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای این منظور ادعا می‌شود که الگوریتم SPEA2 در مقایسه با مدل مارکوویتز از عملکرد بهتری در انتخاب پرتفولیوی بهینه برخوردار است. جهت آزمون ادعای مذکور، میانگین و واریانس نسبت شارپ پرتفولیوهای استخراج شده بر اساس الگوریتم SPEA2 و روش سنتی مارکوویتز جهت محاسبه آماره مورد نیاز طبق رابطه ۹ در جدول ۷ آورده شده است.

جدول ۷. میانگین و واریانس نسبت شارپ پرتفولیوهای بهینه بر اساس SPEA2 و مدل مارکوویتز

	SPEA2	MARKWITZ
میانگین نسبت شارپ ASR	۱/۲۶	۰/۶۲
واریانس نسبت شارپ σ_{SR}^2	۰/۸۸	۰/۱۱
تعداد مشاهدات	۵۸	۵۸

بیان آماری فرضیه مذکور عبارت است از:

$H_0: ASR_{\text{SPEA2}} \leq ASR_{MARKO}$

$H_1: ASR_{\text{SPEA2}} > ASR_{\text{MARKO}}$

آماره آزمون طبق رابطه ۱۶ برابر با ۴/۸۸۵ است. با توجه به اینکه آماره آزمون از مقدار بحرانی $Z_{./.5}$ =۱/۶۵ کوچک‌تر است، لذا ضمن پذیرش فرض H_1 در سطح خطای ۵درصد می‌توان ادعا نمود که الگوریتم SPEA2 عملکرد بهتری نسبت به مدل سنتی مارکوویتز دارد.

1. Back test
2. Robustness

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

پژوهش حاضر با هدف مقایسه عملکرد الگوریتم‌های ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب NSGAII و SPEA2 در انتخاب پرتفولیوی بهینه در دو رویکرد میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس در بورس اوراق بهادار صورت گرفته است. برای این منظور ابتدا پرتفولیوهای بهینه با دو الگوریتم مدنظر در دو رویکرد گفته شده برای دوره‌های سه‌ماهه در نرم‌افزار متلب شناسایی شدند. سپس مرز کارای مربوط به هر یک از این الگوریتم‌ها طبق دو رویکرد گفته شده با استفاده از نرم افزار متلب ترسیم گردیدند. با ترسیم مرز کارای حاصل از این الگوریتم‌ها با رویکردهای میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس، برتری الگوریتم SPEA2 به الگوریتم NSGAII مشخص گردید. به‌منظور افزایش اعتبار یافته پژوهش و قابلیت تعمیم آن به‌صورت علمی، از آزمون مقایسه میانگین‌ها استفاده گردید. برای این منظور ابتدا نسبت شارپ برای پرتفولیوهای مبتنی بر الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 در هر دو رویکرد مدنظر محاسبه شده و سپس میانگین نسبت شارپ پرتفولیوهای مبتنی بر این دو الگوریتم در دو رویکرد مدنظر در سطح خطای ۵درصد مورد آزمون قرار گرفتند. نتایج حاصل از انجام آزمون آماری، نشان‌دهندهٔ برتری الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII در هر دو رویکرد در سطح خطای ۵درصد است. نتایج این پژوهش با نتایج مطالعات کینگ و همکاران (۲۰۱۰)، فترس و همکاران (۲۰۱۹) و مرادی و قویدل جیر سرائی (۱۳۹۷) در خصوص برتری الگوریتم SPEA2 بر NSGAII منطبق و با نتیجه پژوهش ماسدو و همکاران (۲۰۱۷) و کائوسیچ و همکاران (۲۰۱۹) متفاوت است.

همچنین نتایج حاصل از آزمون مقاومت نشان داد که الگوریتم SPEA2 نسبت به مدل سنتی مارکوویتز در انتخاب پرتفولیوی بهینه از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین آزمون برگشت (بک تست) از طریق مقایسه عملکرد واقعی پرتفولیوهای استخراج شده با الگوریتم‌های NSGAII و SPEA2 در سه ماه آخر سال ۱۴۰۰صورت گرفته و نتیجه نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم SPEA2 نسبت به الگوریتم NSGAII در رویکردهای دو گانه میانگین ـ واریانس و میانگین ـ نیمه‌واریانس است.

با توجه یافته پژوهش مبنی بر برتری الگوریتم تکاملی SPEA2 بر NSGAII در انتخاب پرتفولیوی بهینه، به سرمایه‌گذاران حقوقی از قبیل شرکت‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک و همچنین سرمایه‌گذاران حقیقی، تحت هر شرایطی اعم از نرمال یا غیرنرمال بودن توزیع بازده‌ها از الگوریتم SPEA2 جهت انتخاب پرتفولیوی بهینه استفاده کنند. همچنین به محققان آتی پیشنهاد می‌شود که با توجه به گستردگی الگوریتم‌های تکاملی از قبیل الگوریتم اجتماع ذرات، الگوریتم تکامل تفاضلی، الگوریتم فاخته، الگوریتم خفاش، الگوریتم جست‌وجوی گرانشی، الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی و ... اقدام به طراحی الگوریتم‌های تلفیقی جهت انتخاب پرتفولیوی بهینه در رویکردهای مختلف نمایند.

منابع

تقی‌زاده یزدی، محمد رضا؛ فلاح‌پور، سعید و احمدی مقدم، محمد (۱۳۹۵). انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از برنامه‌ریزی فراآرمانی و برنامه‌ریزی آرمانی ترتیبی توسعه یافته. *تحقیقات مالی*، ۱۸(۴)، ۵۹۱- ۶۱۲.

راعی، رضا و سعیدی، علی (۱۳۸۳). *مبانی مهندسی مالی و مدیریت ریسک*. تهران. انتشارات سمت.

رضایی، اسداله؛ فلاحتی، علی و سهیلی، کیومرث (۱۳۹۷). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم تجمع ذرات سه هدفه. *فصلنامه نظریه‌های کاربردی اقتصاد*، ۵ (۴)، ۳۱-۵۲.

سلیمی، محمد جواد؛ تقوی فرد، محمد تقی؛ فلاح شمس، میرفیض و خواجه‌زاده دزفولی، هادی (۱۳۹۷). بهینه‌یابی تکاملی چهارهدفه فازی و غیرفازی سبد سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۹(۳۶)، ۱-۱۶.

فتاحی، پرویز و آرام، یوسف (۱۳۹۲). *الگوریتم‌های فرا ابتکاری*. همدان: دانشگاه بوعلی سینا.

مرادی، مجتبی و قویدل جیرسرائی، مریم (۱۳۹۷). انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از الگوریتم‌های بهبودیافته ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب و الگوریتم پارتوی نیرومند با در نظر گرفتن ریسک بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی. *دانش سرمایه‌گذاری*، ۷(۲۸)، ۶۹- ۸۲.

مرادی، محمد (۱۳۹۶). بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم چرخه آب (W). *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۷(۲۰)، ۹-۳۲.

میرزائی، حمید رضا؛ خدامی‌پور، احمد و پورحیدری، امید (۱۳۹۵). بررسی کاربرد الگوریتم ژنتیک چند هدفه در بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از شاخص‌های تکنیکال. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۷(۲۹)، ۶۷- ۸۴.

References

Anagnostopoulos, K. P. & Mamanis, G. (2011). The mean–variance cardinality constrained portfolio optimization problem: An experimental evaluation of five multiobjective evolutionary algorithms. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 14208-14217.

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.

Chen, Y. & Wang, X. (2015). A hybrid stock trading system using genetic network programming and mean conditional value-at-risk. *European Journal of Operational Research*, 240(3), 861-871.

Costa, N. R. & Lourenço, J. A. (2015). Exploring Pareto Frontiers in the Response Surface Methodology. *World Congress on Engineering* (Berlin / Heidelberg: Springer, 2015), 399–412.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. & Meyarivan, T.A.M.T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2), 182-197.

Fatahi, P. (2015). *Metaheuristic Algorithmes*. Bu-Ali Sina University. (*in Persian*)

Fonseca, C. M. & Fleming, P. J. (1993) Genetic algorithms for multi-objective optimization: Formulation, discussion and generalization. *Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, 416–423.

Fotros, M. H., Miri, I. & Miri, A. (2020). Comparison of Portfolio Optimization for Investors at Different Levels of Investors' Risk Aversion in Tehran Stock Exchange with Meta-Heuristic Algorithms. *Advances in Mathematical Finance & Applications*, 5 (1), 1-10

Guliashki, V., Toshev, H. & Korsemov, C. (2009). Survey of Evolutionary Algorithms Used in Multiobjective Optimization. *Bulgarian Academy of Sciences*, 60, 42-54.

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), 23-39.

Macedo, L. L., Godinho, P. & Alves, M. J. (2017). Mean-semi variance portfolio optimization with multi objective evolutionary algorithms and technical analysis rules. *Expert Systems with Applications*, 79, 33-43.

Markowitz, H. M. & Todd, G. P. (2000). *Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets* (Vol. 66). John Wiley & Sons.

Masese, J. M. Othieno, F. & Njenga, C. (2017). Portfolio Optimization under Threshold Accepting: Further Evidence from a Frontier Market. *Journal of Mathematical Finance*, 7(04), 941.

Mehrjerdi, Z. Y. Rasay, H. (2013). Comparison of Meta heuristic Techniques for Portfolio Optimization under Semi-Variance Risk Criterion using t test. *International Journal of Industrial Engineering & Production Management*, 24(2), 141-153.

Mirzaei, H., Khodamipour, A. & Pourheidari, O. (2016). Applying Multi objective Genetic Algorithms in Portfolio Optimization by Technical Indicators. *Financial Engineering &Securities Management*, 7(29), 67-84. (*in Persian*)

Moradi, M. & Ghavideljirsaraee, M. (2018). Optimal Stock Portfolio Selection Using Improved Non-dominated Sorting Genetic Algorithm and Robust Pareto Algorithm Considering Risk Based Conditional Value at Risk. *Investment Knowledge*, 7(28), 69-82. (*in Persian*)

Moradi, M. (2018). Portfolio Optimization in Tehran Stock Exchange by Water Cycle Algorithm. *Journal of Financial Management Prespective*, 7(20), 9-32. (*in Persian*)

Raei, R. & Saeedi, A. (2004). *Fundamentals of Financial Engineering and Risk Management.* Management Faculty of Tehran University press (UTP). (*in Persian*)

Rezaee, A., Falahati, A. & Sohaili, K. (2019). Portfolio Optimization Using Three-Objective Particle Swarm Optimization. *Quarterly Journal of Applied Theories of Economics*, 5(4), 31-52. (*in Persian*)

Ruiz, A. B., Saborido, R., Bermúdez, J. D., Luque, M., & Vercher, E. (2020). Preference-based evolutionary multi-objective optimization for portfolio selection: a new credibilistic model under investor preferences. *Journal of Global Optimization*, 76(2), 295-315.

Salimi, M.J., Taghavifard, M.T., Fallahshams, M. & Khajezadeh Dezfuli, H. (2018). Evolutionary 4-Objective Optimization Portfolio Algorithms for fuzzy and non-fuzzy selection. *Financial Engineering & Securities Management*, 9(36), 1-16. (*in Persian*)

Silva, Y.L.T. Herthel, A.B. & Subramanian, A. (2019). A multi-objective evolutionary algorithm for a class of mean-variance portfolio selection problems. *Expert Systems with Applications*, 133, 225-241.

Srinivas, N. & Deb, K. (1995). Multi-Objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms, *Evolutionary Computation*, 2(3), 221–248.

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

Vachhani, V., Dabhi, V. & Prajapati, H. (2015). Survey of Multi Objective Evolutionary Algorithms. *Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT), 2015 International Conference.*

Yang, X. (2006). Improving portfolio efficiency: A genetic algorithm approach. *Computational Economics*, 28(1), 1-29.

Zakamouline, V. & Koekebakker, S. (2009). Portfolio performance evaluation with generalized Sharpe ratios: Beyond the mean and variance. *Journal of Banking & Finance*, 33(7), 1242-1254.

Zhu, S. (2016). Research on the Portfolio Optimization Model under Quantitative Constraint Based on Genetic Algorithm. *Journal of Mathematical Finance*, 6(04), 465.

Zitzler, E., Laumanns, M. & Thiele, L. (2001). *SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm.* TIK-report, 103.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی