Industrial Management Studies
Vol. 23, No.77, Summer 2025; P 45-84
jims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/jims.2025.84024.2950

Original Research
Accepted: 17/08/2025
Revised: 27/7/2025
Received: 1/2/2025
eISSN: 2476-602X
ISSN: 2251/8029

Portfolio Formation Decisions and Optimal Allocation in Cryptocurrency Investments Considering Both Risk and Return

Iman Ebrahimi — Master of Business Administration, Faculty of Financial Sciences, Management and Entrepreneurship, University of Kashan, Kashan, Iran

Hadi Mokhtari * — Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

Mohammad Taghi Rezvan — Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

Abstract

In today's world, investment in the cryptocurrency market is regarded as one of the most attractive yet high-risk opportunities. Given the rapid growth of this market and its impact on the global economy, examining the importance and challenges associated with cryptocurrency investments is essential. This paper, as a novel contribution, simultaneously explores the design of a cryptocurrency portfolio and the subsequent optimal allocation of investments in this market, considering both risk and return. In the first stage, the focus is on constructing a portfolio in the cryptocurrency market using relevant indices. After forming this initial portfolio, capital allocation is optimized. This approach allows for the creation of a portfolio that aligns with the investor's risk preferences while also considering passive portfolio management. In the second stage, equally weighted portfolios are created relative to the market portfolio, as well as other portfolios selected based on criteria such as the highest market

* Corresponding Author: mokhtari_ie@kashanu.ac.ir
How to Cite: Ebrahimi, I., Mokhtari, H., Rezvan, M. T. (2025). Portfolio Formation Decisions and Optimal Allocation in Cryptocurrency Investments Considering Both Risk and Return, *Industrial Management Studies, 23(77),* 45-84.

capitalization and the best risk-return ratios, using the Markowitz, Sharpe, and Sortino models. For the optimal allocation of these portfolios, metaheuristic algorithms based on particle swarm optimization are employed. The results show that portfolios including cryptocurrencies with the highest market capitalization exhibit lower risk, and the strategy based on the Sharpe model outperforms the other models.

Introduction

The rapid evolution of cryptocurrency markets has created both opportunities and challenges for investors. Unlike traditional assets, cryptocurrencies are highly volatile, decentralized, and driven by technological innovations such as blockchain. These unique features demand new approaches to portfolio design and optimization. Traditional models, such as Markowitz's mean-variance theory, provide valuable foundations but are insufficient for capturing the complexity of crypto markets. Recent advances in heuristic and metaheuristic optimization have introduced promising tools to address these challenges. This study contributes by integrating portfolio formation with optimal allocation strategies while considering both risk and return. By employing passive management approaches alongside advanced optimization models, it seeks to create robust portfolios that reflect investors' preferences. The research particularly emphasizes evaluating the performance of different models, including Markowitz, Sharpe, and Sortino, in combination with metaheuristic methods, offering practical insights for effective decision-making in cryptocurrency investments.

Research Background

Portfolio optimization has long been a central topic in financial management, evolving from classical mean-variance models to more advanced risk-adjusted approaches. With the emergence of cryptocurrencies, scholars have increasingly focused on adapting these models to highly volatile, fast-growing markets. Prior studies have explored strategies such as equal-weight portfolios, maximum Sharpe ratio, and risk-parity allocations, often with mixed results. Additionally, machine learning and heuristic methods, including genetic algorithms and deep learning, have been applied to enhance prediction and asset allocation. However, most research addresses either portfolio formation

or allocation optimization in isolation. A gap remains in simultaneously considering both aspects under realistic conditions. Furthermore, studies on passive portfolio management in cryptocurrency markets are limited. This research addresses these gaps by combining index-based portfolio construction with optimal allocation through particle swarm optimization (PSO), benchmarking results against classical genetic algorithms and well-established financial models.

Method

The study employs a two-stage methodology. First, cryptocurrency portfolios are constructed using different strategies: market index portfolios, equally weighted portfolios, and portfolios based on criteria such as the highest market capitalization and superior return-to-risk ratios. These portfolios are then evaluated using three established financial models: Markowitz's mean-variance, Sharpe ratio, and Sortino ratio. In the second stage, the allocation of assets within each portfolio is optimized using the particle swarm optimization (PSO) algorithm, chosen for its ability to handle non-linear, NP-hard optimization problems. The PSO implementation is fine-tuned to balance exploration and exploitation, ensuring reliable convergence. To validate robustness, results are compared against those obtained from classical genetic algorithms. Data on the top 50 cryptocurrencies were collected from CRIX and Yahoo Finance over multiple horizons (30, 90, 180, and 365 days). Key performance metrics include return, variance, standard deviation, and risk-adjusted ratios, providing a comprehensive view of portfolio efficiency.

Discussion and Results

The findings indicate that portfolios composed of cryptocurrencies with the highest market capitalization consistently exhibit lower risk levels compared to alternatives. Among the evaluation models, the Sharpe-based strategy outperformed others, delivering superior risk-adjusted returns. The Sortino model also proved effective in emphasizing downside risk, aligning with investor concerns in volatile markets. Conversely, some Markowitz-based portfolios produced higher variance, highlighting the limitations of variance as a sole risk measure in cryptocurrency investments. Across different time horizons, return-to-standard deviation ratios provided robust selection criteria, particularly when optimized through PSO. Comparisons with the

genetic algorithm demonstrated PSO's efficiency in convergence and accuracy, especially in capturing optimal weight distributions. The results suggest that integrating metaheuristic optimization with traditional financial models significantly improves portfolio performance. Overall, evidence supports the importance of market capitalization and model choice in shaping effective investment strategies, with PSO-based Sharpe optimization yielding the most promising outcomes.

Conclusion

This research demonstrates that simultaneous portfolio formation and optimal allocation, when supported by advanced optimization techniques, can effectively balance risk and return in cryptocurrency investments. Portfolios weighted toward large-cap cryptocurrencies proved less risky, while the Sharpe model consistently delivered superior outcomes compared to Markowitz and Sortino. The application of particle swarm optimization enabled efficient identification of optimal weights, outperforming classical genetic algorithms in accuracy and stability. Importantly, the study highlights the relevance of passive portfolio management strategies in volatile digital markets, providing investors with practical tools to mitigate risks while maximizing returns. The findings emphasize the necessity of adopting scientific, data-driven methods rather than speculative approaches in crypto trading. Future research may extend this work by incorporating multi-objective optimization, hybrid algorithms, or alternative risk measures, offering deeper insights into dynamic portfolio strategies in evolving digital financial ecosystems.

Keywords: Cryptocurrency Market, Investment Portfolio, Risk-Return Ratio, Optimization Models, Particle Swarm Optimization Algorithm.

مقاله پژوهشی

تاریخ ارسال: ۱۴۰۳/۱۱/۱۳

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۵/۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۵/۲۶

ISSN: 2251/8029

eISSN: 2476-602X

مطالعات مدیریت صنعتی

سال بیست و سوم، شماره ۷۷، تابستان ۱۴۰۴، ص ۴۵ تا ۸۴

jims.atu.ac.ir

DOI: 10.22054/jims.2025.84024.2950

تصمیمات شکل‌دهی و تخصیص بهینه‌ی پرتفوی سرمایه‌گذاری رمزارز با در نظر گرفتن هم‌زمان ریسک و بازده

ایمان ابراهیمی — کارشناسی ارشد رشته مدیریت کسب‌وکار، دانشکده علوم مالی، مدیریت و کارآفرینی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

هادی مختاری * — دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

محمدتقی رضوان — استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

چکیده

سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها یکی از جذاب‌ترین اما پرریسک‌ترین فرصت‌های سرمایه‌گذاری در دنیای امروز به شمار می‌رود. رشد سریع این بازار و تأثیر آن بر اقتصاد جهانی، لزوم بررسی علمی و نظام‌مند این حوزه را برجسته می‌سازد. این پژوهش به‌عنوان یک نوآوری، به‌طور هم‌زمان به طراحی پرتفوی رمزارزی و تخصیص بهینه سرمایه با درنظرگرفتن ریسک و بازده می‌پردازد. در گام نخست، پرتفویی مبتنی بر شاخص‌های بازار رمزارزها ایجاد شده و سپس بهینه‌سازی وزن اجزای آن باهدف سازگاری با ترجیحات ریسک سرمایه‌گذاران انجام شد. مدیریت غیرفعال نیز به‌عنوان رویکردی مکمل مدنظر قرار گرفت. در ادامه، پرتفوهایی با وزن مساوی و همچنین پرتفوهای منتخب بر اساس بالاترین ارزش بازار و بهترین نسبت بازده به ریسک شکل گرفتند. برای بهینه‌سازی، از الگوریتم فراابتکاری بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) استفاده و نتایج مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفت. یافته‌ها نشان دادند که پرتفوی‌های متشکل از رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار، ریسک کمتری دارند و مدل شارپ در میان مدل‌های مورداستفاده، عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. همچنین، انتخاب پرتفوی بر اساس نسبت بازده به ریسک انحراف معیار نتایج مطلوبی به همراه داشت. درنهایت، پژوهش تأکید می‌کند

* نویسنده مسئول: mokhtari_ie@kashanu.ac.ir

که بهره‌گیری از استراتژی های علمی می‌تواند مدیریت ریسک را تسهیل کرده و بازدهی سرمایه‌گذاری را بهبود بخشد.

کلیدواژه‌ها: بازار رمزارزها، سبد سرمایه‌گذاری، نسبت بازده به ریسک، مدل‌های بهینه‌سازی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

بهینه‌سازی پرتفوی همواره یکی از موضوعات اصلی در مدیریت مالی بوده است، اما در بازارهای نوظهور مانند رمزارزها، پیچیدگی‌های خاصی دارد. بازار رمزارزها طی سال‌های اخیر به دلیل رشد چشمگیر و بازدهی بالا، توجه بسیاری از سرمایه‌گذاران را به خود جلب کرده است. این بازار که با معرفی بیت‌کوین آغاز شد، اکنون شامل هزاران رمزارز با ویژگی‌ها و کاربردهای متفاوت است. غیرمتمرکز بودن و عدم وابستگی به نهادهای مالی سنتی، همراه با فناوری بلاکچین که امنیت و شفافیت تراکنش‌ها را تضمین می‌کند، جذابیت ویژه‌ای به این حوزه بخشیده است.

از زمان ارائه نظریه پرتفوی Markowitz (۱۹۵۹)، مدل‌های مختلفی برای مدیریت سبد سرمایه‌گذاری معرفی شده‌اند. بااین‌حال، اضافه‌شدن محدودیت‌های واقعی باعث پیچیدگی این مسائل و تبدیل آن‌ها به چالش‌های NP-Hard شده است. به همین دلیل، پژوهشگران در دهه‌های اخیر به سمت استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری و روش‌های هوش مصنوعی گرایش پیدا کرده‌اند. این رویکردها به‌ویژه در بازار رمزارزها که با نوسانات شدید همراه است، کاربرد بالایی دارند.

بازار رمزارزها در حال حاضر شامل بیش از ۱۴،۵۰۰ رمزارز با ارزشی بالغ بر ۳ تریلیون دلار است. پس از ظهور بیت‌کوین در سال ۲۰۰۹، این بازار رشد شتابانی را تجربه کرده و سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱ به‌عنوان مقاطع کلیدی در پذیرش گسترده رمزارزها شناخته می‌شوند. تعداد دارندگان رمزارز در سطح جهانی از ۶۶ میلیون نفر در مه ۲۰۲۰ به بیش از ۲۹۵ میلیون نفر در دسامبر ۲۰۲۱ افزایش یافته است (Bruhn & Ernst, 2022). همچنین، مطالعات نشان می‌دهد که این بازار از یک حوزه نابالغ به بازاری نسبتاً بالغ تبدیل شده است (Wątorek et al., 2021).

باوجوداین، نوسانات بالای رمزارزها همچنان سرمایه‌گذاری در این حوزه را چالش‌برانگیز می‌سازد. نمونه بارز آن کاهش ۱۵ درصدی ارزش بیت‌کوین تنها طی چند ساعت، از ۱۳،۵۰۰ دلار به ۱۱،۵۰۰ دلار است (Inci, & Lagasse, 2019). چنین رخدادهایی نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاری در رمزارزها علاوه بر فرصت‌های سودآور، با

ریسک‌های بالایی نیز همراه است.

از سوی دیگر، طی قرن اخیر گرایش جهانی به سمت تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه و مبتنی بر الگوریتم افزایش یافته و این روند در بازار رمزارزها نیز قابل‌مشاهده است. به‌کارگیری روش‌های نوین مانند یادگیری ماشین و هوش مصنوعی می‌تواند تحلیل دقیق‌تر و مدیریت بهینه‌تری را فراهم آورد. با توجه به حضور گسترده سرمایه‌گذاران خرد و کلان و وجود ریسک‌های متنوع، طراحی مدل‌های نوین پرتفوی برای پوشش مناسب ریسک و افزایش اثربخشی سرمایه‌گذاری‌ها اهمیت بالایی دارد.

پیشینه پژوهش

انتخاب و تخصیص بهینه پرتفوی در بازار رمزارزها نیازمند استفاده از روش‌های بهینه‌سازی برای شناسایی بهترین ترکیب دارایی‌ها است. در طول سال‌ها، تکنیک‌های مختلفی برای بهینه‌سازی پرتفوی توسعه یافته‌اند، ازجمله روش میانگین-واریانس (MV[1]) که توسط مارکوویتز در سال ۱۹۵۹ معرفی شد، واریانس با چولگی (VwS[2]) که Samuelson در سال ۱۹۷۰ ارائه کرد، ارزش در معرض خطر (VaR[3]) که Jorion در سال ۱۹۹۷ مطرح کرد، ارزش در معرض خطر شرطی (CVaR[4]) که توسط Rockafellar & Uryasev در سال ۲۰۰۰ توسعه یافت، انحراف میانگین مطلق (MAD[5]) که Konno& Yamazaki در سال ۱۹۹۱ معرفی کردند و حداقل حداکثر (MM[6]) که یونگ در سال ۱۹۹۸ ارائه داد.

با شناسایی ویژگی‌های مثبت رمزارزها به‌عنوان یک نوع دارایی، برخی از تحقیقات به بررسی پرتفوی‌های خالص رمزارز با استفاده از روش‌های مختلف انتخاب و ارزیابی عملکرد آن‌ها پرداخته‌اند. رایج‌ترین استراتژی‌ها برای انتخاب پرتفوی شامل قانون وزن برابر (N/1) یا تنوع ساده، استراتژی بهینه سازی میانگین واریانس مارکوویتز، اصل برابری

1 Mean-Variance
2 Variance with Skewness
3 Value at Risk
4 Conditional Value at Risk
5 Mean Absolute Deviation
6 Minimum Maximum

ریسک، حداکثر نسبت شارپ و همچنین ایجاد پرتفوی CRIX[1] هستند (Elender و همکاران، ۲۰۱۸؛ Platanakis و همکاران، ۲۰۱۸؛ Brauneis و Mestel، ۲۰۱۹؛ Liu، ۲۰۱۹). Saxena و همکاران (۲۰۱۸) عملکرد مدل‌های ARIMA[2] و LSTM[3] را در پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین مقایسه کردند. Nakano و همکاران (۲۰۱۸) بازده بیت‌کوین را در یک بازه زمانی ۱۵ دقیقه‌ای با استفاده از ANN[4] و شاخص‌های تحلیل تکنیکال محاسبه کردند که منجر به بهبود عملکرد تراکنش‌های بیت‌کوین با هزینه تراکنش مناسب شد. Lahmiri & Bekiros (۲۰۱۹) نیز LSTM و معماری شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN[5]) را برای پیش‌بینی قیمت BTC[6]، Digital Cash و XRP[7] پیاده سازی کردند که RMS[8] حاصل برای LSTM نشان‌دهنده عملکرد بهتر آن نسبت به GRNN[9] بود. Chen و همکاران (۲۰۱۸)، اولین تحلیل اقتصادسنجی از خانواده CRIX را ارائه دادند که تقریباً بر اساس ۳۰ رمزارز ساخته شده بود و پوشش بالایی از سرمایه بازار داشت.

Alonso-Monsalve و همکاران (۲۰۲۰)، عملکرد مدل‌های CNN[10]، MLP[11]، CNN-LSTM[12] و شبکه‌های عصبی تابع مبنای شعاعی (RFNN[13]) را برای پیش‌بینی روند قیمتی شش رمزارز شامل BTC، Dash، ETH[14]، LTC[15]، XRP و XMR[16] مقایسه کردند. Pintelas و همکاران (۲۰۲۰) با بهره‌گیری از مدل های یادگیری عمیق (DL[17])، قیمت

1 CRyptocurrency IndeX
2 Autoregressive Integrated Moving Average
3 Long-Short Term Memory
4 Artificial Neural Network
5 Generalized Regression Neural Network
6 Bitcoin
7 Ripple
8 Root Mean Squares
9 Generalized Regression Neural Network
10 Convolutional Neural Network
11 Multilayer Perceptron
12 Convolutional Neural Network Long-Short Term Memory
13 Radial basis Neural Network
14 Etherium
15 Litecoin
16 Monero
17 Deep Learning

ســـاعتی رمزارزهـا را پیش‌بینی کردنـد و عملکرد مـدل‌هـای LSTM و Bi-LSTM را موردبررســـی قرار دادند. Akyildirim و همکاران (۲۰۲۱)، بازده روزانه و دقیقه‌ای ۱۲ رمزارز شـامل BCH[1]، BTC، Dash، EOS، ETC[2]، ETH، IOT[3]، LTC، OMG، XMR، XRP و ZEC[4] را با استفاده از چهار مدل یادگیری ماشین (ML[5]) شامل SVM[6]، رگرسیون لجســتیک، ANN و رگرســیون جنگل تصــادفی (RFR[7]) پیش‌بینی کردند. Parvini و همکاران (۲۰۲۲)، یک مدل پیش‌بینی دو مرحله‌ای شامل تبدیل موجک گسسته و LSTM برای پیش‌بینی بازده بیت‌کوین ارائه دادند. آن‌ها از داده‌های طلا، نفت، USOI، VIX، S&P 500، ETH، XRP و قیمت تاریخی BTC به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده اسـتفاده کردند.

Elender و همکاران (۲۰۱۸)، به بررسی رمزارزها به‌عنوان دارایی‌های سرمایه‌گذاری جایگزین پرداختند و همبســتگی قیمت آن‌ها با بیت‌کوین و بازدهی‌شــان را تحلیل کردند. Platanakis و همکاران (۲۰۱۸) تنوع پرتفوی رمزارزها را از طریق دو مدل N/1 و MV بررســی قرار دادند. Brauneis و Mestel (۲۰۱۹)، تأثیر تنوع‌بخشــی و کاهش ریســک در یک پرتفوی متشـکل از رمزارزها را در مدل MV تحلیل کردند. لئو (۲۰۱۹)، تنوع پرتفوی رمزارزها را با اسـتفاده از داده‌های ۱۰ رمزارز شـامل BTC، ETH، XRP، LTC، XLM[8]، Dash، NEM، Verge، Tether و XMR بین ســال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۸ مورد آزمایش قرار داد و عملکرد شش مدل مختلف را مقایسه کرد. Han و همکاران (۲۰۲۴) به بررسی مزایای تنوع‌بخشــی پرتفوی های مبتنی بر عوامل رمزارزی پرداخته و از روش های کمی برای ارزیابی عملکرد این پرتفوی ها در برابر پرتفوی های ســنتی بهره برده اســت. Bulut و همکاران (۲۰۲۴) با اسـتفاده از یک مدل تصــمیم‌گیری چندمعیاره در محیط فازی، عوامل

1 Bitcoin Cash
2 Etherium Classic
3 Helium
4 Zcash
5 Machine Learning
6 Support Vector Machine
7 Random Forest Regression
8 Stellar

خطر رمزارزها را ارزیابی کرده و نقش آن‌ها در پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری را تحلیل می‌کند. همچنین Boido, & Aliano (۲۰۲۵)، نقش رمزارزها در بهبود تنوع پرتفوی‌ها با استفاده از داده‌های بلندمدت و مدل‌سازی ریسک-بازده بررسی شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که اضافه کردن رمزارزها، خصوصاً در قالب توکن‌های بزرگ بازار، می‌تواند بازده پرتفوی را در برابر نوسانات بازارهای سنتی تقویت کند. بااین‌حال، محققان هشدار می‌دهند که تأثیر تنوع‌بخشی به شدت وابسته به زمان ورود و وزن تخصیصی رمزارزها در پرتفوی است و توصیه به استفاده محتاطانه از آن‌ها در پرتفوی‌های محافظه‌کارانه دارند.

توصیف مسئله

این مطالعه به بررسی روش‌ها و رویکردهایی برای انتخاب و تخصیص مؤلفه‌های پرتفوی با توجه به بازده و ریسک می‌پردازد. تحلیل هم‌زمان این دو موضوع برای سرمایه‌گذاران اهمیت ویژه‌ای دارد، اما برای دستیابی به بازده مطلوب و کاهش ریسک، باید ویژگی‌های خاص بازار رمزارزها نیز مدنظر قرار گیرد. پژوهش‌ها نشان می‌دهد که نوسانات شدید بازار رمزارزها تصمیم‌گیری در سرمایه‌گذاری را دشوار می‌کند. همچنین، پژوهش‌هایی که مدیریت غیرفعال پرتفوی را از منظر ریسک و بازده بررسی کنند، محدود هستند. این مقاله، به تحلیل شاخص بازار رمزارزها و تعدادی از رمزارزهای منتخب پرداخته و عملکرد پرتفوی‌های مختلف را با استفاده از معیارهای معتبر ارزیابی می‌کند. در ابتدا، یک پرتفوی نمونه طراحی‌شده که در آن تعداد، نوع و وزن رمزارزها تا حد ممکن ثابت باقی می‌ماند. سپس مقادیر مختلفی مانند بازده، واریانس و نسبت‌های مختلف محاسبه می‌شود. با استفاده از مدل‌ها و الگوریتم، وزن‌های بهینه برای هر رمزارز محاسبه شده و نتایج مقایسه می‌شوند. همچنین پرتفوی‌های دیگری بر اساس استراتژی‌های مختلف انتخاب خواهند شد تا عملکرد الگوریتم‌ها بهتر بررسی شود. تخصیص بهینه وزن‌های سرمایه‌گذاری عناصر پورتفوی، بر اساس مدل‌های مارکوویتز، شارپ و سورتینو صورت می‌گیرد. قبل از بیان مدل‌ها، نمادهای به‌صورت زیر معرفی می‌شوند:

i اندیس رمز ارز

n تعداد رمز ارز پورتفوی

w ماتریس وزن‌ها

w^T ترانهاده ماتریس وزن‌ها

Σ ماتریس واریانس_کوواریانس

μ بردار بازده رمزارزها

μ_{P_e} بازده مورد انتظار از پرتفوی

R_F یک معیار مرجع مناسب بازده (مقدار نرخ بهره بدون ریسک)

مدل مارکوویتز: هری مارکوویتز اولین بار نظر یه نوین انتخاب پرتفوی را مطرح کرد (مارکوویتز، ۱۹۵۲). وی مدل ریاضی بهینه‌سازی پرتفوی را بر اساس پارامترهایی مانند میانگین و واریانس ایجاد کرد که به همین دلیل به آن مدل میانگین - واریانس می‌گویند. این مدل بر به حداقل رساندن ریسک (واریانس) مشروط به بازده مورد انتظار دلالت دارد و درواقع رابطه بین ریسک و بازده مورد انتظار را تحلیل می‌کند.

$$\begin{aligned} &Min\, w^T.\sum.w \\ &St: \mu_{P_e} \le w^T.\mu \\ &\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \ge 0\ i = 1 \dots n \end{aligned} \qquad (۱)$$

مدل شارپ: مدل شارپ یکی از ابزارهای مهم در ارزیابی استراتژی‌های سرمایه‌گذاری است. تعیین اینکه کدام‌یک از دو استراتژی با بازده‌های مشابه، ریسک بیشتری دارد، اهمیت زیادی دارد. در حوزه مالی، معمولاً نوسانات بازده و دوره‌های افت سرمایه موردتوجه قرار می‌گیرد؛ بنابراین، اگر یکی از این استراتژی‌ها نوسان بیشتری داشته باشد، احتمالاً جذابیت کمتری خواهد داشت؛ حتی اگر بازده‌های تاریخی آن ممکن است گمراه‌کننده باشند. این چالش‌ها در مقایسه و ارزیابی ریسک موجب استفاده از نسبت

شارپ می‌شود. انحراف معیار به‌عنوان شاخص ریسک در نظر گرفته می‌شود. ویلیام شارپ، اقتصاددان برجسته‌ای که به خاطر ارائه مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای (CAPM) و توسعه نسبت شارپ در سال ۱۹۶۶ که در سال ۱۹۹۴ نیز به‌روزرسانی شد، برنده جایزه نوبل شد، این نسبت را معرفی کرد (شارپ، ۱۹۶۶؛ شارپ، ۱۹۹۴).

$$\begin{aligned} &Max\ (w^T.\mu) - R_F \\ &Min\sqrt{w^T.\sum.w} \\ &St: \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \geq 0\ i = 1 \dots n \end{aligned} \qquad (۲)$$

مدل سورتینو: نسبت سورتینو با این واقعیت به‌وجود آمده که نسبت شارپ، هر دو نوسان افزایش قیمت و کاهش قیمت را در مخرج کسر خود قرار داده درحالی‌که سرمایه‌گذاران و مدیران صندوق پوشش ریسک، عموماً زمانی‌که نوسان افزایش قیمت قابل‌توجهی وجود دارد، چندان نگران نیستند. آنچه از دیدگاه مدیریت ریسک موردتوجه است، نوسان کاهش قیمت و دوره‌های افت سرمایه است. درنتیجه، نسبت سورتینو به‌عنوان میانگین مازاد بازده تقسیم بر میانگین انحراف کاهش قیمت تعریف شده است (سورتینو و پرایس[1] ۱۹۹۴). معیار سورتینو، معیاری شبیه نسبت شارپ است؛ با این تفاوت که به‌جای انحراف معیار، از انحراف معیار منفی یا نامطلوب استفاده می‌کند. انحراف از معیار نامطلوب، معیاری از ریسک سرمایه‌گذاری است که به بررسی نوسانات منفی یا کمتر از میانگین نرخ بازده می‌پردازد.

$$\begin{aligned} &Max(w^T.\mu) - R_F \\ &Min\sqrt{w^T.\sum\nolimits_{-}.w} \\ &St: \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \geq 0\ i = 1 \dots n \end{aligned} \qquad (۳)$$

1 Sortino And Price

الگوریتم بهینه‌سازی ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) یک روش بهینه‌سازی الهام‌گرفته از طبیعت است که در سال ۱۹۹۵ برای حل مسائل بهینه‌سازی عددی با فضای جستجوی وسیع و بدون نیاز به اطلاعات گرادیان معرفی شد. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، چیزی فراتر از یک مجموعه ذرات است. هیچ‌کدام از ذرات به‌تنهایی قدرت حل هیچ مسئله‌ای را ندارند؛ بلکه هنگامی می‌توان به حل مسئله امیدوار شد که آن‌ها با همدیگر ارتباط و تعامل سازنده داشته باشند. درواقع، برای ازدحام ذرات، توانایی حل مسئله یک مفهوم اجتماعی است که از رفتار تک‌تک ذرات و تعامل میان آن‌ها به وجود می‌آید. در مرحله ابتدایی الگوریتم، ذرات با موقعیت تصادفی و سرعت‌های صفر ایجاد می‌شوند. در طی اجرای الگوریتم، موقعیت و سرعت هر ذره در مرحله $t+1$ ام از الگوریتم، با توجه به اطلاعات مرحله قبلی ساخته می‌شوند. اگر منظور از Z_j مؤلفه j ام از بردار Z باشد، آنگاه روابط (۴) و (۵) سرعت و موقعیت ذرات را تغییر می‌دهند.

$$v_{ij}[t+1] = wv_{ij} + c_1 r_1 y_{ij}[t] - x_{ij}[t] + c_2 r_2 \hat{y}_i[t] - x_{ij}[t] \quad (۴)$$

$$x_{ij}[t+1] = x_{ij}[t] + v_{ij}[t+1] \quad (۵)$$

در این روابط، w ضریب اینرسی، r_1 و r_2، اعدادی تصادفی با توزیع یکنواخت و در بازه $[0,1]$ هستند. همچنین c_1 و c_2 ضرایب یادگیری به‌حساب می‌آیند. r_1 و r_2 باعث تنوع در جواب‌ها می‌شوند و به این نحو، جست‌وجوی کامل‌تری روی فضا انجام می‌گیرد. c_1 ضریب یادگیری مربوط به تجارب شخصی هر ذره و در مقابل c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارب جمعی است.

اجراها و تجزیه‌وتحلیل نتایج

هدف این بخش، تحلیل داده‌های به‌دست‌آمده از اجرای پژوهش است. برای این منظور، ابتدا پرتفوی شاخص بازار رمزارزها در یک بازه زمانی مناسب که وزن رمزارزهای تشکیل‌دهنده در طولانی‌ترین مدت ثابت بماند، بازتولید می‌شود. سپس مقادیر مربوط به

بازده، واریانس، انحراف معیار، ضریب تغییرات، نسبت شارپ و نسبت سورتینو برای این پرتفوی محاسبه خواهد شد. پس‌ازآن، با توجه به مدل‌ها و الگوریتم موردبررسی در این مطالعه، وزن اجزای تشکیل‌دهنده پرتفوی بازار بهینه سازی شده و نتایج حاصل با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

داده‌ها و پرتفوی‌های منتخب

در این پژوهش به‌منظور بررسی و تحلیل پرتفوی بازار رمزارزها، داده های مربوط به شاخص CRIX از وب‌سایت Crix و اطلاعات خام رمزارزها از وب‌سایت Yahoo گردآوری شد. فرآیند پردازش و تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار پایتون انجام گرفت. بازه زمانی موردبررسی، ۲۰۲ روز بین ۲۱ مه ۲۰۲۳ تا ۸ دسامبر ۲۰۲۳ انتخاب شد که در این مدت اجزای پرتفوی شاخص بازار ازنظر تعداد، نوع و وزن ثابت نگه داشته شدند. علاوه بر پرتفوی شاخص، برای مقایسه و تحلیل دقیق‌تر عملکرد، مجموعه‌ای از پرتفوی‌های منتخب طراحی شد. این پرتفوی‌ها از میان ۵۰ رمزارز برتر ازنظر ارزش بازار در تاریخ ۲۱ مه ۲۰۲۳ انتخاب گردیدند.

پرتفوی‌های منتخب شامل موارد زیر است:

۱) پرتفوی منتخب شامل اجزای شاخص بازار رمزارزها (CRIX)

۲) پرتفوی منتخب با بالاترین ارزش بازار

۳) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) با استفاده از داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته

۴) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) با استفاده از داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته

۵) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) با استفاده از داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته

۶) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) با استفاده از داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته

۷) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) با استفاده از داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذشته

۸) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) با استفاده از داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذشته

۹) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) با استفاده از داده‌های تاریخی ۳۰ روز گذشته

۱۰) پرتفوی منتخب با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) با استفاده از داده‌های تاریخی ۳۰ روز گذشته

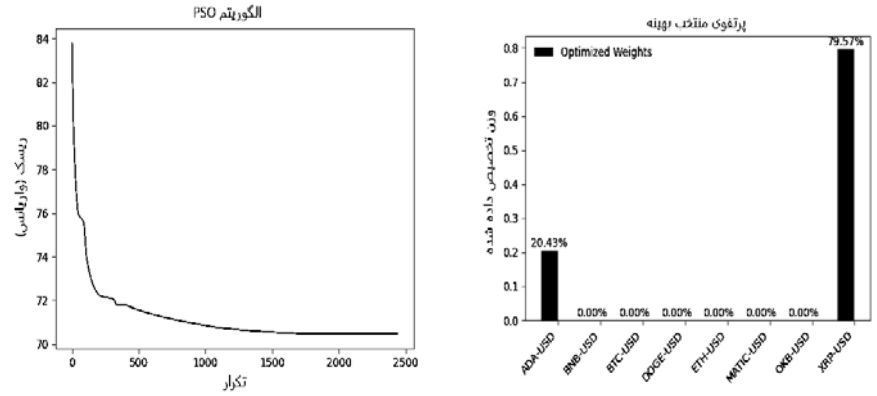
پیاده‌سازی الگوریتم

در این پژوهش پارامترهای الگوریتم PSO با دقت و بر اساس رویکرد تجربی و آزمون حساسیت تنظیم شده‌اند. انتخاب مقادیر پارامترها به نحوی صورت گرفت که ضمن حفظ تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری در فضای جستجو، همگرایی پایدار و جلوگیری از گرفتار شدن در مینیمم‌های محلی رعایت شود.

نتایج مدل مارکوویتز

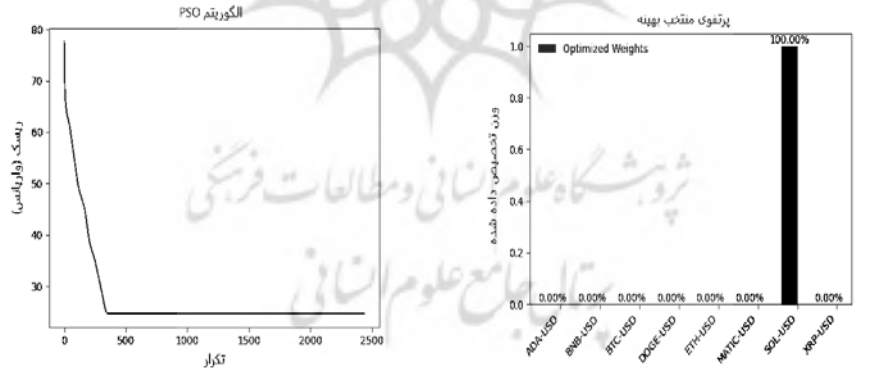
در این بخش، تمامی پرتفوی‌های منتخب، بر اساس مدل مارکوویتز و به روش حداقل بازده مورد انتظار و با استفاده از الگوریتم PSO، بهینه‌سازی خواهند شد. شکل (۱)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی شاخص بازار رمزارزها (پرتفوی ۱) را نمایش می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۵,۱۳، بازده ٪۰,۲۹ و ضریب تغییر برابر با ۱۷,۳۸ خواهد شد.

شکل ۱: همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۱



در شکل (۲)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱ (پرتفوی ۲) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۴,۷۴، بازده ٪۰,۷۵ و ضریب تغییر برابر با ۶,۲۹ خواهد شد.

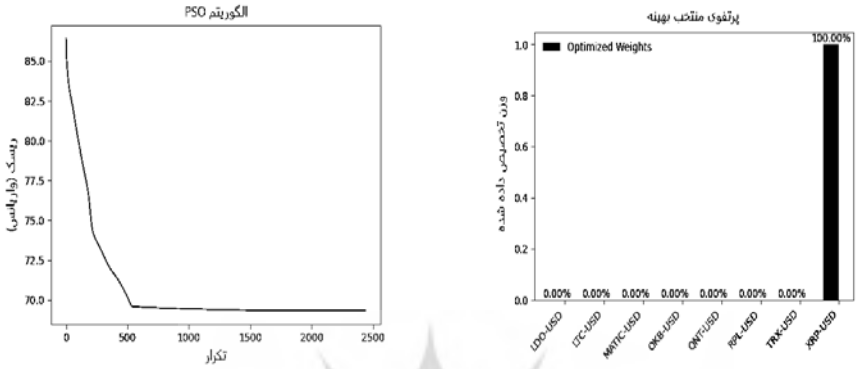
شکل ۲: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۲



در شکل (۳)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته (پرتفوی ۳) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۵,۸۳، بازده ٪۰,۳ و

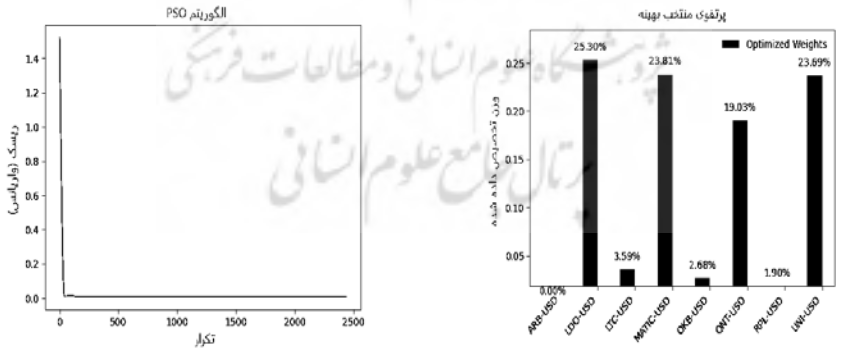
ضریب تغییر برابر با ۱۹,۰۲ خواهد شد.

شکل ۳: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۳



در شکل (۴)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته (پرتفوی ۴) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۹,۱، بازده ٪۱ و ضریب تغییر برابر با ۹,۱ خواهد شد.

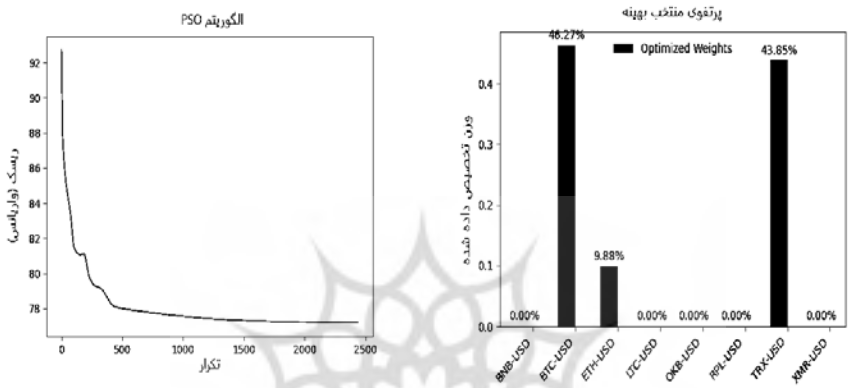
شکل ۴: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۴



شکل (۵)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت

بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۵) را نشان می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱,۷، بازده ٪۰,۲۲ و ضریب تغییر برابر با ۷,۴۸ خواهد شد.

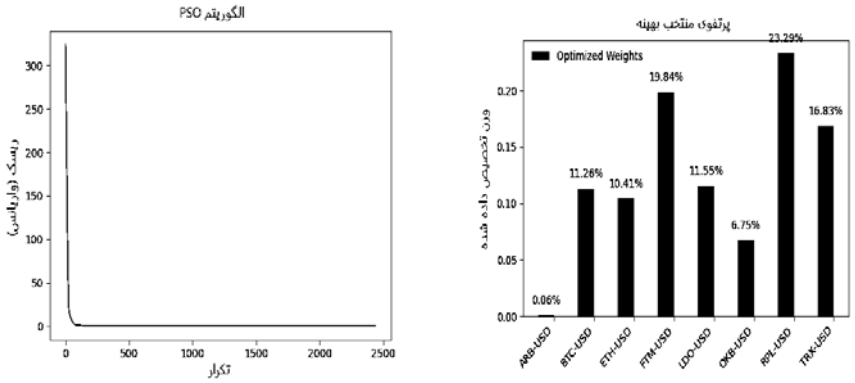
شکل ۵: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۵



شکل (۶)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۶) را نشان می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱۳,۲۲، بازده ٪۱ و ضریب تغییر برابر با ۱۳,۲۲ خواهد شد.

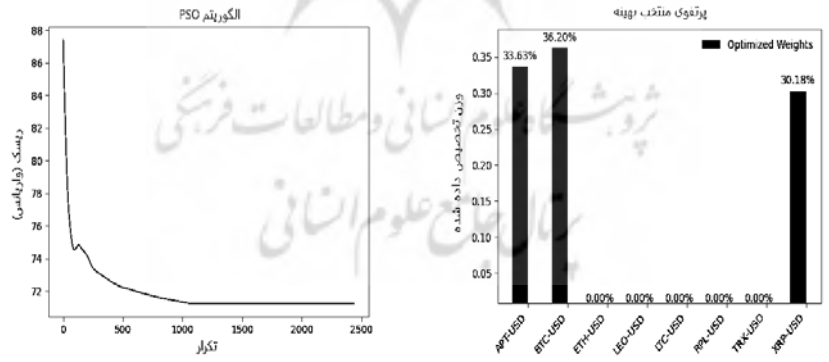
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

شکل ۶: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۶



شـــکل (۷)، نتایج همگرایی و تخصـــیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نســـبت بازده به ریسک (واریانس) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذ شته (پرتفوی ۷) نمایش می‌دهد. مقادیر حاصـل، شـامل ریسـک (انحراف از معیار) ٪۴,۹۲، بازده ٪۰,۲۸ و ضـریب تغییر برابر با ۱۷,۱۲ خواهد شد.

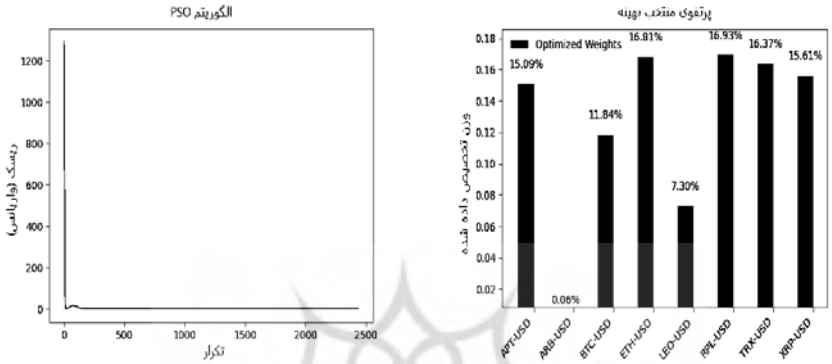
شکل ۷: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۷



شـــکل (۸)، نتایج همگرایی و تخصـــیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نســـبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذ شته (پرتفوی ۸)

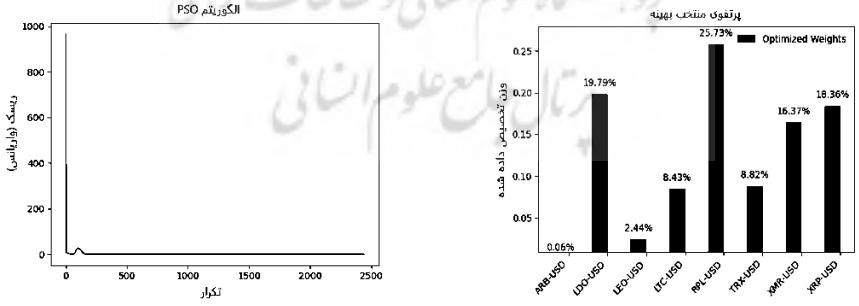
ا ست. مقادیر حا صل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱۲,۲۶، بازده ٪۱ و ضریب تغییر برابر با ۱۲,۲۶ خواهد شد.

شکل ۸: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۸



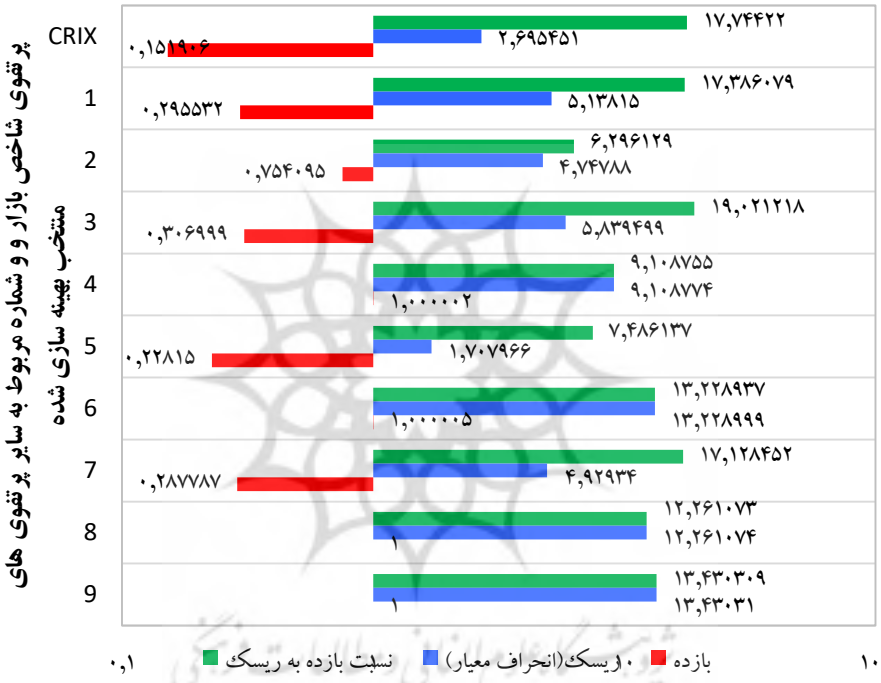
شـــکل (۹)، نتایج همگرایی و تخصـــیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نســـبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۰ روز گذشته (پرتفوی ۹) را نمایش می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱۳,۴۳، بازده ٪۱ و ضریب تغییر برابر با ۱۳,۴۳ خواهد شد.

شکل ۹: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۹



مقایسه نتایج حاصل از بهینه سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب به‌وسیله مدل مارکوویتز (حداقل بازده مورد انتظار)، بر اساس شکل (۱۰) مشخص می‌کند که بهترین پرتفوی ازنظر نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) مربوط به پرتفوی منتخب با استفاده از داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) است.

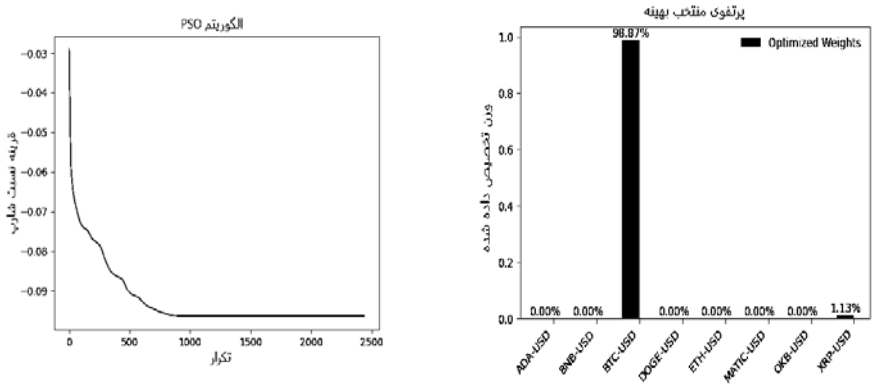
شکل ۱۰: مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بر اساس مدل مارکوویتز



نتایج مدل شارپ

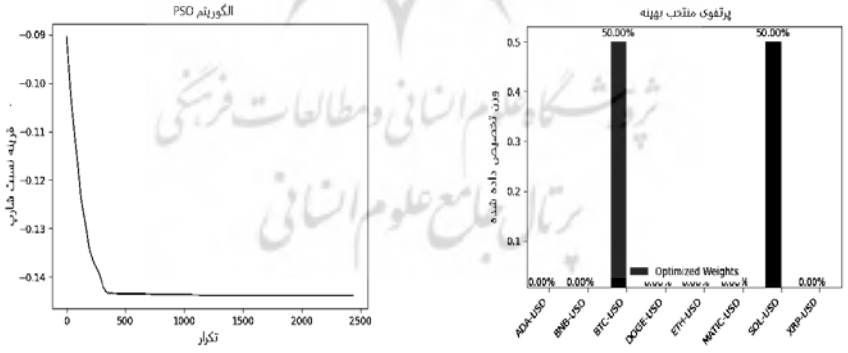
در این بخش تمامی پرتفوی‌های منتخب، بر اساس مدل شارپ و با استفاده از الگوریتم PSO، بهینه سازی خواهند شد. در شکل (۱۲)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی شاخص بازار رمزارزها (پرتفوی ۱) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۲,۰۵، بازده ٪۰,۲۶، ضریب تغییر ۷,۸ و نسبت شارپ برابر با ۰,۰۹ خواهد شد.

شکل ۱۱: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۱



نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱ (پرتفوی ۲) در شکل (۱۲) قابل‌مشاهده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ۳,۰۸٪، بازده ۰,۵٪، ضریب تغییر ۶,۰۶ و نسبت شارپ برابر با ۰,۱۴ خواهد شد.

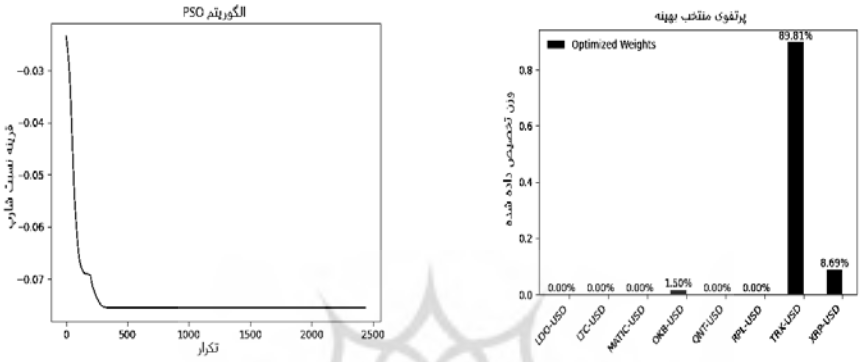
شکل ۱۲: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۲



شکل (۱۳)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته (پرتفوی ۳) نمایش

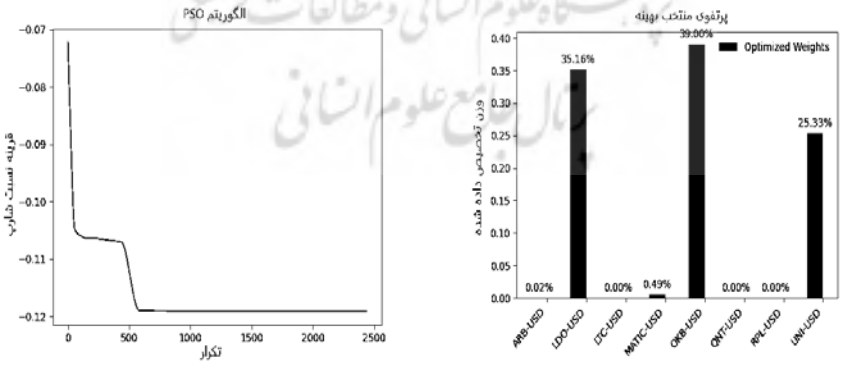
می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۲، بازده ٪۰,۲۱، ضریب تغییر ۹,۲۶ و نسبت شارپ برابر با ۰,۰۷ خواهد شد.

شکل ۱۳: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۳



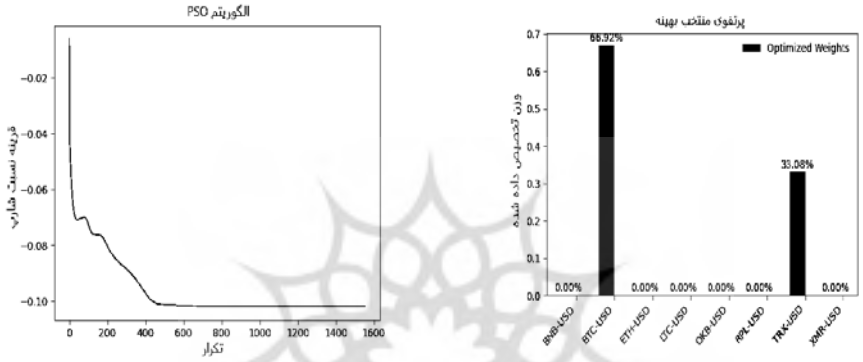
شکل (۱۴)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته (پرتفوی ۴) است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱۱,۷۵، بازده ٪۱,۴۶، ضریب تغییر ۸,۰۱ و نسبت شارپ برابر با ۰,۱۱ خواهد شد.

۱۴: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۴



در شکل (۱۵)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۵) است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱,۷۶، بازده ٪۰,۲۴، ضریب تغییر ۷,۱۹ و نسبت شارپ برابر با ۰,۱ خواهد شد.

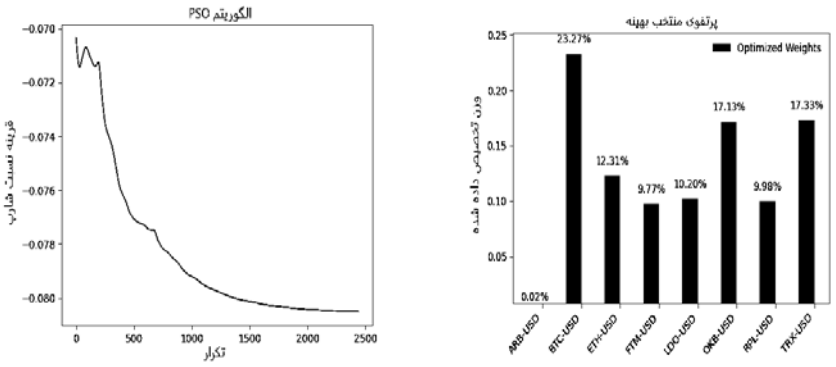
شکل ۱۵: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۵



شکل (۱۶)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۶) است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۴,۵۶، بازده ٪۰,۴۳، ضریب تغییر ۱۰,۵۵ و نسبت شارپ برابر با ۰,۰۸ خواهد شد.

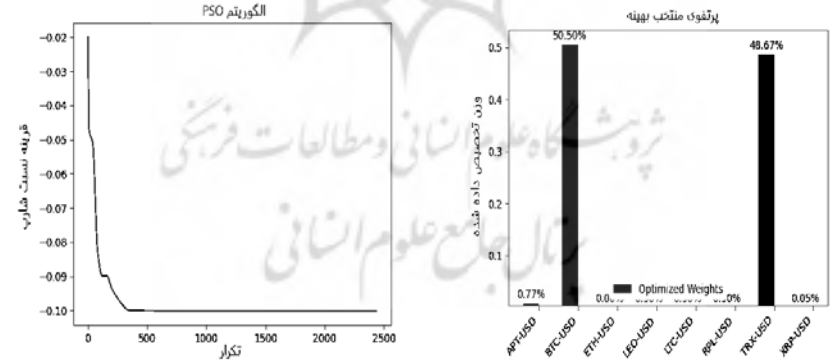
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

شکل ۱۶: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۶



شـکل (۱۷)، نتایج همگرایی و تخصـیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسـبت بازده به ریسـک (واریانس) بر اسـاس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذشـته (پرتفوی ۷) نشـان می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار) ٪۱,۷۱، بازده ٪۰,۲۳، ضریب تغییر ۷,۲۳ و نسبت شارپ برابر با ۰,۱ خواهد شد.

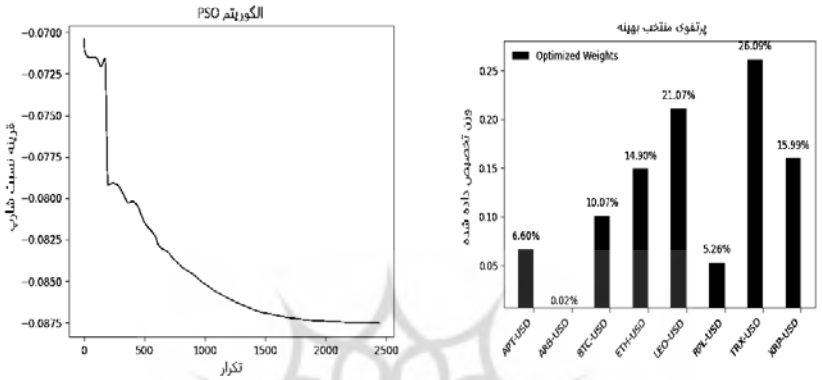
شکل ۱۷: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۷



شـکل (۱۸)، نتایج همگرایی و تخصـیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسـبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذ شته (پرتفوی ۸)

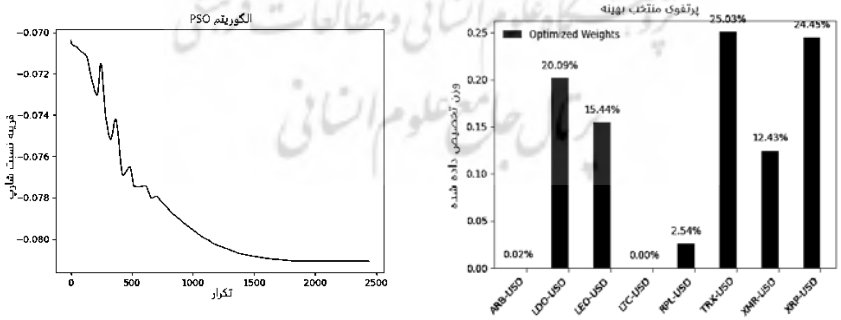
نمایش می‌دهد. مقادیر حاصـــل، شـــامل ریســـک (انحراف از معیار) ٪۳٫۸۱، بازده ٪۰٫۳۹، ضریب تغییر ۹٫۵۶ و نسبت شارپ برابر با ۰٫۰۸ خواهد شد.

شکل ۱۸: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۸



در شکل (۱۹)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۰ روز گذشته (پرتفوی ۹) نمایش داده شـده اسـت. مقادیر حاصـل، شـامل ریسـک (انحراف از معیار) ٪۴٫۸۳، بازده ٪۰٫۴۵، ضریب تغییر ۱۰٫۵۸ و نسبت شارپ برابر با ۰٫۰۸ خواهد شد.

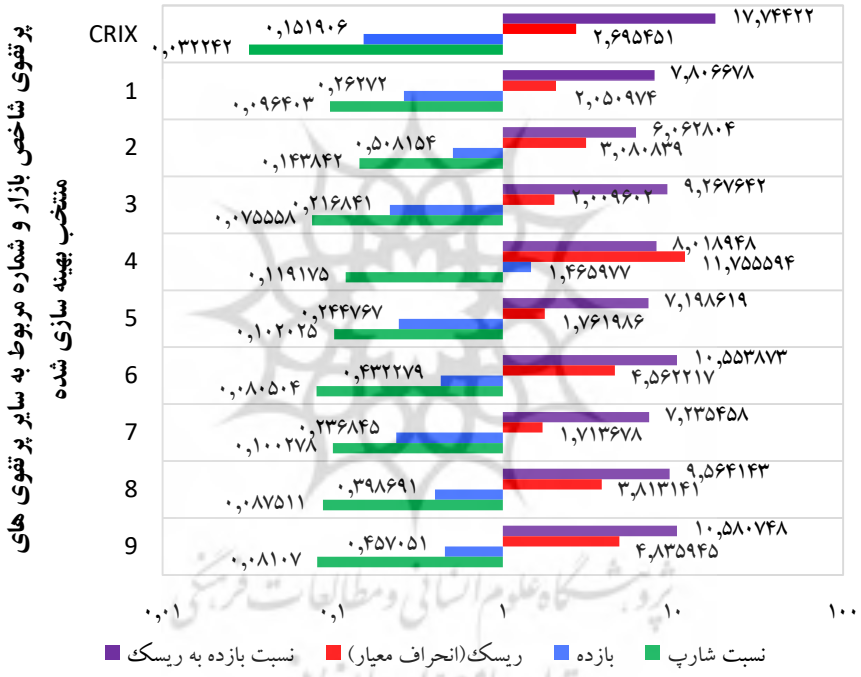
شکل ۱۹: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۹



مطابق با شکل (۲۱)، با مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب با مدل شارپ، مشخص شد بهترین پرتفوی ازنظر نسبت شارپ مربوط به پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روزه است.

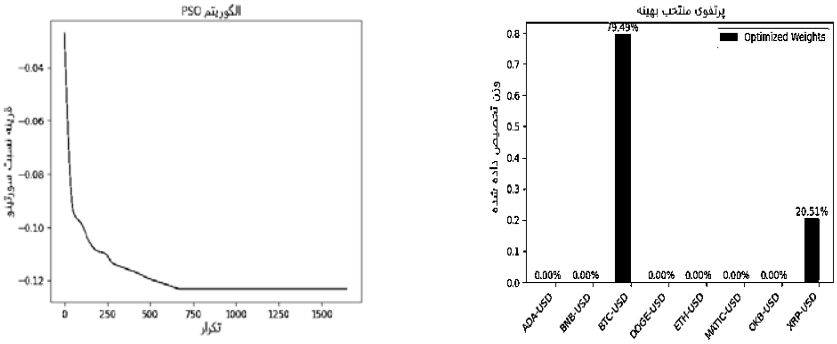
شکل ۲۰: مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه‌شده بر اساس مدل شارپ

نتایج مدل سورتینو



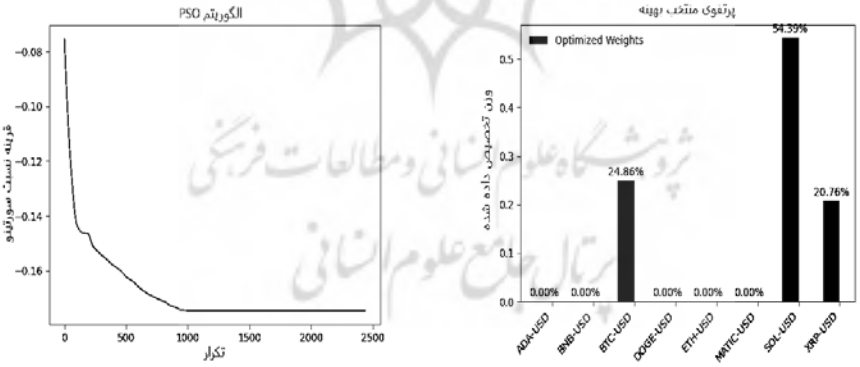
در این بخش تمامی پرتفوی‌های منتخب، بر اساس مدل سورتینو و با الگوریتم PSO، بهینه‌سازی خواهند شد. شکل (۲۱)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی شاخص بازار رمزارزها (پرتفوی ۱) را نشان می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱,۶۷، بازده ٪۰,۲۷، ضریب تغییر ۸,۶۵ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۱۲ خواهد شد.

شکل ۲۱: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۱



در شکل (۲۲)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱ (پرتفوی ۲) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۲,۷، بازده ٪۰,۵۴، ضریب تغییر ۶,۲۸ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۱۷ خواهد شد.

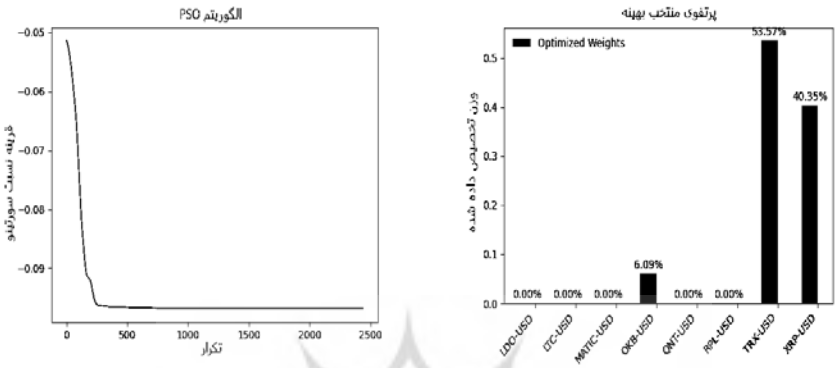
شکل ۲۲: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۲



نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذ شته (پرتفوی ۳) در شکل (۲۳) نمایش داده شده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱,۸۵، بازده

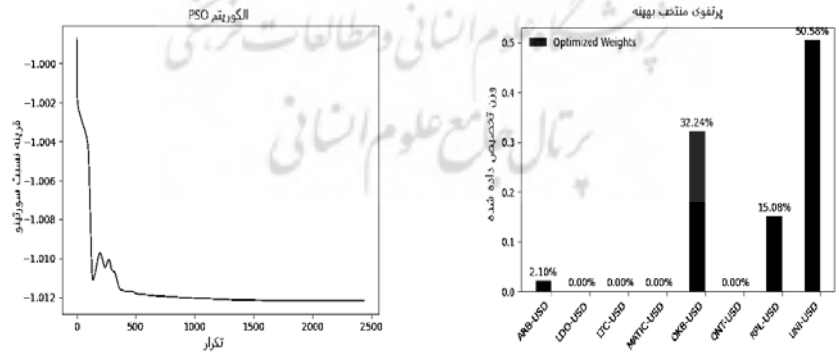
٪۰,۲۴، ضریب تغییر ۱۱,۹۹ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۰۹ خواهد شد.

شکل ۲۳: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۳



شکل (۲۴)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روز گذشته (پرتفوی ۴) را نمایش می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۳۲,۶۵، بازده ٪۳۳,۱۱، ضریب تغییر ۱۳,۴۶ و نسبت سورتینو برابر با ۱,۰۱ خواهد شد.

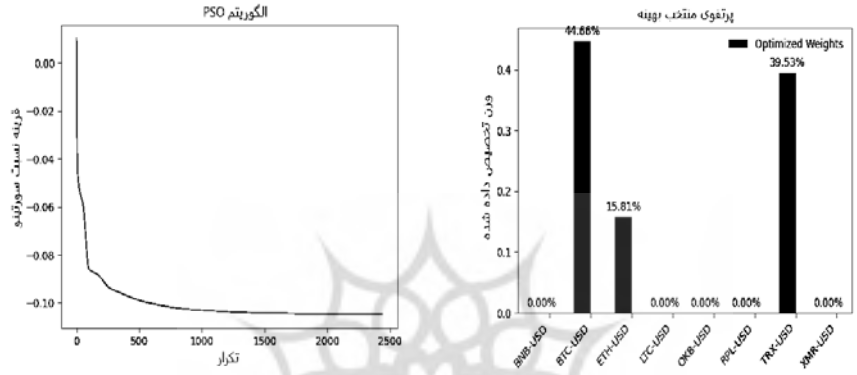
شکل ۲۴: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۴



شکل (۲۵)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت

بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۵) است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱,۵۱، بازده ٪۰,۲۲، ضریب تغییر ۷,۶۶ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۱ خواهد شد.

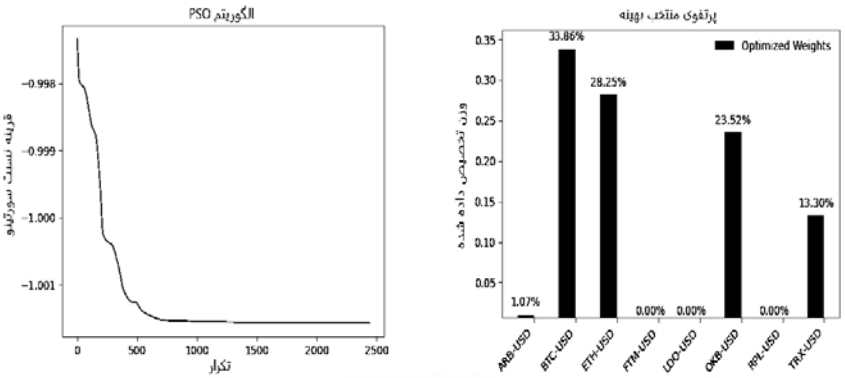
شکل ۲۵: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۵



در شکل (۲۶) نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) بر اساس داده‌های تاریخی ۱۸۰ روز گذشته (پرتفوی ۶) قابل‌مشاهده است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱۵,۹۲، بازده ٪۱۶,۰۱، ضریب تغییر ۱۴,۰۴ و نسبت سورتینو برابر با ۱ خواهد شد.

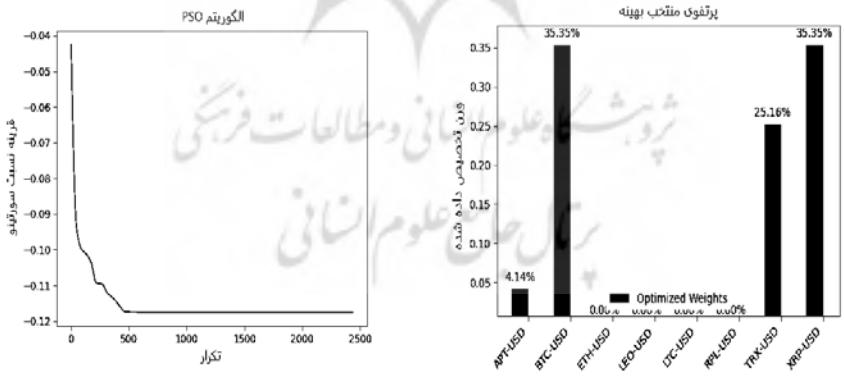
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

شکل ۲۶: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۶



در شکل (۲۷) نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذ شته (پرتفوی ۷) نمایش داده شـده اسـت. مقادیر حاصـل، شـامل ریسـک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱,۷، بازده ٪۰,۲۶، ضریب تغییر ۱۰,۳۴ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۱۱ خواهد شد.

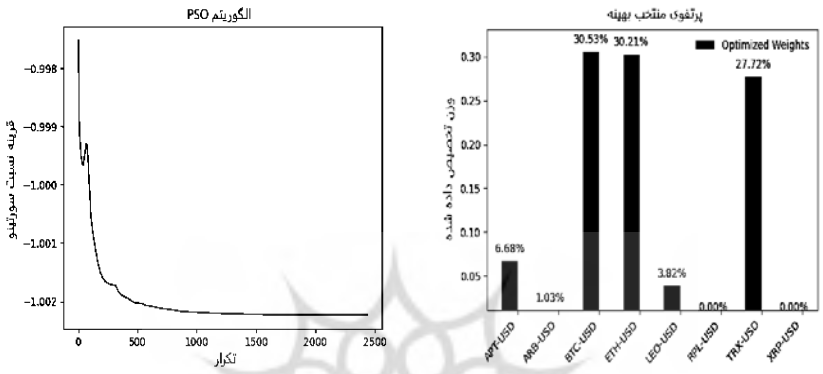
شکل ۲۷: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۷



شـکل (۲۸)، نتایج همگرایی و تخصـیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسـبت بازده به ریسک (انحراف معیار) بر ا ساس داده‌های تاریخی ۹۰ روز گذ شته (پرتفوی ۸) را

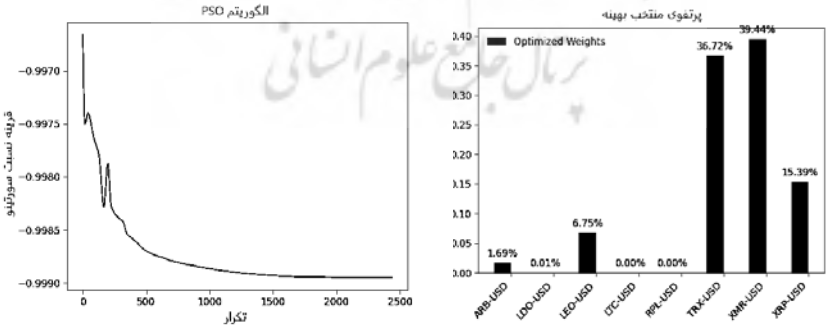
نمایش می‌دهد. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۱۵,۴۲، بازده ٪۱۵,۵۲، ضریب تغییر ۱۴,۰۲ و نسبت سورتینو برابر با ۱ خواهد شد.

شکل ۲۸: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۸



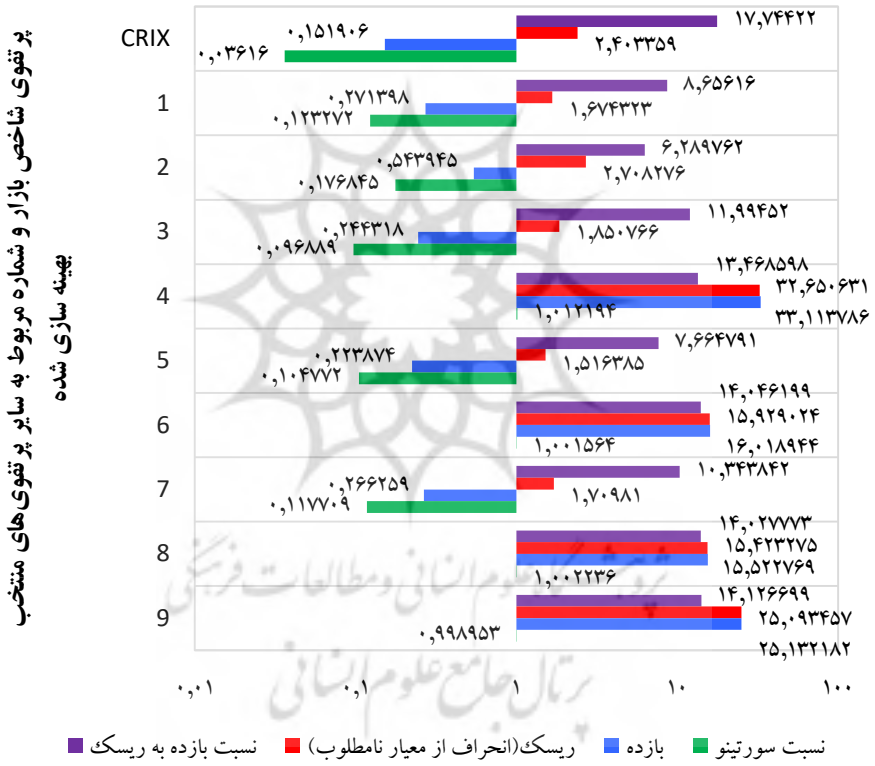
شکل (۲۹)، نتایج همگرایی و تخصیص وزن به اجزای پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۰ روز گذشته (پرتفوی ۹) است. مقادیر حاصل، شامل ریسک (انحراف از معیار نامطلوب) ٪۲۵,۰۹، بازده ٪۲۵,۱۳، ضریب تغییر ۱۴,۱۲ و نسبت سورتینو برابر با ۰,۹۹ خواهد شد.

شکل ۲۹: چگونگی همگرایی و تخصیص وزن بهینه به پرتفوی ۹



با مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب به‌وسیله مدل سورتینو، بر اساس شکل ۳۰ می‌توان گفت بهترین پرتفوی ازنظر نسبت سورتینو مربوط به پرتفوی منتخب با بالاترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) بر اساس داده‌های تاریخی ۳۶۵ روزه است.

شکل ۳۰: مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه بر اساس مدل سورتینو



بررسی عملکرد پرتفوی‌های منتخب و مدل‌های بهینه‌سازی

در این قسمت پرتفوی‌های منتخب به‌وسیله پاسخ‌های به‌دست‌آمده و بر اساس نسبت ریسک به بازده، با یکدیگر مقایسه خواهند شد. همان‌طور که در جدول (۱) مشاهده

می شود بر اساس میانگین پاسخ‌ها، واریانس پاسخ‌ها و بهترین پاسخ به‌دست‌آمده، پرتفوی منتخب با بیشترین ارزش بازار در بین تمامی پرتفوی‌های موردمطالعه، بهترین عملکرد را از خود نشـــان می‌دهد. همچنین بر همین اســـاس مطابق با جدول (۲) مدل شـــارپ از عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است.

جدول ۱: مقایسه پرتفوی‌های منتخب بهینه، بر اساس میانگین نسبت ریسک به بازده، مربوط به مدل‌های مختلف

پرتفوی منتخب	میانگین پاسخ‌ها	واریانس پاسخ‌ها	بهترین پاسخ	رتبه بر اساس میانگین پاسخ‌ها	رتبه بر اساس واریانس پاسخ‌ها	رتبه بر اساس تعداد بهترین پاسخ
بر اساس اجزای پرتفوی بازار	۱۰,۷۲۵۰۹۰۴	۱۶,۷۴۵۱۵۶۱۹	۰	۳	۸	۲
بر اساس بیشترین ارزش بازار	۶,۳۳۰۹۹۲۴	۰,۰۵۶۹۷۳۶۶	۱	۱	۱	۱
بر اساس نسبت بازده به ریسک (واریانس)، طی ۳۶۵ روز گذشته	۱۳,۲۷۴۹۳۷۶	۱۲,۷۰۶۲۱۸۹۶	۰	۹	۷	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار)، طی ۳۶۵ روز گذشته	۱۱,۰۲۳۹۲۲۲	۷,۳۴۵۱۲۳۳۰۹	۰	۴	۴	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک (واریانس)، طی ۱۸۰ روز گذشته	۷,۶۱۳۷۹۶۸	۰,۰۷۹۰۹۳۴۴۷	۰	۲	۲	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار)، طی ۱۸۰ روز گذشته	۱۱,۸۵۴۱۷۳	۸,۸۴۳۰۵۵۸۲۹	۰	۶	۶	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک (واریانس)، طی ۹۰ روز گذشته	۱۱,۰۵۱۰۳۲۶	۱۷,۹۵۷۱۴۱۸۲	۰	۵	۹	۲

پرتفوی منتخب	میانگین پاسخ‌ها	واریانس پاسخ‌ها	بهترین پاسخ	رتبه بر اساس میانگین پاسخ‌ها	رتبه بر اساس واریانس پاسخ‌ها	رتبه بر اساس تعداد بهترین پاسخ
بر اساس نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار)، طی ۹۰ روز گذشته	۱۲,۸۸۴۰۱۹۴	۴,۱۶۱۱۳۱۷۱۹	۰	۷	۵	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک، طی ۳۰ روز گذشته	۱۳,۲۵۰۸۳۰۲	۲,۳۲۰۶۰۱۸۳۹	۰	۸	۳	۲

جدول ۲: مقایسه مدل‌های بهینه‌سازی، بر اساس میانگین نسبت ریسک به بازده، مربوط به ۹ پرتفوی منتخب

نام مدل	میانگین پاسخ‌ها	واریانس پاسخ‌ها	بهترین پاسخ	رتبه بر اساس میانگین پاسخ‌ها	رتبه بر اساس واریانس پاسخ‌ها	رتبه بر اساس تعداد بهترین پاسخ
مدل مارکوویتز	۱۲,۸۱۶۳۴۳۲۲	۲۰,۴۳۷۹۰۶۶۴	۰	۵	۵	۲
مدل شارپ	۸,۴۷۶۵۴۵۸۸۹	۲,۵۲۶۱۶۴۹۹۹	۱	۱	۱	۱
مدل سورتینو	۱۱,۱۷۹۸۱۶	۹,۲۸۱۱۳۹۵۸۱	۰	۴	۳	۲

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

این پژوهش با تمرکز بر بازار رمزارزها، به بررسی تشکیل و تخصیص بهینه پرتفوی بر اساس مدل‌های کلاسیک (مارکوویتز، شارپ و سورتینو) و الگوریتم فرااابتکاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) پرداخت. هدف اصلی، ایجاد رویکردی جامع برای تلفیق انتخاب پرتفوی و تخصیص وزنی بهینه با درنظرگرفتن هم‌زمان ریسک و بازده بود. یافته‌ها نشان دادند که پرتفوی‌های مبتنی بر رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار از ریسک کمتری برخوردارند و مدل شارپ به دلیل توازن مناسب میان ریسک و بازده، عملکرد برتری نسبت به سایر مدل‌ها ارائه می‌دهد. این امر اهمیت استفاده از معیارهای ریسک-بازده در بازار

پرنوسان رمزارزها را برجسته می‌سازد.

نوآوری اصلی مقاله، استفاده هم‌زمان از سه مدل کلاسیک ارزیابی پرتفوی در کنار PSO و تمرکز بر پرتفوی شاخص رمزارزها به‌عنوان مبنای مدیریت غیرفعال است. این رویکرد نه‌تنها با داده‌های واقعی بازار آزمون شد، بلکه چارچوبی کاربردی و قابل پیاده سازی برای سرمایه‌گذاران ارائه کرد. مقایسه‌ها نشان دادند که ترکیب استراتژی‌های انتخاب پرتفوی (بر اساس ارزش بازار و نسبت‌های بازده به ریسک در بازه‌های زمانی مختلف) می‌تواند منجر به طراحی پرتفویی متعادل و کارآمد شود.

چالش‌های پژوهش، شامل ناپایداری داده‌های به‌روز، تغییرات سریع رمزارزها در شاخص‌ها و تأثیر عوامل کلان اقتصادی بر نوسانات بازار بود. در ادامه، تحقیقات آتی می‌توانند با به‌کارگیری معیارهای پیشرفته‌تر ریسک مانند ارزش در معرض خطر شرطی، لحاظ هزینه‌های معاملاتی و ترکیب الگوریتم‌های مختلف (PSO، ژنتیک، مونت کارلو) چارچوبی دقیق‌تر برای مدیریت ریسک و افزایش بازده در بازار رمزارزها ارائه دهند.

تعارض منافع

نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

ORCID

Iman Ebrahimi **http://orcid.org/0009-0000-4724-0210**
Hadi Mokhtari **http://orcid.org/0000-0002-5297-5841**
Mohammad Taghi Rezvan **http://orcid.org/0000-0002-0164-2094**

References

1. Abbas, S. F., & Usman, M. (2025). Optimizing Portfolios in Digital Finance: An Integration of Cryptocurrencies with Conventional Assets. *The Critical Review of Social Sciences Studies*, *3*(1), 2894-2913. https://www.doi.org/10.59075/wmw3j756
2. Abdelmalek, W. (2024). Cryptocurrencies and portfolio diversification before and during COVID-19. *EuroMed Journal of Business*, *19*(4), 1084-1120. https://www.doi.org/10.1108/EMJB-10-2022-0182
3. Akyildirim, E., Goncu, A., & Sensoy, A. (2021). Prediction of cryptocurrency returns using machine learning. *Annals of Operations Research*, *297*, 3-36. https://www.doi.org/10.1007/s10479-020-03575-y
4. Alonso-Monsalve, S., Suárez-Cetrulo, A. L., Cervantes, A., & Quintana, D. (2020). Convolution on neural networks for high-frequency trend prediction of cryptocurrency exchange rates using technical indicators. *Expert Systems with Applications*, *149*, 113250. https://www.doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113250
5. Bulut, M., Uyar, M. E., & Özcan, E. (2024). An integrated model for evaluating the risk factors of crypto-currencies under fuzzy environment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *134*, 108650. https://www.doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108650
6. Boido, C., & Aliano, M. (2025). The contribution of cryptocurrencies to portfolio diversification. *INVESTMENT MANAGEMENT & FINANCIAL INNOVATIONS*, *22*(2), 26-35. https://www.doi.org/10.21511/imfi.22(2).2025.03
7. Brauneis, A., & Mestel, R. (2019). Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework. *Finance Research Letters*, *28*, 259-264. https://www.doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.008
8. Bruhn, P., & Ernst, D. (2022). Assessing the Risk Characteristics of the Cryptocurrency Market: A GARCH-EVT-Copula Approach. *Journal of Risk and Financial Management*, *15*(8), 346. https://www.doi.org/1911-8074/15/8/346
9. Chen, S., Chen, C. Y.-H., Härdle, W. K., Lee, T. M., & Ong, B. (2018). Econometric analysis of a cryptocurrency index for portfolio investment. In *Handbook of Blockchain, Digital Finance, and Inclusion, Volume 1* (pp. 175-206). Elsevier. https://www.doi.org/abs/pii/B9780128104415000087
10. Elendner, H., Trimborn, S., Ong, B., & Lee, T. M. (2018). The cross-section of crypto-currencies as financial assets: Investing in crypto-currencies beyond bitcoin. *In Handbook of Blockchain, Digital Finance, and Inclusion, Volume 1* (pp. 145-173). Elsevier. https://www.doi.org/abs/pii/B9780128104415000075

11.Han, W., Newton, D., Platanakis, E., Wu, H., & Xiao, L. (2024). The diversification benefits of cryptocurrency factor portfolios: Are they there?. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, *63*(2), 469-518. https://www.doi.org/10.1007/s11156-024-01260-w
12.Inci, A. C., & Lagasse, R. (2019). Cryptocurrencies: applications and investment opportunities. *Journal of Capital Markets Studies*. https://www.doi.org/10.1108/JCMS-05-2019-0032
13.Jorion, P. (1997). Value at risk: the new benchmark for controlling market risk. *(No Title)*. https://www.doi.org/1130282270956536960
14.Konno, H., & Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science*, *37*(5), 519-531.
15.Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2019). Cryptocurrency forecasting with deep learning chaotic neural networks. *Chaos, Solitons & Fractals*, *118*, 35-40. https://www.doi.org/10.1016/j.chaos.2018.11.014
16.Liu, W. (2019). Portfolio diversification across cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, *29*, 200-205. https://www.doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.010
17.Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, Wiley, New York, New York. https://www.doi.org/
18.Nakano, M., Takahashi, A., & Takahashi, S. (2018). Bitcoin technical trading with artificial neural network. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *510*, 587-609. https://www.doi.org/10.1016/j.physa.2018.07.017
19.Parvini, N., Abdollahi, M., Seifollahi, S., & Ahmadian, D. (2022). Forecasting Bitcoin returns with long short-term memory networks and wavelet decomposition: A comparison of several market determinants. *Applied Soft Computing*, *121*, 108707. https://www.doi.org/10.1016/j.asoc.2022.108707
20.Pintelas, E., Livieris, I. E., Stavroyiannis, S., Kotsilieris, T., & Pintelas, P. (2020). Investigating the problem of cryptocurrency price prediction: a deep learning approach. Artificial Intelligence Applications and Innovations: 16th IFIP WG 12.5 International Conference, AIAI 2020, Neos Marmaras, Greece, June 5–7, 2020, Proceedings, Part II 16. https://www.doi.org/10.1007/978-3-030-49186-4_9
21.Platanakis, E., Sutcliffe, C., & Urquhart, A. (2018). Optimal vs naïve diversification in cryptocurrencies. *Economics Letters*, *171*, 93-96. https://www.doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.020
22.Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of risk*, *2*, 21-42. https://www.doi.org/10.21314/JOR.2000.038

23. Samuelson, P. A. (1970). The fundamental approximation theorem of portfolio analysis in terms of means, variances and higher moments. *The Review of Economic Studies*, *37*(4), 537-542. https://www.doi.org/37/4/537/1514593
24. Saxena, A., Sukumar, T., Nadu, T., & Nadu, T. (2018). Predicting bitcoin price using lstm And Compare its predictability with arima model. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, *119*(17), 2591-2600. https://www.doi.org/
25. Wątorek, M., Drożdż, S., Kwapień, J., Minati, L., Oświęcimka, P., & Stanuszek, M. (2021). Multiscale characteristics of the emerging global cryptocurrency market. *Physics Reports*, *901*, 1-82. https://www.doi.org/10.1016/j.physrep.2020.10.005
26. Young, M. R. (1998). A minimax portfolio selection rule with linear programming solution. *Management science*, *44*(5), 673-683. https://www.doi.org/10.1287/mnsc.44.5.673

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

استناد به این مقاله: ابراهیمی، ایمان.، مختاری، هادی.، رضوان، محمدتقی. (۱۴۰۴). تصمیمات شکل‌دهی و تخصیص بهینه‌ی پرتفوی سرمایه‌گذاری رمزارز با در نظر گرفتن هم‌زمان ریسک و بازده، *مطالعات مدیریت صنعتی*، *۲۳*(۷۷)، ۴۵-۸۴ DOI: 10.22054/jims.2025.84024.2950

Industrial Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.