Ind. Manag. Persp. 2025, 15(4), 173-202; doi: 10.48308/JIMP.15.4.173

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Modern and Post-Modern Portfolio Formation in the Cryptocurrency Market and Optimal Component Allocation Using Genetic Algorithm

Iman Ebrahimi*
Mohammad Taghi Rezvan**
Hadi Mokhtari***

Extended Abstract

Intoduction: The cryptocurrency market, known for its high volatility, has attracted significant attention. Some investors refrain from entering this market due to the fear of losses, while others take on high risks in hopes of achieving substantial profits. Forming an optimal portfolio in this market aims to balance risk and return, requiring careful selection and weighting of assets. Analytical tools and modern methods assist investors in choosing a combination of assets that reduces the risk of market fluctuations while providing appropriate returns.

Methods: This research is thematically situated in the field of finance and investment, specifically focusing on the optimization of cryptocurrency portfolios. In terms of timing, the historical data analyzed in this study pertains to the period between 2021 and 2023. This study aims to compare various constructed portfolios and identify the most efficient portfolio selection model among the portfolios formed in this study by analyzing the cryptocurrency market index and selected cryptocurrencies. It utilizes valid performance measurement criteria and genetic algorithms. To achieve this, a sample portfolio is first created based on the cryptocurrency market index over a suitable time frame. This time frame is chosen to ensure that despite market fluctuations, the number, type, and weight of the cryptocurrencies constituting the market index portfolio remain as stable as possible. Subsequently, for this portfolio, the values of return, variance, standard deviation, Sharpe ratio, Sortino ratio, Calmar ratio, and relative risk measure (coefficient of variation) are calculated. In the next step, using models and genetic algorithms, optimal weights for each of the cryptocurrencies in the market portfolio are computed, and the results are compared.

Received: Mar. 15, 2025; Revised: Sep. 29, 2025; Accepted: Dec. 18, 2025; Published Online: Dec. 19, 2025.

* MSc., Department of Business Administration, Faculty of Finance, Management and Entrepreneurship, University of Kashan, Kashan, Iran.

** Assistant Prof., Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran.
Corresponding Author: rezvan@kashanu.ac.ir

*** Associate Prof., Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran.

Ind. Manag. Persp. 2025, 15(4), 173-202; doi: 10.48308/JIMP.15.4.173

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Results and discussion: The results reveal that the portfolio of cryptocurrencies with the highest market value will experience less risk than other selected portfolios due to greater stability. Also, the cryptocurrency market index with the Sharpe optimization model strategy has less risk than other models, and portfolios formed with this model show better performance in terms of risk-return balance. Moreover, portfolio selection based on the return-to-risk ratio (standard deviation) yields superior results when optimized using the Sortino and Calmar models, particularly with long-term historical data. Cryptocurrencies that exhibit higher predictability can contribute to the selection of more efficient portfolios and reduce downside risk.

Conclusions: The findings indicate that portfolios composed of cryptocurrencies with the highest market capitalization perform better than other portfolios. These assets, due to their greater stability and lower volatility, entail less risk for investors. Therefore, it is recommended that investors, especially in unstable market conditions, focus on high-market-cap assets to mitigate downward fluctuations and achieve reasonable returns. Utilizing metrics such as the return-to-risk ratio based on downside deviation, the return-to-risk ratio of maximum drawdown, and value at risk (VaR) can enhance diversification in portfolio selection methods and enable more precise comparisons. This approach not only improves accuracy in evaluations but also helps construct portfolios that are optimized and efficient in terms of risk and return.

Keywords: Cryptocurrency; Market Index; Portfolio Evaluation Criteria; Optimal Allocation; Genetic Algorithms.

How to Cite: Ebrahimi, Iman; Rezvan, Mohammad Taghi; Mokhtari, Hadi (2025). Modern and Post-Modern Portfolio Formation in the Cryptocurrency Market and Optimal Component Allocation Using Genetic Algorithm. *Ind. Manag. Persp.*, 15(4), 173-202 *(In Persian)*.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۴۰۴، دوره ۱۵، شماره ۴، صص ۱۷۳ - ۲۰۲، doi : 10.48308/JIMP.15.4.173

چشم‌انداز مدیریت صنعتی

Journal hompage : https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

تشکیل پرتفوی مدرن و فرامدرن بازار رمزارزها و تخصیص بهینه اجزاء آن با الگوریتم ژنتیک

ایمان ابراهیمی*

محمدتقی رضوان**

هادی مختاری***

چکیده گسترده

مقدمه و اهداف: بازار رمزارزها به‌عنوان یکی از نوسان‌پذیرترین بازارهای مالی، توجه زیادی را جلب کرده است. برخی سرمایه‌گذاران به دلیل ترس از زیان وارد این بازار نمی‌شوند، در حالی که دیگران با امید به کسب سودهای کلان، به ریسک‌های بالا روی می‌آورند. تشکیل پرتفوی بهینه در این بازار با هدف تعادل بین ریسک و بازده انجام می‌شود و نیازمند انتخاب و وزن‌دهی دقیق دارایی‌هاست. ابزارهای تحلیلی و روش‌های مدرن به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا ترکیبی از دارایی‌ها را انتخاب کنند که ریسک نوسانات بازار را کاهش دهد و بازده مناسبی فراهم کند.

روش: این پژوهش، از نظر موضوعی در حوزهٔ مطالعات مالی و سرمایه‌گذاری قرار دارد و به‌طور ویژه به بهینه‌سازی پرتفوی رمزارزها می‌پردازد و از لحاظ زمانی، داده‌های تاریخی مورد تحلیل در این مطالعه به دوره بین سال‌های ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۳ تعلق دارد. این پژوهش با استفاده از تحلیل شاخص بازار رمزارزها و برخی از رمزارزهای منتخب و تشکیل پرتفوی‌های مختلف با به‌کارگیری معیارهای معتبر سنجش عملکرد پرتفوی و استفاده از الگوریتم ژنتیک، به دنبال مقایسه پرتفوی‌های تشکیل‌شده با یکدیگر و شناسایی کاراترین مدل انتخاب پرتفوی، از بین پرتفوی‌های تشکیل‌شده در این پژوهش است. برای این منظور، ابتدا یک پرتفوی نمونه از شاخص بازار رمزارزها در یک بازه زمانی مناسب ایجاد می‌شود. این بازه زمانی به شکلی انتخاب می‌شود که با وجود نوسانات بازار، تعداد، نوع و وزن رمزارزهای تشکیل‌دهنده پرتفوی شاخص بازار تا حد امکان ثابت باقی بماند. سپس برای این پرتفوی، مقادیر بازده، واریانس، انحراف معیار، نسبت شارپ، نسبت سورتینو، نسبت کالمار و معیار ریسک نسبی (ضریب تغییر)، محاسبه می‌شود. در مرحله بعد، با استفاده از مدل‌ها و الگوریتم ژنتیک، وزن‌های بهینه برای هر یک از رمزارزهای موجود در پرتفوی بازار محاسبه شده و نتایج با هم مقایسه می‌شوند.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۶، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۷/۰۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۷، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۴/۰۹/۲۸.

* کارشناس ارشد، گروه مدیریت کسب و کار، دانشکده علوم مالی، مدیریت و کارآفرینی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

** استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

نویسنده مسئول : rezvan@kashanu.ac.ir

*** دانشیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

چشم‌انداز مدیریت صنعتي، ۱۴۰۴، دوره ۱۵، شماره ۴، صص ۱۷۳ - ۲۰۲، doi : 10.48308/JIMP.15.4.173

چشم‌انداز مدیریت صنعتي

Journal hompage : https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

نتایج و بحث: نتایج مشخص می‌کند که پرتفوی رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار به دلیل ثبات بیشتر، ریسک کمتری را نسبت به سایر پرتفوی‌های منتخب تجربه خواهد کرد. همچنین شاخص بازار رمزارزها با استراتژی مدل بهینه‌سازی شارپ از ریسک کمتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است و پرتفوی‌هایی تشکیل شده با این مدل، عملکرد بهتری از نظر توازن بین ریسک و بازده نشان می‌دهند. انتخاب پرتفوی بر اساس نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار به‌خصوص بر اساس داده‌های تاریخی بلندمدت، نتایج بهتری را برای بهینه‌سازی بر اساس مدل‌های سورتینو و کالمار به همراه دارد و رمزارزهایی که پیش‌بینی‌پذیری بالاتری از خود نشان می‌دهند می‌توانند به انتخاب پرتفوی‌های کاراتر و کاهش ریسک کمک کنند.

نتیجه‌گیری: یافته‌ها نشان می‌دهد که پرتفوی‌هایی که بر اساس رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار تشکیل شده‌اند، عملکرد بهتری نسبت به سایر پرتفوی‌ها دارند. این دارایی‌ها به دلیل ثبات بیشتر و نوسانات کمتر، ریسک کمتری را برای سرمایه‌گذاران به همراه دارند. بنابراین، توصیه می‌شود که سرمایه‌گذاران به‌ویژه در شرایط بازار ناپایدار، به دارایی‌هایی با ارزش بازار بالا تمرکز کنند تا بتوانند از نوسانات کاهشی جلوگیری کرده و بازدهی مناسبی کسب کنند. استفاده از معیارهایی نظیر نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار نامطلوب، نسبت بازده به ریسک حداکثر کاهش ارزش و ارزش در معرض خطر می‌تواند به تنوع در روش‌های انتخاب پرتفوی و امکان مقایسه دقیق‌تر منجر شود. این رویکرد نه‌تنها به افزایش دقت در ارزیابی‌ها کمک می‌کند؛ بلکه می‌تواند پرتفوی‌هایی را شکل دهد که از نظر ریسک و بازده، بهینه و کارآمد هستند.

واژه‌های کلیدی: رمزارزها، شاخص بازار، معیارهای ارزیابی پرتفوی، تخصیص بهینه، الگوریتم ژنتیک.

استناددهی: ابراهیمی، ایمان؛ رضوان، محمدتقی؛ مختاری، هادی (۱۴۰۴). تشکیل پرتفوی مدرن و فرامدرن بازار رمزارزها و تخصیص بهینه اجزاء آن با الگوریتم ژنتیک. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۵(۴)، ۱۷۳-۲۰۲.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

۱. مقدمه

نظریه پرتفوی به‌عنوان یکی از ابزارهای کلیدی مدیریت سرمایه‌گذاری، به بررسی و شناسایی ترکیب بهینه‌ای از دارایی‌ها تمرکز دارد تا بتواند با توجه به سطح مشخصی از ریسک، بیشترین بازده را برای سرمایه‌گذار فراهم کند [۵، ۱۶ و ۳۲]. این نظریه که در ابتدا در بازارهای سنتی مانند سهام و اوراق قرضه توسعه یافت؛ اکنون با ایجاد بازارهای مالی جدید از جمله بازار رمزارزها، به این حوزه نیز گسترش یافته است. در سال‌های اخیر، بازار رمزارزها به دلیل رشد قابل توجه خود، توانسته است توجه و سرمایه‌های زیادی از سوی سرمایه‌گذاران را جلب کند. این بازار که با بیت‌کوین شروع شد، به سرعت توسعه یافت. رشد سریع و بازدهی بالای برخی از رمزارزها، به ویژه در بازه‌های زمانی کوتاه، بسیاری از سرمایه‌گذاران را به سمت این بازار جذب کرده است. رمزارزها با داشتن ویژگی‌های منحصربه‌فردی همچون نوسانات شدید، بازده‌های غیرقابل‌پیش‌بینی، ماهیت غیرمتمرکز خود و عدم وابستگی به نهادهای مالی سنتی، چالش‌ها و فرصت‌های جدیدی را در عرصه مدیریت سرمایه‌گذاری ایجاد کرده‌اند [۶ و ۱۵]. این ویژگی‌ها همراه با فناوری بلاکچین[1] که امنیت و شفافیت تراکنش‌ها را تقویت می‌کند، بازار رمزارزها را به گزینه‌ای جذاب برای سرمایه‌گذاری تبدیل کرده است [۱۰]. با این‌وجود، نوسانات شدید قیمتی و ریسک‌های بالای این بازار پویا، ضرورت داشتن دانش مالی و توانایی تحلیل دقیق را بیشتر می‌کند و سرمایه‌گذارانی که بدون آگاهی کافی، وارد این عرصه می‌شوند، ممکن است با زیان‌های قابل توجهی روبرو شوند. بنابراین، هدف این پژوهش بررسی استراتژی‌های مختلف برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها و تحلیل دقیق‌تر عوامل تأثیرگذار بر رفتار این بازار و شناسایی روش‌هایی برای کاهش ریسک و افزایش بازدهی است.

ابزارهای تحلیلی و روش‌های کاربردی مناسب برای تشکیل و مدیریت پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها، سرمایه‌گذاران قادر می‌سازد ترکیبی از دارایی‌ها را انتخاب کرده تا ضمن کاهش ریسک‌های ناشی از نوسانات بازار بتوانند بازدهی مناسبی را نیز فراهم کنند. استفاده از روش‌های نوین بهینه‌سازی پرتفوی نظیر مدل‌های مبتنی بر ریسک و بازده، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه‌تر و بهره‌برداری بهتر از فرصت‌های موجود در این بازار کمک کند. نظریه پرتفوی مدرن[2] بر اساس رابطه بازدهی و ریسک محاسبه شده از طریق واریانس و انحراف معیار بازدهی یعنی مدل‌های مارکوویتز[3] و شارپ[4] تبیین می‌شود [۳۰ و ۴۲]. برخلاف بازارهای سنتی که از چارچوب‌های تثبیت شده‌ای مانند نظریه پرتفوی مدرن استفاده می‌کنند، ماهیت نوپا و در حال تحول رمزارزها، نیازمند انطباق و تصحیح این مدل‌ها است. نظریه فرامدرن پرتفوی بر اساس رابطه بازدهی ریسک نامطلوب یعنی مدل‌های سورتینو[5] و کالمار[6] به تبیین رفتار سرمایه‌گذار و معیار انتخاب پرتفوی بهینه می‌پردازد. تحلیل‌های کمّی و داده‌های تجربی، بینش‌هایی درباره ساخت پرتفوی مقاوم ارائه می‌کند که ضمن مقابله با نوسانات بازار امکان بهره‌برداری از فرصت‌های رشد را فراهم می‌کند [۴۹]. مسئله انتخاب پرتفوی بهینه یک مسئله NP-Hard بوده که این چالش منجر به تمایل پژوهشگران به الگوریتم‌های فراابتکاری و هوش مصنوعی برای حل آن شده است [۲۲ و ۳۲].

این پژوهش از شاخص بازار رمزارزها و برخی از رمزارزهای منتخب استفاده کرده و پرتفوی‌های مختلف با به‌کارگیری معیارهای معتبر سنجش عملکرد پرتفوی تشکیل می‌دهد و با استفاده از الگوریتم ژنتیک[7] (GA)، این پرتفوی‌ها را با یکدیگر مقایسه و کاراترین مدل انتخاب پرتفوی، از میان آنها شناسایی می‌کند. همچنین، انتخاب مدل‌های تشکیل پرتفوی با تنوع نسبتاً مناسبی از روش‌های مدرن و فرامدرن انجام شده تاجنبه‌های مختلف ریسک و بازده پرتفوی بررسی شود.

1. Blockchain
2. Modern portfolio theory (MPT)
3. Markowitz
4. Sharpe
5. Sortino
6. Calmar
7. Genetic Algorithm (GA)

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

انتخاب و تخصیص بهینه پرتفوی در بازار رمزارزها، به روش‌های بهینه‌سازی برای انتخاب بهترین پرتفوی نیاز دارد. طی سال‌ها، روش‌های بهینه‌سازی پرتفوی همچون میانگین-واریانس[۱] (MV) [۳۰]، واریانس با چولگی (VwS)[۲] [۳۹]، ارزش در معرض خطر (VaR)[۳] [۲۰]، ارزش در معرض خطر شرطی[۴] [۱۸ و ۳۸]، انحراف میانگین مطلق (MAD)[۵] [۲۴] و حداقل حداکثر (MM)[۶] [۴۷]، تا روش‌های مبتنی بر ابتکاری و فرابتکاری[۷] را شامل شده‌اند. ناکاموتو[۸] (۲۰۰۸) با انتشار مقاله‌ای با عنوان «بیت‌کوین: یک سیستم نقدی الکترونیکی نظیر به نظیر»[۹] اولین رمزارز را معرفی کرد [۳۳]. به‌دنبال آن، علاقه به بیت‌کوین به‌سرعت افزایش یافت و بسیاری از رمزارزها ایجاد شدند. بیت‌کوین به‌عنوان یک دارایی نوظهور، جایگاه خود را به‌عنوان یکی از عناصر مهم و بحث‌برانگیز در چشم‌انداز مالی جهانی تثبیت کرده است. رمزارزی که به‌طور هم‌زمان هم به‌عنوان جایگزینی در آینده برای ارزهای رسمی دولتی معرفی‌شده و هم به‌عنوان یک ابزار اختلال‌آفرین و نوسان‌پذیر توسط سفته‌بازان غیرحرفه‌ای مورد تحقیر قرارگرفته است [۳ و ۲۶].

در سال‌های اخیر، پژوهش‌های قابل‌توجهی به‌طور خاص در زمینه بهینه‌سازی انتخاب پرتفوی رمزارزها انجام شده است و پژوهشگران در سراسر جهان، پژوهش‌های مختلفی انجام داده‌اند. برخی، سهم رمزارزهای خاص عمدتاً بیت‌کوین را در پرتفوی سایر دارایی‌ها با ترکیبی از سرمایه‌گذاری‌های سنتی و جایگزین در نظر می‌گیرند [۹، ۱۴، ۲۱، ۲۷، ۳۷ و ۴۵]. برخی دیگر، سهم رمزارزها را از طریق مجموعه‌ای از رمزارزها (زیرمجموعه‌های شاخص رمزارزها (CRIX)[۱۰])، با توجه به معیارهایی همانند ارزش بازار در نظر می‌گیرند [۲۵، ۲۹، ۳۶ و ۴۶]. با تشخیص ویژگی‌های خوب رمزارزها به‌عنوان یک دسته دارایی، برخی از مطالعات، پرتفوی‌های رمزارزهای خالص را با استفاده از رویکردهای مختلف برای انتخاب پرتفوی و مقایسه عملکرد آن‌ها ارزیابی کرده‌اند. رایج‌ترین استراتژی‌ها برای انتخاب پرتفوی عبارت هستند از: قانون وزن برابر[۱۱] 1/N یا به اصطلاح تنوع ساده، استراتژی بهینه‌سازی میانگین واریانس مارکوویتز، اصل برابری ریسک[۱۲]، حداکثر نسبت شارپ[۱۳] یا ایجاد پرتفوی CRIX [۸، ۱۳، ۲۸، ۳۷ و ۳۸]. تخصیص بهینه پرتفوی رمزارزها اخیراً در حوزه سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها بسیار مورد توجه قرارگرفته است و به‌عنوان یکی از موضوعات پرطرفدار مطرح است و جایگاه مهمی در بازار سرمایه دیجیتال دارد و از اهمیت خاصی در بین سرمایه‌گذاران بازار رمزارزها برخوردار است.

هولوی‌شیک[۱۴] (۲۰۲۰)، بررسی کرد که آیا رمزارزها می‌توانند به‌عنوان یک دسته دارایی طبقه‌بندی شوند و چه نوع مزایایی ممکن است برای پرتفوی سرمایه‌گذار به همراه داشته باشند. او از شش شاخص از جمله S&P 500، BND[15]، USDOLLAR[16]، BCOM[17]، DJUSRE[18] و شاخص CRIX، برای دسته‌های دارایی اصلی استفاده کرد و در پایان به این نتیجه رسید که رمزارزها به‌طور نسبی هفت عدد از الزامات طبقه دارایی، یعنی تجمیع پایدار، سرمایه‌پذیری، همگنی داخلی، ناهمگونی خارجی، مطلوبیت مورد انتظار، مهارت انتخاب و دسترسی مقرون به‌صرفه را برآورده می‌کنند. همچنین در این پژوهش مشخص شد که دارایی رمزارزها، دارای ویژگی‌های متنوع‌سازی هستند [۱۷].

1. Mean Variance (MV)
2. Variance with Skewness
3. Value-at-Risk
4. Conditional Value-at-Risk
5. Mean-Absolute Deviation
6. Minimax
7. Heuristic and Meta-Heuristic
8. Nakamoto
9. Bitcoin: A Peer to Peer Electronic Cash System
10. Crypto Index (CRIX)
11. Equal Weighted Rule
12. Risk Parity Principle
13. Maximum Sharpe Ratio
14. Holovatiuk
15. Vanguard Total Bond Market Index ETF
16. Dow Jones FXCM Dollar Index
17. Bloomberg Commodity Index
18. Dow Jones Real Estate Index

برونیس و مستل (۲۰۱۹)، اثرات متنوع‌سازی و کاهش ریسک یک پرتفوی متشکل از رمزارزها را در مدل MV بررسی کردند. آن‌ها از سه استراتژی؛ MV، 1/N و سرمایه‌گذاری در رمزارزهای تکی برای انتخاب پرتفوی بهینه استفاده کردند. نتایج آن‌ها کاهش ریسک با ایجاد تنوع پرتفوی رمزارزها و برتری روش 1/N نسبت به تشکیل پرتفوی از نظر نسبت شارپ را نشان می‌داد [۸]. لیو[1] (۲۰۱۹)، تنوع پرتفوی رمزارزها را با داده‌های ۱۰ رمزارز از جمله BTC، ETH، XRP، LTC، XLM[2]، Dash، NEM[3]، Verge[4]، Tether[5] و XMR از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۸ مورد آزمایش قرار داد و عملکرد شش مدل را مقایسه کرد. نتایج تحت نسبت شارپ، برتری مدل 1/N را نشان داد [۲۸]. الندر[6] و همکاران (۲۰۱۸)، در مورد رمزارزها به‌عنوان دارایی‌های سرمایه‌گذاری جایگزین، همبستگی قیمت رمزارزها با بیت‌کوین و بازده آن‌ها، مطالعه کردند و نشان دادند که به دلیل همبستگی اندک رمزارزها با دارایی‌های تثبیت شده، با اضافه کردن آن‌ها به پرتفوی سرمایه‌گذاران، تنوع پرتفوی افزایش می‌یابد. علاوه بر این، آن‌ها پرتفوی‌های مختلفی از رمزارزها همچون پرتفوی دارای وزن متناسب با ارزش (VW)[7]، پرتفوی با وزن برابر (EW)[8] و پرتفوی مبتنی بر CRIX را ارزیابی کردند. در نهایت، نشان دادند که پرتفوی شاخص بازار، ریسک کمتری نسبت به سایر پرتفوی‌ها دارد [۱۳]. پلاتاناکیس[9] و همکاران (۲۰۱۸)، تنوع پرتفوی رمزارزها را از طریق دو مدل از جمله 1/N و MV مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصل از چهار مجموعه داده رمزارزها در سال ۲۰۱۷ تفاوت جزیی بین مدل 1/N و MV را نشان می‌دهد [۳۴]. کیم[10] و همکاران (۲۰۲۴) تأثیر افزودن ارزهای دیجیتال در پرتفوی‌های دارایی‌ها را با استفاده از رویکردهای تجمیعی و استراتژی ردیابی بررسی کردند. در این پژوهش، پرتفوی وزن برابر[11] (EWP)، پرتفوی ترکیب خطی[12] (LCP)، پرتفوی ردیابی بازده[13] (RTP) و پرتفوی ردیابی نوسانات بازده[14] (RVTP) استفاده شده است. عملکرد این پرتفوی‌ها با استفاده از استراتژی‌های کلاسیک بهینه‌سازی پرتفوی مانند پرتفوی حداقل واریانس[15] (MVP)، پرتفوی حداکثر تنوع[16] (MDP)، پرتفوی مساوی سهم ریسک[17] (ERCP) و برابری ریسک سلسله‌مراتبی[18] (HRP) ارزیابی شد. در این میان، EWP میانگین وزن‌های بدست آمده از روش‌های کلاسیک را محاسبه می‌کند، در حالی که LCP توابع هدف سه روش بهینه‌سازی را با یکدیگر ترکیب می‌کند. دو پرتفوی RTP و RVTP نیز استراتژی‌های ردیابی با بازتعادل مجدد ماهانه را اجرا می‌کند تا بهترین پرتفوی را بر اساس بازده تجمعی یا ترکیبی از بازده تجمعی و نوسانات سالانه انتخاب کنند. نتایج نشان داد که افزودن ارزهای دیجیتال به پرتفوی‌ها، منجر به کاهش هزینه‌های معاملاتی شد. در استراتژی RTP سه‌ماهه، پرتفوی HRP بهترین عملکرد را داشت. همچنین در استراتژی RVTP شش‌ماهه، پرتفوی MVP همچنان به‌عنوان گزینه برتر با نوسانات کمتر شناسایی شد [۲۳]. هوانگ[19] و همکاران (۲۰۲۵) رویکردی نوین مبتنی بر «تابع مطلوبیت مشروط به ارزش در معرض خطر» یا (CVaR با استفاده از یادگیری عمیق پیشنهاد کردند تا محدودیت‌های مدل‌های سنتی مانند میانگین-واریانس مارکویتز را برطرف سازد. در این روش، مدل شبکه عصبی حافظه بلندمدت (LSTM) برای پیش‌بینی CVaR استفاده شده و و نتایج آن در تابع مطلوبیت پرتفوی لحاظ می‌شود تا وزن‌های بهینه دارایی‌ها تعیین شود. نتایج تجربی بر روی داده‌های مربوط هشت رمزارز در دوره ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ نشان داد که پرتفوی مبتنی بر-LSTM CVaRعملکرد بهتری نسبت به پرتفوی‌های سنتی مانند میانگین-واریانس و حداقل واریانس دارد؛ به‌ویژه از نظر نسبت شارپ، نسبت پاداش به

1. Liu
2. Stellar
3. XEM
4. XVG
5. USDT
6. Elendner
7. Value-weighted
8. Equally-weighted
9. Platanakis
10. Kim
11. Minimum variance portfolio
12. Maximum diversification portfolio
13. Equal risk contribution portfolio
14. Herarchical risk parity
15. Equally weighted portfolio
16. Linear combination portfolio
17. Return tracing portfolio
18. Return volatility tracing portfolio
19. Houang

CvaR و کاهش افت بیشینه. این یافته‌ها، کارایی مدل‌های یادگیری عمیق در مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفوی در بازارهای پرنوسان رمزارز را تأیید می‌کند [۱۸]. آلیدایی[1] و همکاران (۲۰۲۵) نیز عملکرد مدل‌های مختلف پرتفوی از جمله انتخاب پرتفوی مارکویتز گسسته، پرتفوی دینامیک بهینه با محدودیت و بدون محدودیت باینری با استفاده از حل‌کننده آنیل کوانتومی و روش ساده تنوع‌سازی ۱/N را در بازارهای سهام و ارزهای دیجیتال ایالات متحده بررسی کردند. یافته‌ها نشان داد که پرتفوی مارکویتز گسسته و پرتفوی دینامیک بهینه نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشته و بازده بیشتری را در بازه زمانی کوتاه‌تری ایجاد می‌کنند. [۲]. جعفری‌ندوشن و همکاران (۱۴۰۲)، با ایجاد پرتفوی‌های ترکیبی از ارزهای دیجیتال و ارزهای فیات و بررسی ریسک (ارزش در معرض خطر) و بازده پرتفوی‌های تشکیل شده به این سوال پاسخ دادند که چگونه می‌توان ریسک سرمایه‌گذاری در ارزهای دیجیتال را به کمک سرمایه‌گذاری ترکیبی با ارزهای فیات مدیریت کرد. در مطالعه آن‌ها از ارزهای فیات (دلار آمریکا، پوند انگلیس و فرانک سوئیس) و همچنین از رمزارزها (BTC، XRP وXLM) استفاده شد. نتایج حاصل نشان از عملکرد بهتر پرتفوی‌های ترکیبی از لحاظ ریسک و بازده دارد [۱۹]. آقامحمدی و همکاران (۱۴۰۱)، بر مبنای ارزش در معرض خطر، یک الگو برای ارزیابی و بهینه‌سازی ریسک مربوط به انتخاب یک پرتفوی ارزی بانکی در ترکیب با ارزهای دیجیتال ارائه کردند. در مطالعه آن‌ها از ارزهای فیات (یورو، یوان چین، ین ژاپن، وون کره جنوبی، لیر ترکیه، روپیه هندوستان، روبل روسیه، درهم امارات) و همچنین از رمزارزها (BTC، ETH، LTC، XRP وXLM) استفاده شد. در پایان نتایج حاصل از محاسبه‌های مربوط به برآورد بازدهی و ریسک پرتفوی‌های مورد مطالعه نشان داد که پرتفوی ادغامی ارزهای دیجیتال و بانکی، ریسک کمتری نسبت به هر یک از پرتفوی‌های مستقل ارز دیجیتال و ارز بانکی خواهد داشت [۱]. خلیفه‌زاده (۱۳۹۸) تأثیر ارزهای رمزپایه بر پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی چند کشور با سطوح مختلف توسعه اقتصادی را بررسی کرد. این مطالعه با استفاده از داده‌های روزانه بازار و اوراق سهام از ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ انجام شد. نتایج نشان داد که ارزهای رمزپایه به‌طور کلی باعث بهبود عملکرد پرتفوی‌ها می‌شوند، زیرا ضریب همبستگی آن‌ها با سایر دارایی‌ها پایین است و می‌توانند به تنوع‌سازی کمک کنند. با وجود نوسانات بالا، ارزهای رمزپایه بیشتر در افزایش بازده موثرند تا کاهش ریسک. همچنین، افزودن ارزهای رمزپایه به پرتفوی‌های بهینه در کشورهای مختلف تفاوت معناداری از نظر ریسک و بازده ایجاد نمی‌کند. این پژوهش، از مدل‌های مارکوویتز و شارپ برای ارزیابی پرتفوی‌ها استفاده کرده و به مدیران سرمایه‌گذاری کمک می‌کند تا استراتژی‌های بهینه‌تری برای ترکیب دارایی‌ها انتخاب کنند [۲۳].

با وجود افزایش پژوهش‌ها در زمینه بهینه‌سازی پرتفوی، ویژگی‌های منحصربه‌فرد بازار رمزارزها نظیر نوسانات شدید، فقدان مقررات کافی و پیچیدگی‌های ذاتی در دینامیک قیمت‌ها، نیازمند رویکردهای نوآورانه برای تشکیل پرتفوی است. روش‌های سنتی اغلب نمی‌توانند به‌طور کامل پیچیدگی‌های این کلاس دارایی نوظهور را پوشش دهند و این امر بر نیاز به مدل‌هایی که به‌طور ویژه برای بازار رمزارزها طراحی شده‌اند، تأکید دارد. این موضوع پرسشی اساسی را مطرح می‌کند: چگونه می‌توان با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته بهینه‌سازی و معیارهای معتبر ارزیابی عملکرد، پرتفوی‌هایی طراحی کرد که نوسانات بازار رمزارزها را به‌طور مؤثر مدیریت کرده و بازدهی مطلوبی فراهم کنند؟

برای پاسخ به این چالش، این پژوهش با بکارگیری الگوریتم ژنتیک، به تحلیل مدل‌های مارکویتز، شارپ، سورتینو و کالمار، به حل مسائل پرتفوی پیچیده بهینه‌سازی می‌پردازد. این مطالعه قصد دارد مقایسه‌ای نظام‌مند از پرتفوی‌های تشکیل‌شده با استفاده از مدل‌های مختلف بهینه‌سازی ارائه دهد.

این پژوهش بر انتخاب مجموعه‌ای نماینده از رمزارزها همراه با شاخص بازار مرتبط تمرکز دارد تا پرتفوی‌های متعددی تشکیل شود. هدف، مقایسه عملکرد این پرتفوی‌ها تحت استراتژی‌های مختلف بهینه‌سازی و شناسایی مؤثرترین مدل برای انتخاب پرتفوی است. هدف نهایی این است که چارچوبی عملی ارائه شود که نه تنها به سرمایه‌گذاران در دستیابی به بازدهی بهتر با تعدیل ریسک کمک کند، بلکه به درک علمی بهینه‌سازی پرتفوی در زمینه دارایی‌های دیجیتال نیز یاری رساند. این پژوهش از پرسش‌های کلیدی زیر انگیزه گرفته است: ۱) مدل‌های مختلف بهینه‌سازی از نظر بازدهی تعدیل‌شده با ریسک و عملکرد کلی پرتفوی چگونه با یکدیگر مقایسه می‌شوند؟ ۲) الگوریتم ژنتیک چه نقشی در بهبود انتخاب پرتفوی تحت شرایط منحصربه‌فرد بازار رمزارزها ایفا می‌کنند؟

1. Alidaee

۳. روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نظر پارادایم اثبات‌گرایی، ازنظر رویکرد قیاسی، ازنظر هدف کاربردی و یک پژوهش کمّی است. جامعه آماری این پژوهش بازار رمزارزها و حجم نمونه بر اساس قیمت تاریخی هر یک از رمزارزهای در نظر گرفته‌شده برابر با ۲۰۲ روز معاملاتی خواهد بود. همچنین با توجه به اطلاعات موردنیاز، روش گردآوری اطلاعات شامل دو روش کتابخانه‌ای و اسنادکاوی خواهد بود و برای تجزیه‌وتحلیل آن‌ها از روش توصیفی استفاده خواهد شد. این پژوهش با تأکید بر مسئله انتخاب و بهینه‌سازی پرتفوی در بازار رمزارزها و با لحاظ کردن متغیرهایی همچون بازده و ریسک، به دنبال یافتن بهترین روش با بالاترین عملکرد برای انتخاب پرتفوی در بین روش‌های موردمطالعه است. لذا از مدل و معیارهای مختلفی برای انتخاب و بهینه‌سازی پرتفوی استفاده خواهد شد به‌گونه‌ای که بر اساس مدل و معیارهای شناسایی شده، مسئله به صورت تک هدفه و یا چند هدفه تعریف و با بکارگیری یک الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر تکامل، پرتفوی‌های بهینه بدست خواهد آمد و در نهایت، نتایج این مدل‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شود.

در این بخش، مشخصات مسئله بهینه‌سازی پرتفوی از طریق مدل‌های مارکویتز، شارپ، سورتینو و کالمار تبیین می‌شود و سپس به دلیل غیرخطی بودن و پیچیدگی مدل‌ها، الگوریتم ژنتیک برای تعیین پرتفوی بهینه معرفی خواهد شد.

۳-۱. تبیین مسئله

مجموعه $i \in \{123 \dots n\}$ به‌عنوان مجموعه نمادهای ارزهای دیجیتال و مجموعه $t \in \{123 \dots T\}$ را به‌عنوان دوره زمانی را فرض کنید. قیمت نماد i در زمان t را $P_i(t)$ و بازده نماد i در زمان t، $r_i(t) = \frac{P_i(t)-P_i(t-1)}{P_i(t-1)}$ خواهد بود. میزان کل بودجه در نظر گرفته شده برای سرمایه‌گذاری را X در نظر بگیرید. با توجه به تقسیم سرمایه بین نمادها، میزان سرمایه تخصیص داده شده برای نماد i با x_i نشان داده می‌شود. بنابراین $w_i = \frac{x_i}{X}$ و می‌توان نوشت: $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$. هدف تعیین w_i براساس مدل‌های مارکویتز، شارپ، سورتینو و کالمار به منظور تشکیل و ارزیابی پرتفوی ارزهای دیجیتال است.

بنابراین لازم است علائم و مفاهیمی تعریف شود تا بتوان مدل‌های نامبرده را ارائه کرد. بازده پرتفوی با وزن‌های w_i، در زمان t ترکیبی خطی از بازده تک تک نمادها به صورت $R_p(t) = \sum_{i=1}^{n} w_i \times r_i(t)$ است و بازده موردانتظار پرتفوی را بدین صورت نوشت: $\mu_P = E[R_P(t)] = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} R_P(t) = \sum_{i=1}^{n} w_i \times \mu_i = w^T \mu$. ریسک پرتفوی $\sigma_p^2 = Var[R_P(t)] = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_i \times w_j \times \sigma_{ij}$ و $\sigma_{ij} = Cov[r_i(t)\, r_j(t)] = \rho_{ij} \times \sigma_i \times \sigma_j$ تعریف می‌شود که در آن ρ_{ij} ضریب همبستگی پیرسون بین دو نماد i و j است. ماتریس واریانس_کوواریانس بازده دارایی‌ها را با $\sum$ نشان داده و در نتیجه واریانس و انحراف معیار $\sigma_P^2 = w^T \sum w$ و $\sigma_P = \sqrt[2]{\sigma_P^2}$ خواهد بود. می‌توان نیم واریانس منفی بازده پرتفوی را به‌صورت $\sigma_{p_}^2 = E\left[\left(R_P(t) - \mu_p\right)^2 \middle| R_P(t) < \mu_p\right]$ محاسبه کرد. رابطه نیم واریانس منفی با $\sigma_{ij_} = \rho_{ij} \times \sigma_{i_} \times \sigma_{j_}$ تعمیم خواهد یافت. در نتیجه واریانس و انحراف معیار برابر است با $\sigma_{p_}^2 = w^T \sum_{_} w$ و $\sigma_P = \sqrt{w^T \sum_{_} w}$.

مدل مارکویتز: مدل مارکویتز که به عنوان نظریه پرتفوی مدرن نیز شناخته می‌شود، توسط هری مارکویتز در دهه ۱۹۵۰ معرفی شد. 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 مشروط به بازده مورد انتظار دلالت دارد و در واقع، رابطه بین ریسک و بازده مورد انتظار را تحلیل می‌کند. این مدل به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا با توجه به ریسک و بازده، ترکیب بهینه‌ای از دارایی‌ها را انتخاب کنند. همچنین این مدل با ترکیب دارایی‌های مختلف، ریسک کلی پرتفوی کاهش می‌دهد و تنوع‌بخشی مناسبی دارد. همچنین بهترین ترکیب‌های ممکن از دارایی‌ها برای دستیابی به بالاترین بازده با توجه به سطح معین ریسک را شناسایی می‌کند [۳۰ و ۳۱]. مدل مارکویتز با حداقل بازده موردانتظار و مدل مارکویتز حداقل ریسک قابل قبول به ترتیب در مجموعه روابط (۱) و (۲) قابل مشاهده است.

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

$$\begin{aligned} &Max\ w^T \mu \\ &St: \sigma^2_{P_e} \ge w^T \sum w \\ &\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \ge 0 \quad i = 1 \dots n \end{aligned} \tag{۲}$$

مدل شارپ: ویلیام شارپ اقتصاددان برجسته‌ای است که برای ارائه مدل قیمت‌گذاری دارایی سرمایه‌ای (CAMP) و توسعه نسبت شارپ در سال ۱۹۶۶ که بعدها در سال ۱۹۹۴ نیز به‌روز شد، جایزه نوبل گرفت و نسبت شارپ را که به‌وسیله معادله (۳) تعریف می‌شود ارائه کرد [۴۲ و ۴۳].

$$SharpeRatio_P = \frac{R_P - R_F}{\sigma_P} \tag{۳}$$

در رابطه (۲)، R_P بازده دارایی یا پرتفوی و R_F بازده یک معیار مرجع مناسب مانند یک نرخ بهره بدون ریسک است. همچنین σ_P ریسک انحراف از معیار پرتفوی است. نسبت شارپ، میانگین بازده‌های مازاد دارایی‌ها یا استراتژی را با انحراف معیار مازاد بازده مقایسه می‌کند. در نتیجه، با فرض میانگین بازده‌های یکسان، نوسان کمتر بازده‌ها منجر به نسبت شارپ بیشتر خواهد شد. این معیار، به‌طور ذهنی نسبت بازده به ریسک استراتژی را مشخص می‌کند و آن مقدار بازدهی که می‌توان برای ریسک و نوسان تحمل شده به‌دست آورد را به‌وسیله منحنی پرتفوی، کمّی‌سازی می‌کند. مدل شارپ در مجموعه روابط (۴)، قابل مشاهده است.

$$\begin{aligned} &Max\ (w^T \mu) - R_F \\ &Min \sqrt{w^T \sum w} \\ &St: \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \ge 0 \quad i = 1 \dots n \end{aligned} \tag{۴}$$

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 گرفته است. آنچه از دیدگاه مدیریت ریسک مورد توجه است، نوسان کاهش قیمت و دوره‌های افت سرمایه است. در نتیجه، نسبت سورتینو به‌عنوان میانگین مازاد بازده تقسیم بر میانگین انحراف کاهش قیمت مطابق رابطه (۵) تعریف شده است [۴۴].

$$SortinoRatio_P = \frac{R_P - R_F}{\sigma_{P-}} \tag{۵}$$

معیار سورتینو، معیاری شبیه نسبت شارپ است؛ با این تفاوت که به جای 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. انحراف از معیار نامطلوبِ بالاتر، به معنای احتمال ضررِ بیشتر است و به‌عبارت دیگر، این معیار میان سود و ضرر تفاوت قائل است و تنها نوسانات پایین‌تر از نرخ بازده هدف سرمایه‌گذار مشمول ریسک هستند و این در حالی است که تمامی نوسانات بالاتر از این هدف به‌عنوان فرصت سرمایه‌گذاری به‌منظور دستیابی به نرخ بازده مطلوب به حساب می‌آیند. مدل سورتینو در مجموعه روابط (۶)، قابل مشاهده است.

$$\begin{aligned} &Max(w^T \mu) - R_F \\ &Min \sqrt{w^T \sum\nolimits_{-} w} \\ &St: \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \ge 0 \quad i = 1 \dots n \end{aligned} \tag{۶}$$

مدل کالمار: نسبت کالمار نیز معیاری برای سنجش عملکرد پرتفوی است که بر اساس نسبت بازده اضافی به بیشینه افت سرمایه محاسبه می‌شود. بیشینه افت سرمایه[1]، عبارت است از: اختلاف میان بیشترین مقدار منحنی تغیرات سرمایه و کمترین مقدار آن که پس از بیشترین مقدار و در بازه زمانی مورد نظر رخ داده است. نسبت کالمار طبق رابطه (۷) ارائه می‌شود [۴۸].

$$CalmarRatio_P = \frac{R_P - R_F}{MDD_P} \quad (۷)$$

مدل کالمار در مجموعه روابط (۸)، قابل مشاهده است.

$$\begin{aligned} &Max(w^T \mu) - R_F \\ &Min\ MDD_P \\ &St: \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \\ &w_i \geq 0 \quad i = 1 \dots n \end{aligned} \quad (۸)$$

به منظور افزیش استحکام و پایداری نتایج مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی در برابر عدم قطعیت و تغییرات بازار، مقاوم‌سازی[2] این مدل‌ها، می‌تواند قابل تأمل باشد. اضافه کردن ترم‌هایی به تابع هدف و محدودیت‌ها می‌توان این مقاوم‌سازی را انجام داد. به‌عنوان مثال، اضافه کردن ترم‌های جریمه همچون VaR و CVaR به تابع هدف مدل مارکویتز، با کمینه‌سازی واریانس به دنبال حداقل کردن ریسک‌های غیرمعمول بوده و همچنین محدودیت‌هایی برای حداکثر وزن یک دارایی (رمز ارز) در پرتفوی در نظر گرفت که بر روی یک رمزارز خاص تمرکز بیش از اندازه نشود. اضافه کردن CVaR یا اعمال نوسانات تاریخی در تابع هدف مدل شارپ یا محدودیت‌هایی برای حداقل و حداکثر بازده موردانتظار در راستای مقاوم‌سازی خواهد بود. اضافه کردن ترم جریمه برای بازده های منفی شدید به تابع هدف مدل سورتینو، پرتفوی را به سمت بازده‌های مثبت پایدارتر هدایت کرد یا محدودیت‌هایی برای حداکثر نوسانات شدید لحاظ شود. استفاده از ترم‌های جریمه برای کاهش احتمال بازده‌های منفی شدید در تابع هدف و همچنین محدودیت‌هایی برای نسبت زیان به سود می‌تواند در ایجاد پرتفوی پایدارتر کمک کند.

۳-۲. الگوریتم ژنتیک

برای حل مدل‌های غیرخطی مارکویتز، شارپ، سورتیو و کالمار می‌توان از الگوریتم‌های فرابتکاری استفاده کرد چرا که این الگوریتم‌ها توانایی خوبی در جستجوی فضای پیچیده و یافتن راه‌حل‌های نزدیک به بهینه، دارند. یکی از این الگوریتم‌ها، الگوریتم ژنتیک است. که در ادامه معرفی می‌شود.

در الگوریتم ژنتیک، هر کروموزوم[3] نشان‌دهنده یک نقطه در فضای جستجو و یک راه‌حل ممکن برای مسئله مورد نظر است. هر کروموزوم (راه‌حل‌ها) از تعداد ثابتی ژن[4] (متغیر) تشکیل می‌شوند. زمانی که متغیرها مقدار پیوسته دارند، مناسب‌ترین روش کدگذاری یک جواب کاندیدا، استفاده از یک رشته اعداد حقیقی است. در زمان پیاده‌سازی الگوریتم، دقت این اعداد حقیقی به چهار رقم اعشار محدود می‌شود. برای مقداردهی اولیه، می‌توان به‌اندازه جمعیت[5] موردنظر، به‌طور تصادفی یک مجموعه از کروموزوم‌ها را تولید کرد [۱۲].

در ساختار کلی الگوریتم ژنتیک، دو نقطه در چرخه تکامل وجود دارد که در آن‌ها رقابت مبتنی بر برازندگی رخ می‌دهد: یکی، در طی انتخاب افراد برای تولیدمثل (انتخاب والد) و دیگری، طی انتخاب افراد برای بقا در نسل بعدی (انتخاب بازمانده). فرآیند انتخاب والد، احتمالی است. بنابراین افراد با برازندگی بالاتر، شانس بیشتری برای والد شدن دارند. بااین‌وجود افراد با برازندگی پایین دارای شانس کوچک هستند. اگر فرایند انتخاب، احتمالی نبود، جستجو بسیار حریصانه[6] می‌شد و در بهینه‌های محلی قرار می‌گرفت [۳۵]. در این پژوهش، انتخاب والدین براساس

1. Max DrawDown
2. Robustness
3. Chromosome
4. Gene
5. Population Size (PopSize)
6. Greedy Search

روش انتخاب چرخ رولت[1]، انجام می‌شود پس از ساختن چرخ رولت، آن را به تعداد دفعاتی برابر با تعداد کل والدین انتخابی (PR) چرخانده و هر بار پس از ایستادن چرخ، کروموزومی متناظر با قطاعی که اشاره‌گر در مقابل آن قرار گرفته است، انتخاب می‌شود. با اجرای این کار، تعداد PR کروموزوم از m کروموزوم موجود تعیین می‌شوند. در این روش، کروموزوم‌های با برازندگی بیشتر، شانس بیشتری برای انتخاب شدن و حضور در مجموعه کروموزوم‌های نسل بعد خواهند داشت. بنابراین برای تولید یک استخر جفت‌یابی جدید شامل PR کروموزوم تولیدشده به روش انتخاب، باید PR بار فرآیند بالا تکرار شود.

مهم‌ترین عملگر در الگوریتم ژنتیک، عملگر تقاطع [2] است. بازترکیب، فرآیندی است که در آن کروموزوم‌ها با یکدیگر ترکیب شده تا نسل تازه‌ای از کروموزوم‌ها ایجاد شود. نرخ تولید فرزندان جدید به روش تقاطع را نرخ تقاطع می‌نامند که با P_c نشان داده می‌شود. بنابراین اگر اندازه جمعیت برابر با $PopSize$ باشد، آنگاه باید تعداد $P_C \times PopSize$ فرزند جدید را با اجرای تقاطع روی کروموزوم‌های جامعه فعلی ایجاد کرد. در این پژوهش از تقاطع یکنواخت استفاده می‌شود. در این روش، هر ژن به‌صورت مستقل با احتمال برابر از هر والد انتخاب می‌شود. به‌عبارت دیگر، یک ماسک باینری[3] تصادفی تولید می‌شود و بر اساس آن، ژن‌ها از والدین به فرزندان منتقل می‌شوند. پس از اعمال عملگر تقاطع برای جلوگیری از همگرایی سریع و متنوع‌سازی جواب‌ها به‌منظور فرار از بهینه محلی، عملگر جهش[4] بر روی کروموزوم‌ها اعمال می‌شود. در این عملگر، یک ژن از یک کروموزوم را به‌طور تصادفی انتخاب کرده و سپس محتوای آن ژن تغییر می‌یابد [۱۲ و ۳۵].

در الگوریتم ژنتیک، نرخ تولید فرزندان جدید با جهش را نرخ جهش می‌نامند و با P_m نشان می‌دهند. بنابراین باید به تعداد $P_m \times PopSize$ فرزند جدید با استفاده از عمل جهش روی کروموزوم‌های فعلی ایجاد کرد. در این پژوهش از جهش یکنواخت استفاده شده که یک یا چند ژن (یعنی وزن‌های دارایی‌ها در پرتفوی) به‌طور تصادفی با مقدار جدیدی در محدوده مجاز جایگزین می‌شود. پس از تولد فرزندان در الگوریتم ژنتیک، مکانیزم بقا[5] اجرا می‌شود و باید تصمیم گرفته شود که کدام افراد در نسل بعد حضور داشته باشند. این تصمیم معمولاً بر اساس برازندگی یا طول عمر افراد گرفته می‌شود. انتخاب بازمانده به‌طور معمول با رویکرد نخبه‌گرا[6] انجام می‌شود تا اعضای با برازندگی بالا حذف نشوند. اگر فردی با برازندگی بالا در گروه جایگزین[7] شود و هیچ‌کدام از فرزندان برازندگی بهتری نداشته باشند، این فرد نگهداری می‌شود و یکی از فرزندان حذف می‌شود. آستانه‌ای از پیش تعیین‌شده برای مقدار تابع هدف می‌تواند به‌عنوان شرط خاتمه باشد؛ اما به‌خاطر احتمالی بودن الگوریتم، ممکن است این شرط هیچ‌گاه تأمین نشود، لذا باید همراه با شرط خاتمه دیگری باشد تا الگوریتم متوقف شود. در این مطالعه، جمعیت اولیه به‌طور تصادفی در بازه [۱، ۰] ایجاد شده و شرط خاتمه بر اساس تعداد ارزیابی‌های برازندگی خواهد بود. شکل ۱، شبه‌کد الگوریتم ژنتیک را نمایش می‌دهد. در جدول (۱) نمونه متناسب با ابعاد مسائل مورد بررسی قابل مشاهده است.

$x_i(t)$ را به عنوان جواب اولیه در نظر می‌گیریم.
شمارشگر تعداد تکرارها i را برابر صفر قرار می‌دهیم. $i = 0$
به ازاي هر عضو $x_i(t)$ مراحل زیر را طوری انجام می‌دهیم که n_x عضو اولیه ایجاد شود به‌طوری که $i= 1,\ldots, n_x$:
هر ژن عضو i، $i= 1,\ldots, n_x$ را به طور تصادفی مقداردهی می‌کنیم.
اگر $x_i(t)$ در فضای جواب موجه باشد، آنگاه:
مقدار i را برابر $i= i+ 1$ قرار می‌دهیم.
پایان اگر.
پایان حلقه (به ازاي)

1. Roulette Wheel Selection
2 .Crossover
3. Binary mask
4. Mutation
5. Survival Selection
6. Elitism
7. Replacement

تا هنگامی که شرایط خاتمه محقق نشده است مراحل زیر را انجام می‌دهیم.
اعضای جمعیت را ارزیابی، مرتب‌سازی و اعضای اضافی را حذف می‌کنیم.
عده‌ای از بهترین اعضای جمعیت را به‌عنوان والدین انتخاب می‌کنیم، عملگر تقاطع را میان آنها اعمال می‌کنیم و جمعیت فرزندان را ایجاد می‌کنیم.
عده‌ای از بهترین اعضای جمعیت را به‌عنوان والدین انتخاب می‌کنیم، عملگر جهش را میان آنها اعمال می‌کنیم و جمعیت جهش یافتگان را ایجاد می‌کنیم.
جمعیت اصلی، جمعیت فرزندان و جمعیت جهش‌یافتگان را با یکدیگر ادغام می‌کنیم.
پایان (تا هنگامی که)

شکل ۱. شبه‌کد الگوریتم *GA*

جدول ۱. نحوه انجام تقاطع یکنواخت

موقعیت	والد ۱	والد ۲	ماسک باینری	فرزند ۱	فرزند ۲
۱	۰	۰.۱	۱	۰	۰.۱
۲	۰	۰.۱	۰	۰.۱	۰
۳	۰.۱	۰	۱	۰.۱	۰
۴	۰.۵	۰.۴	۰	۰.۴	۰.۵
۵	۰.۱	۰	۱	۰.۱	۰
۶	۰.۲	۰.۱	۰	۰.۱	۰.۲
۷	۰.۱	۰.۲	۱	۰.۱	۰.۲
۸	۰	۰.۱	۰	۰.۱	۰

در طراحی الگوریتم‌ها، مدیریت محدودیت‌ها برای تولید جواب‌های شدنی، ضروری است. در این پژوهش، دو استراتژی برای مدیریت محدودیت‌ها به کار می‌رود [۳۵]: ۱) جلوگیری از تولید جواب‌های نشدنی: با استفاده از نرمال‌سازی وزن‌ها هنگام ساخت جواب‌ها، از تولید جواب‌های نشدنی جلوگیری می‌شود. ۲) تخصیص جریمه به جواب‌های نشدنی: جواب‌ها بدون توجه به محدودیت‌ها تولید می‌شوند و در صورت نشدنی بودن، برازندگی آن‌ها با ضریب جریمه کاهش می‌یابد. برای مدیریت محدودیت‌های وزن دارایی‌ها از استراتژی اول و برای محدودیت‌های بازده و ریسک از استراتژی دوم استفاده خواهد شد. جدول ۲، پارامترها و مقادیر الگوریتم GA تنظیم‌شده براساس روش سعی و خطا[1] را نشان می‌دهد.

جدول ۲. پارامترها و مقادیر الگوریتم *GA*

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت	۴۰
مکانیزم انتخاب والد	انتخاب چرخ رولت
بیشترین تعداد تکرار	۶۰
احتمال جهش	۰.۱
نسبت نخبگی	۰.۰۱
احتمال تقاطع	۰.۵
سهم والدین	۰.۳
نوع تقاطع	یکنواخت
نوع جهش	یکنواخت

1. Trial and error

۴. تحلیل یافته‌ها و داده‌های پژوهش

در این بخش، ابتدا پرتفوی‌های منتخب و مشخصات آنها تبیین شده و سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی پرتفوی‌ها پرداخته و نتایج بدست آمده مقایسه می‌شود.

۴-۱. تشکیل پرتفوی‌های منتخب و تحلیل توصیفی آنها

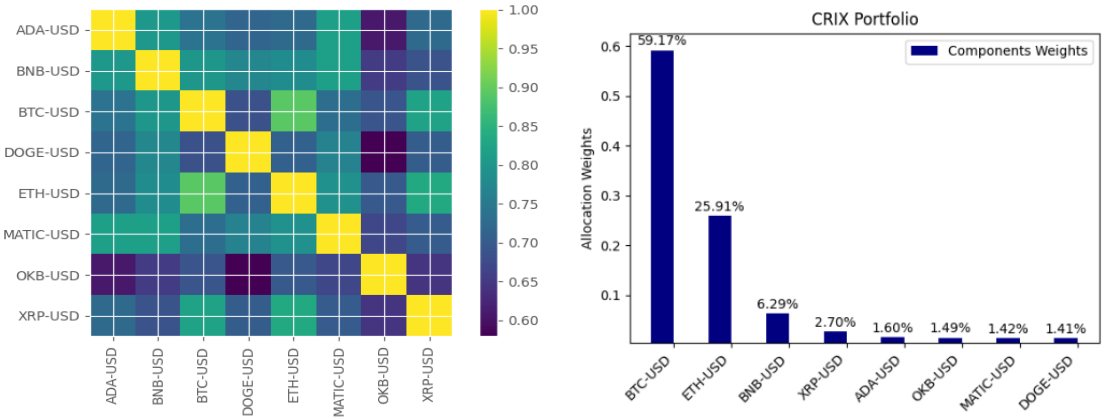
در این پژوهش اطلاعات مربوط به شاخص بازار رمزارزها از پایگاه اینترنتی کریکس[1] و داده‌های خام مربوط به رمزارزها از پایگاه اینترنتی یاهو[2] و به‌وسیله نرم‌افزار پایتون جمع‌آوری شده است.

پرتفوی شاخص بازار، یک پرتفوی با وزن‌های مشخص و ثابت است که از اجزای این پرتفوی برای انجام بهینه‌سازی استفاده خواهد شد. همچنین در شرایط یکسان، از بین ۵۰ رمزارز اول بازار از لحاظ ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱، پرتفوی‌های منتخب هم وزن با پرتفوی شاخص بازار رمزارزها، بر اساس معیارهایی همچون بیشترین ارزش بازار و بیشترین نسبت بازده به ریسک در بازه‌های زمانی یکسان با پرتفوی شاخص بازار رمزارزها بررسی می‌شوند. پرتفوی بازار در پنجره زمانی مورد بررسی، از هشت رمزارز تشکیل شده است؛ لذا اجزای تشکیل‌دهنده سایر پرتفوی‌های منتخب نیز هشت عدد خواهد بود. انتخاب رمزارزها برای هر یک از پرتفوی‌های منتخب بر اساس داده‌های تاریخی آنها، انجام خواهد شد. اگر رمزارزهای انتخاب شده دارای یکی از سه شرط زیر باشند با رمزارزهای دیگری با اولویت پایین‌تر، بر اساس همان معیار جایگزین خواهند شد. الف) رمزارزهایی که دارای قیمت واحد، برابر با یک دلار آمریکا هستند (به‌دلیل عدم نوسان بازده قیمت) ب) رمزارزهایی که داده‌های تاریخی آن‌ها در بازه زمانی مورد بررسی دردسترس نبوده و یا ناقص هستند. ج) رمزارزهای تکراری با نمادهای متفاوت (به‌دلیل رفتار ۱۰۰درصد مشابه با یکدیگر).

۱۰ پرتفوی منتخب تشکیل می‌شود که عبارت هستند از: پرتفوی CRIX با اجزاء شاخص بازار رمزارزها، پرتفوی (۱) با بیشترین ارزش بازار، پرتفوی (۲) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۳۶۵ روز گذشته، پرتفوی (۳) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) براساس داده‌های ۳۶۵ روز گذشته، پرتفوی (۴) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۱۸۰ روز گذشته، پرتفوی (۵) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) براساس داده‌های ۱۸۰ روز گذشته، پرتفوی (۶) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۹۰ روز گذشته، پرتفوی (۷) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) براساس داده‌های ۹۰ روز گذشته، پرتفوی (۸) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۳۰ روز گذشته، پرتفوی (۹) با بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) براساس داده‌های ۳۰ روز گذشته. در ادامه به توصیفی از پرتفوی‌های معرفی شده پرداخته خواهد شد. صرفاً انتخاب اولیه اجزای پرتفوی‌ها در بازه‌های زمانی متنوع شامل ۳۶۰، ۱۸۰، ... و ۳۰ روز بوده است؛ ولی همه آنها به‌طور ثابت در یک بازه زمانی ۲۰۲ روزه با یکدیگر مقایسه شده‌اند. استفاده از بازه‌های زمانی مختلف، این امکان را فراهم می‌کند که رفتار بازار در دوره‌های زمانی متفاوت تحلیل شود. این موضوع می‌تواند به شناسایی الگوهای مختلف و نوسانات بازار کمک کند و اجازه توسعه استراتژی‌های متنوع بر اساس شرایط مختلف بازار داده می‌شود. هر بازه زمانی می‌تواند نمایانگر سطوح مختلف ریسک و بازده باشد. این تنوع می‌تواند به سرمایه‌گذاران کمک کند تا تصمیمات بهتری بر اساس افق زمانی خود بگیرند؛ چرا که سرمایه‌گذاران ممکن است اهداف و افق‌های زمانی متفاوتی داشته باشند.

یک پنجره زمانی ۲۰۲ روزه از تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱ تا ۲۰۲۳/۱۲/۰۸ مطابق شکل ۲، اوزان اجزای پرتفوی CRIX است. این اجزا به‌گونه‌ای در نظر گرفته شد که طی این بازه، اجزای پرتفوی بازار از لحاظ تعداد، نوع و وزن بدون تغییر باشند. شکل ۳، ماتریس همبستگی اجزای این پرتفوی را نمایش می‌دهد. شکل ۴، روند شاخص بازار CRIX را نشان می‌دهد. برای انتخاب سایر پرتفوی‌های منتخب از داده‌های ۵۰ رمزارز اول بازار از لحاظ ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱ استفاده خواهد شد.

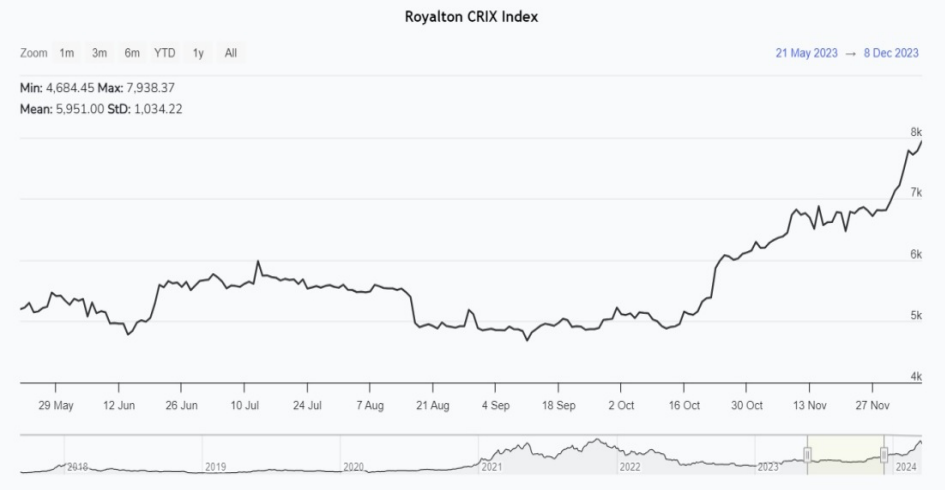
1. Royalton-crix.com
2. finance.yahoo.com/crypto



شکل ۲. اوزان اجزای پرتفوی *CRIX*

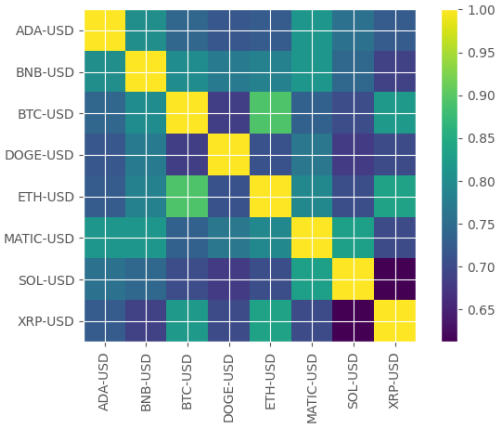
شکل ۳. ماتریس همبستگی پرتفوی *CRIX*

مقادیر روزانه مربوط به محاسبه بازده، واریانس، انحراف از معیار، نسبت ریسک (انحراف معیار) به بازده (C.V)، نسبت شارپ، نسبت سورتینو و نسبت کالمار برای پرتفوی CRIX به ترتیب ۰/۱۵۱۹۰۶، ۰/۰۷۲۶۵۵، ۰/۲۶۹۵۴۵۱، ۲/۴۰۳۳۵۹، ۳۴/۷۴۵۳۰۱ ، ۱۷/۷۴۴۲۲ ، ۰/۰۳۲۲۴۲، ۰/۰۳۶۱۶ و ۰/۰۰۲۵۰۱ را نشان می‌دهد.



شکل ٤. روند شاخص بازار رمزارزها طی دوره مطالعه

با اعمال اولین شرط بیان شده برای انتخاب پرتفوی روی رمزارزهای منتخب پرتفوی (۱)، رمزارزهای ردیف سوم و پنجم از فهرست اصلی شکل ۵ حذف و با رمزارزهای ردیف نهم و دهم این فهرست جایگزین شده‌اند و رمزارزهای BTC، ETH، BNB، XRP، ADA، DOGE، MATIC و SOL اجزای این پرتفوی را تشکیل دادند. ماتریس همبستگی مابین اجزای این پرتفوی در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ٦. ماتریس همبستگی، اجزای پرتفوی ۲

Historical Snapshot - 21 May 2023

USD

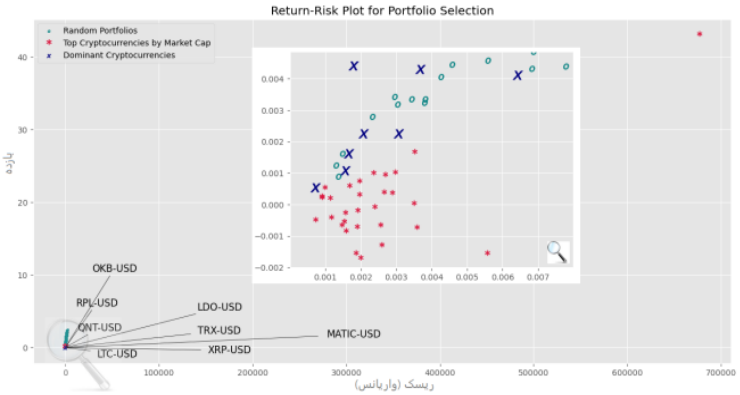
Rank	Name	Symbol	Market Cap	Price	Circulating Supply	volume (24h)
1	Bitcoin	BTC	$518,489,461,930.79	$26,753.83	19,380,012 BTC	$8,647,416,920.95
2	Ethereum	ETH	$217,032,947,920.33	$1,804.53	120,271,085 ETH *	$3,386,768,865.10
3	Tether	USDT	$82,929,257,908.12	$1.0002	82,914,078,541 USDT *	$13,532,622,119.23
4	BNB	BNB	$47,771,639,109.13	$306.51	155,858,375 BNB *	$302,803,529.81
5	USD Coin	USDC	$29,551,205,669.46	$0.9999	29,554,484,579 USDC *	$1,777,767,515.90
6	XRP	XRP	$23,734,559,208.60	$0.4575	51,873,152,538 XRP *	$537,234,088.61
7	Cardano	ADA	$12,563,402,691.63	$0.3604	34,863,146,121 ADA *	$116,595,378.58
8	Dogecoin	DOGE	$10,059,684,186.08	$0.07214	139,442,466,384 DOGE	$142,232,849.27
9	Polygon	MATIC	$7,950,488,212.36	$0.8568	9,279,469,069 MATIC *	$193,636,551.23
10	Solana	SOL	$7,764,489,644.98	$19.61	395,956,766 SOL *	$210,641,912.82

شکل ٥. لیست رمزارزها با بیشترین ارزش بازار در تاریخ ۲۰۲۳/۰۵/۲۱

پرتفوی‌های (۳) تا (۹) که پرتفوی‌های با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) و یا بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) برای دوره زمانی با طول‌های مختلف هستند نیز می‌توان شکل‌های ۷ تا ۲۰ را برای شناسایی اجزای پرتفوی‌ها نمایش داد. در این شکل‌ها علاوه‌بر نمایش ۵۰ رمزارز دارای بیشترین ارزش بازار و رمزارزهای منتخب، از شبیه‌سازی پرتفوی‌های تصادفی نیز برای درک بصری از عملکرد استراتژی مختلف در بازار و به نوعی نمایش مرز کارایی استفاده شده است. در شکل‌های ۷، ۹، ۱۱، ۱۳، ۱۵، ۱۷ و ۱۹ محور افقی میزان ریسک (انحراف معیار بازده) و محور عمودی بازده مورد انتظار را نمایش می‌دهد که مبین اجزای پرتفوی‌های (۳) تا (۹) هستند. این شکل‌ها تحلیل بازده–ریسک برای انتخاب پرتفوی رمزارزها را نشان می‌دهند. نقاط سبزرنگ بیانگر پرتفوی‌های تصادفی بوده که ترکیب‌های مختلفی از رمزارزها را شامل می‌شوند. نقاط قرمز مربوط به رمزارزهای برتر از نظر ارزش بازار و علامت‌های آبی بزرگ نشان‌دهنده رمزارزهای «غالب» یا با عملکرد برتر هستند. به‌عنوان نمونه در شکل ۷، رمزارز ARB دارای بیشترین بازده مورد انتظار اما با ریسک بسیار بالا است؛ در حالی‌که رمزارزهایی مانند TRX ، LEO و LTC در ناحیه‌ای با ریسک کمتر و بازده پایین‌تر قرار دارند. جدول مندرج در پایین این شکل نیز مقادیر عددی بازده، ریسک و نسبت بازده به ریسک هر رمزارز را ارائه داده که نشان می‌دهد رمزارزهایی با نسبت بالاتر می‌توانند گزینه‌های بهینه‌تری برای پرتفوی کم‌ریسک باشند. این شکل‌ها به‌طور کلی نشان می‌دهند که توازن بین ریسک و بازده در انتخاب پرتفوی رمزارزها اهمیت زیادی دارد و هرچه بازده بالقوه بیشتر باشد، میزان ریسک نیز افزایش می‌یابد. همچنین شکل‌های ۶، ۸، ۱۰، ۱۲، ۱۴، ۱۶ و ۱۸ ماتریس‌های همبستگی میان جفت‌ارزهای رمزارزی مختلف در برابر دلار آمریکا برای پرتفوی‌های ایجاد شده را نشان می‌دهد. رنگ‌های زرد بیانگر همبستگی بالا و رنگ‌های تیره‌تر (آبی و بنفش) نشان‌دهنده همبستگی کمتر هستند. همان‌طور که انتظار می‌رود، قطر اصلی ماتریس کاملاً زرد است؛ زیرا هر رمزارز با خودش همبستگی کامل دارد. براساس شکل ۶، می‌توان گفت که BTC و ETH بالاترین میزان همبستگی را دارند. رمزارزهایی مانند ADA، MATIC و SOL نیز الگوهای قیمتی مشابهی دارند. در مقابل، XRP کمترین همبستگی را با سایر رمزارزها دارد.

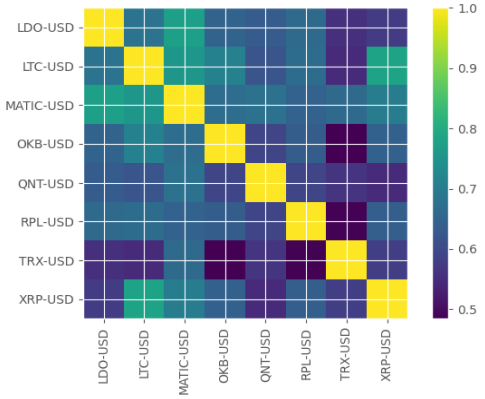
مقایسه پرتفوی‌ها براساس معیارهایی همچون بازده، ریسک و نسبت بازده به ریسک انجام خواهد شد. نسبت بازده به ریسک، بیانگر «کارایی ریسک‌پذیری» پرتفوی‌هاست که یک معیار استاندارد برای مقایسه پرتفوی‌ها به‌شمار می‌رود، چرا که هر دو جزء آن یعنی بازده و انحراف معیار به عنوان ریسک، دارای یک مقیاس واحد هستند و نسبت آن‌ها بیانگر کارایی تبدیل ریسک به بازده است. این نسبت به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا درک بهتری از بازدهی که در قبال ریسک پذیرفته‌شده دریافت می‌کنند، داشته باشند. به‌عبارت دیگر، در این معیار، بازده اضافی نسبت به ریسک کل (انحراف معیار) سنجیده می‌شود و نشان می‌دهد که هر واحد ریسک چه میزان بازده تولید کرده است. از آنجایی‌که بازده و انحراف معیار هر دو بر اساس واحد درصدی (یا همان مقیاس نرخ بازده) محاسبه می‌شوند، نسبت آنها بی‌مقیاس بوده و قابلیت مقایسه بین پرتفوی‌ها را

دارد. استفاده از واریانس ممکن است باعث پیچیدگی‌هایی در تحلیل شود، چرا که واریانس واحد مربع بازده است و ممکن است تفسیر آن را دشوارتر کند [۴ و ۷].

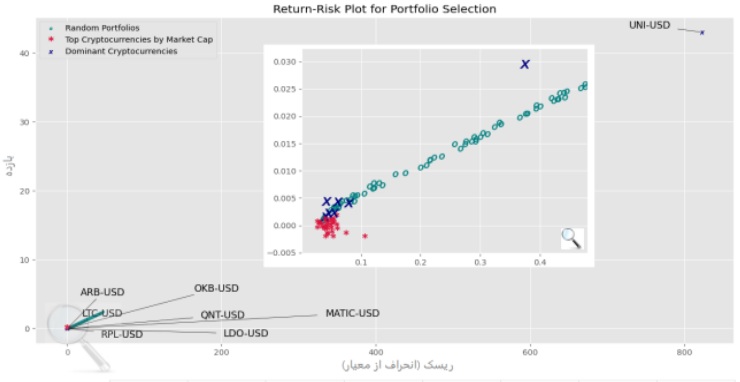


	OKB-USD	RPL-USD	QNT-USD	LTC-USD	TRX-USD	MATIC-USD	XRP-USD	LDO-USD
بازده	0.00441	0.0043	0.00226	0.00161	0.00054	0.00225	0.00108	0.00411
ریسک (واریانس)	0.00178	0.00366	0.00206	0.00166	0.00072	0.00305	0.00155	0.0064
نسبت بازده به ریسک	2.472	1.174	1.095	0.971	0.747	0.736	0.693	0.642

شکل ۷. شناسایی اجزای پرتفوی ۳

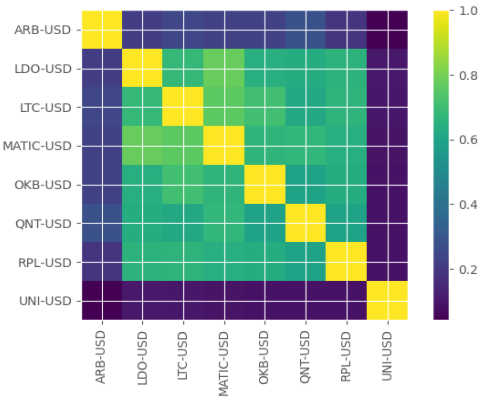


شکل ۸. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ۳

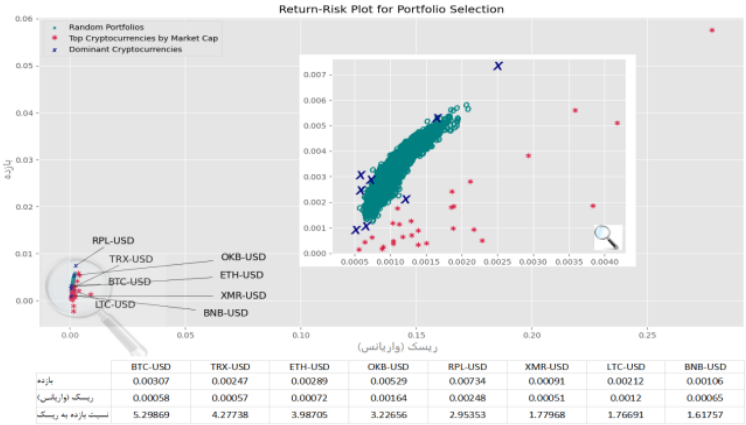


	OKB-USD	ARB-USD	RPL-USD	UNI-USD	LDO-USD	QNT-USD	MATIC-USD	LTC-USD
بازده	0.00441	0.02957	0.0043	43.0166	0.00411	0.00226	0.00225	0.00161
ریسک (انحراف معیار)	0.04225	0.37412	0.06056	821.61085	0.08001	0.04545	0.05529	0.04079
نسبت بازده به ریسک	0.10449	0.07906	0.07113	0.05235	0.05142	0.04981	0.04071	0.03965

شکل ۹. شناسایی اجزای پرتفوی ٤

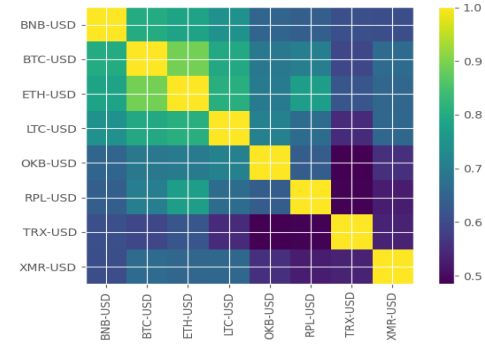


شکل ۱۰. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ٤

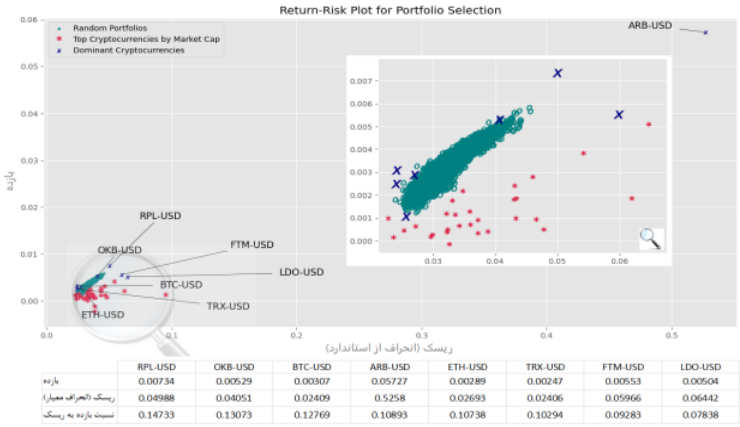


	BTC-USD	TRX-USD	ETH-USD	OKB-USD	RPL-USD	XMR-USD	LTC-USD	BNB-USD
بازده	0.00307	0.00247	0.00289	0.00529	0.00734	0.00091	0.00212	0.00106
ریسک (واریانس)	0.00058	0.00057	0.00072	0.00164	0.00248	0.00051	0.0012	0.00065
نسبت بازده به ریسک	5.29869	4.27738	3.98705	3.22656	2.95353	1.77968	1.76691	1.61757

شکل ۱۱. شناسایی اجزای پرتفوی ٥

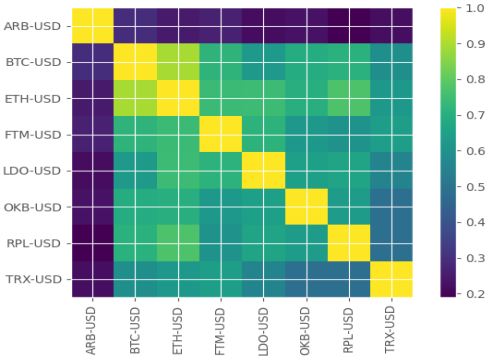


شکل ۱۲. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ٥

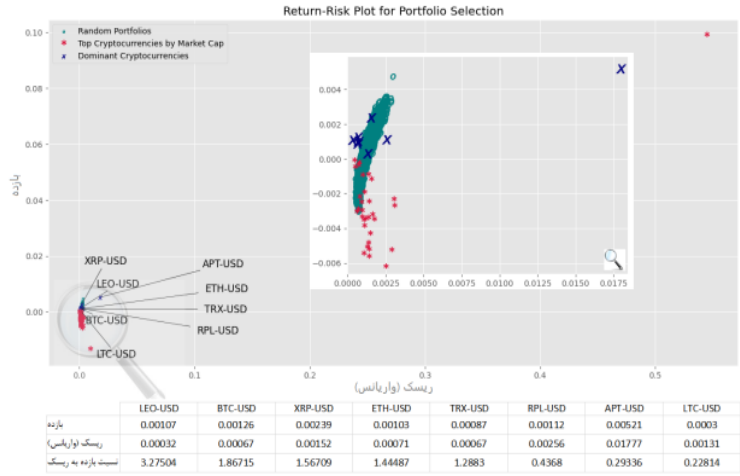


	RPL-USD	OKB-USD	BTC-USD	ARB-USD	ETH-USD	TRX-USD	FTM-USD	LDO-USD
بازده	0.00734	0.00529	0.00307	0.05727	0.00289	0.00247	0.00553	0.00504
ریسک (انحراف معیار)	0.04988	0.04051	0.02409	0.5258	0.02693	0.02406	0.05966	0.06442
نسبت بازده به ریسک	0.14733	0.13073	0.12769	0.10893	0.10738	0.10294	0.09283	0.07838

شکل ۱۳. شناسایی اجزای پرتفوی ۶

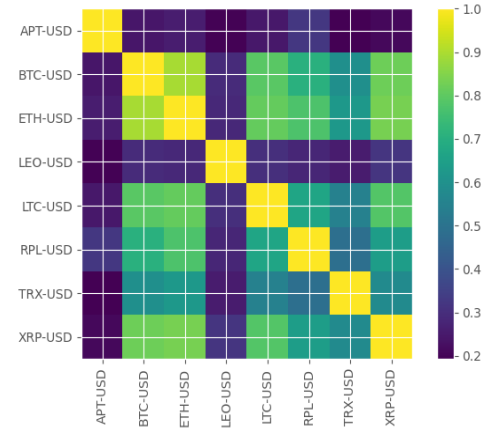


شکل ۱۴. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ۶

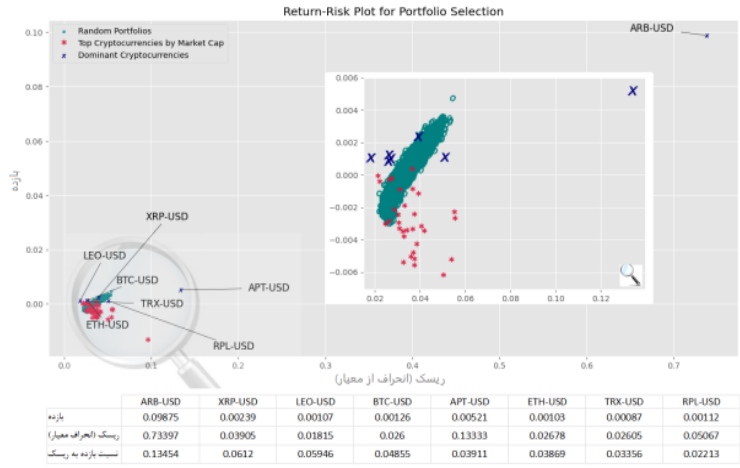


	LEO-USD	BTC-USD	XRP-USD	ETH-USD	TRX-USD	RPL-USD	APT-USD	LTC-USD
بازده	0.00107	0.00126	0.00239	0.00103	0.00087	0.00112	0.00521	0.0003
ریسک (واریانس)	0.00032	0.00067	0.00152	0.00071	0.00067	0.00256	0.01777	0.00131
نسبت بازده به ریسک	3.27504	1.86715	1.56709	1.44487	1.2883	0.4368	0.29336	0.22814

شکل ۱۵. شناسایی اجزای پرتفوی ۷

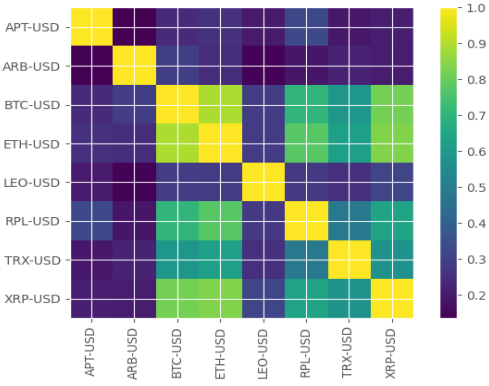


شکل ۱۶. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ۷

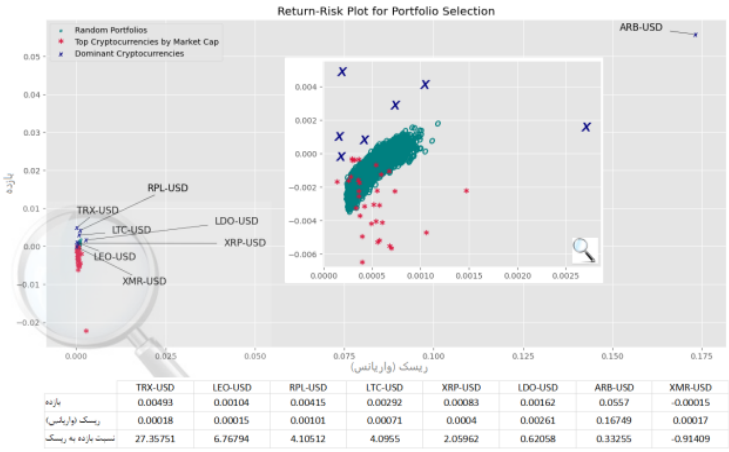


	ARB-USD	XRP-USD	LEO-USD	BTC-USD	APT-USD	ETH-USD	TRX-USD	RPL-USD
بازده	0.09875	0.00239	0.00107	0.00126	0.00521	0.00103	0.00087	0.00112
ریسک (انحراف معیار)	0.73397	0.03905	0.01815	0.026	0.13333	0.02678	0.02605	0.05067
نسبت بازده به ریسک	0.13454	0.0612	0.05946	0.04855	0.03911	0.03869	0.03356	0.02213

شکل ۱۷. شناسایی اجزای پرتفوی ۸

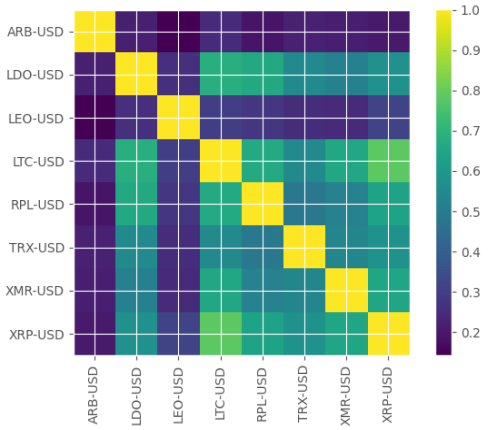


شکل ۱۸. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ۸



	TRX-USD	LEO-USD	RPL-USD	LTC-USD	XRP-USD	LDO-USD	ARB-USD	XMR-USD
بازده	0.00493	0.00104	0.00415	0.00292	0.00083	0.00162	0.0557	-0.00015
ریسک (واریانس)	0.00018	0.00015	0.00101	0.00071	0.0004	0.00261	0.16749	0.00017
نسبت بازده به ریسک	27.35751	6.76794	4.10512	4.0955	2.05962	0.62058	0.33255	-0.91409

شکل ۱۹. شناسایی اجزای پرتفوی ۹



شکل ۲۰. ماتریس همبستگی اجزای پرتفوی ۹

۴-۲. نتایج عددی

در این بخش، پرتفوی شاخص بازار و پرتفوی‌های بهینه (۱) تا (۹) معرفی شده در بخش قبلی، براساس مدل‌های مارکوویتز با حداقل بازده موردانتظار، با حداکثر ریسک قابل قبول، مدل شارپ، مدل سورتینو و مدل کالمار با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک بهینه می‌شود. الگوریتم ژنتیک با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون نسخه ۳٫۹٫۰ توسعه یافته و بر روی سیستمی با پردازنده Intel(R) Core(TM) i7-3632QM با فرکانس ۲٫۲۰ گیگاهرتز و حافظه RAM معادل ۱۲ گیگابایت اجرا شده است. اوزان هر یک از رمزارزها براساس مدل‌های مختلف و پرتفوی متنوع تشکیل شده ارائه خواهد شد.

جدول ۳، نتایج اوزان نه پرتفوی بهینه براساس مدل مارکوویتز با حداقل بازده مورد انتظار را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۲۱ نیز مبین معیارهای عملکردی برای نه پرتفوی تشکیل شده همراه با پرتفوی CRIX است که امکان مقایسه بصری پرتفوی‌ها را فراهم می‌کند. براساس شکل (۲۱)، با مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب به وسیله مدل مارکوویتز (حداقل بازده مورد انتظار)، مشخص شد بهترین پرتفوی از نظر نسبت بازده به ریسک (انحراف از معیار) مربوط به پرتفوی ۸ (پرتفوی با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۳۰ روز گذشته) است.

جدول ۳. وزن بهینه رمزارزهای پرتفوی‌ها براساس مدل مارکوویتز با حداقل بازده مورد انتظار

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ADA	۰.۰۸۱۴	۰.۰۱۲۹	–	–	–	–	–	–	–
BNB	۰.۰۱۵۸	۰.۰۰۲۷	–	–	۰.۰۰۳۴	–	–	–	–
BTC	۰.۲۵۲۴	۰.۰۰۰۸	–	–	۰.۵۳۱۴	۰.۱۴۷۲	۰.۲۸۱۹	۰.۱۴۲۹	–
DOGE	۰.۰۷۵۰	۰.۰۲۰۸	–	–	–	–	–	–	–
ETH	۰.۰۳۶۲	۰.۰۶۴۴	–	–	۰.۰۱۴۲	۰.۱۴۴۷	۰.۰۰۲۴	۰.۱۴۰۶	–
MATIC	۰.۰۱۱۸	۰.۰۴۱۱	۰.۰۰۸۵	۰.۱۵۲۷	–	–	–	–	–
OKB	۰.۰۱۰۶	–	۰.۰۲۸۳	۰.۱۶۱۳	۰.۰۳۷۶	۰.۱۳۲۸	–	–	–
SOL	–	۰.۸۱۹۵	–	–	–	–	–	–	–
XRP	۰.۵۱۶۸	۰.۰۳۷۷	۰.۸۱۶۶	–	–	–	۰.۳۱۰۸	۰.۱۲۸۵	۰.۰۹۹۶
LDO	–	–	۰.۰۲۸	۰.۱۳۰۹	–	۰.۱۴۱۲	–	–	۰.۲۲۶۵
LTC	–	–	۰.۰۱۲۷	۰.۱۳۶۸	۰.۰۴۱۲	–	۰.۰۲۷۱	–	۰.۲۳۰۱
ONT	–	–	۰.۰۱۲۴	۰.۱۶۱۲	–	–	–	–	–
RPL	–	–	۰.۰۰۷۱	۰.۱۳۳۷	۰.۰۲۸۲	۰.۱۴۱۹	۰.۰۰۲۱	۰.۱۳۷۳	۰.۲۲۴۱
TRX	–	–	۰.۱۱۱۴	–	۰.۳۳۲۱	۰.۱۴۱۸	۰.۰۱۷۰	۰.۱۵۷۳	۰.۱۲۵۵
ARB	–	–	–	۰.۰۰۵	–	۰.۰۰۲۹	–	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۱۸

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
UNI	–	–	–	۰.۱۲۲۹	–	–	–	–	–
XMR	–	–	–	–	۰.۰۱۲۲	–	–	–	۰.۰۲۴۴
FTM	–	–	–	–	–	۰.۱۴۷۴	–	–	–
APT	–	–	–	–	–	–	۰.۳۲۸۴	۰.۱۳۰۰	–
LEO	–	–	–	–	–	–	۰.۰۳۰۳	۰.۱۶۲۶	۰.۰۶۸۱

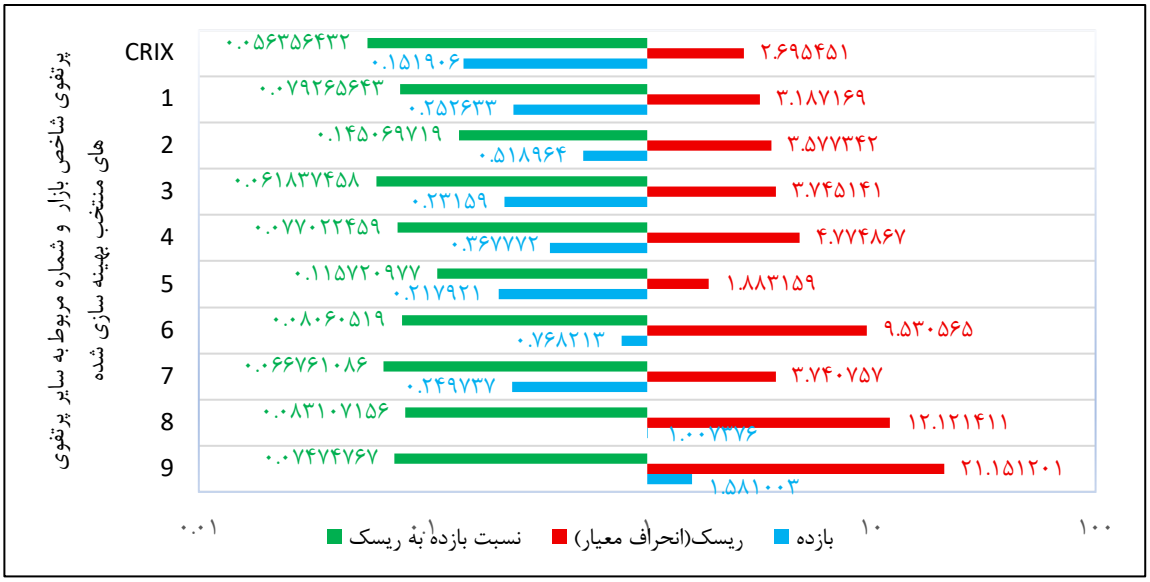
شکل ۲۱. مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه شده بر اساس مدل مارکوویتز (حداقل بازده موردانتظار)

جدول ۴، نتایج اوزان نه پرتفوی بهینه براساس مدل مارکوویتز با حداکثر ریسک قابل‌قبول را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۲۱ نیز مبین معیارهای عملکردی برای نه پرتفوی تشکیل شده همراه با پرتفوی CRIX است که امکان مقایسه بصری پرتفوی‌ها را فراهم می‌کند. بر اساس نتایج حاصل از بهینه‌سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب با مدل مارکوویتز (حداکثر ریسک مورد قبول) شکل ۲۲، مشخص شد بدترین پرتفوی از نظر نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) مربوط به پرتفوی CRIX و بهترین مربوط به پرتفوی (۸) یعنی پرتفوی با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۳۰ روز گذشته است.

جدول ٤. وزن بهینه رمزارزهای پرتفوی‌ها براساس مدل مارکوویتز با حداکثر ریسک قابل‌قبول

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ADA	۰.۳۱۷۷	۰.۰۹۵۴	–	–	–	–	–	–	–
BNB	۰.۰۰۲۴	۰.۰۶۳۸	–	–	۰.۰۲۳۴	–	–	–	–
BTC	۰.۲۴۴۹	۰.۰۴۹۷	–	–	۰.۷۶۵۸	۰.۱۴۷۸	۰.۲۸۹۲	۰.۱۵۲۲	–
DOGE	۰.۰۱۵۹	۰.۳۱۱۸	–	–	–	–	–	–	–
ETH	۰.۰۲۴۴	۰.۰۰۶۶	–	–	۰.۰۱۸۲	۰.۱۳۲۰	۰.۰۸۱۲	۰.۱۱۳۵	–
MATIC	۰.۰۶۸۳	۰.۰۲۳۳	۰.۰۲۸۹	۰.۱۶۹۱	–	–	–	–	–
OKB	۰.۰۱۷۹	–	۰.۰۴۹۱	۰.۱۲۸۴	۰.۰۰۳۳	۰.۱۴۳۰	–	–	–
SOL	–	۰.۵۹۶۸	–	–	–	–	–	–	–
XRP	۰.۳۰۸۴	۰.۰۳۲۶	۰.۵۶۲۱	–	–	–	۰.۲۹۶۸	۰.۱۴۸۲	۰.۱۴۰۱
LDO	–	–	۰.۰۳۴۱	۰.۱۷۲۶	–	۰.۱۳۷۷	–	–	۰.۱۲۵۲
LTC	–	–	۰.۰۵۶۶	۰.۱۶۷۴	۰.۰۰۱۷	–	۰.۰۱۱۲	–	۰.۱۵۸۸

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ONT	–	–	۰.۰۶۶۰	۰.۱۷۵۱	–	–	–	–	–
RPL	–	–	۰.۰۰۲۱	۰.۱۷۳۳	۰.۰۴۶۱	۰.۱۴۴۵	۰.۰۳۰۹	۰.۰۹۴۰	۰.۰۶۵۰
TRX	–	–	۰.۲۰۱۱	–	۰.۰۹۳۰	۰.۱۴۷۳	۰.۰۴۰۹	۰.۱۹۳۱	۰.۱۶۸۹
ARB	–	–	–	۰.۰۰۲	–	۰.۰۰۰۴	–	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۱۰
UNI	–	–	–	۰.۰۱۳۹	–	–	–	–	–
XMR	–	–	–	–	۰.۰۴۸۵	–	–	–	۰.۱۶۴۷
FTM	–	–	–	–	–	۰.۱۳۲۰	–	–	–
APT	–	–	–	–	–	–	۰.۲۲۱۳	۰.۱۲۷۱	–
LEO	–	–	–	–	–	–	۰.۰۲۸۴	۰.۱۷۱۳	۰.۱۷۶۳



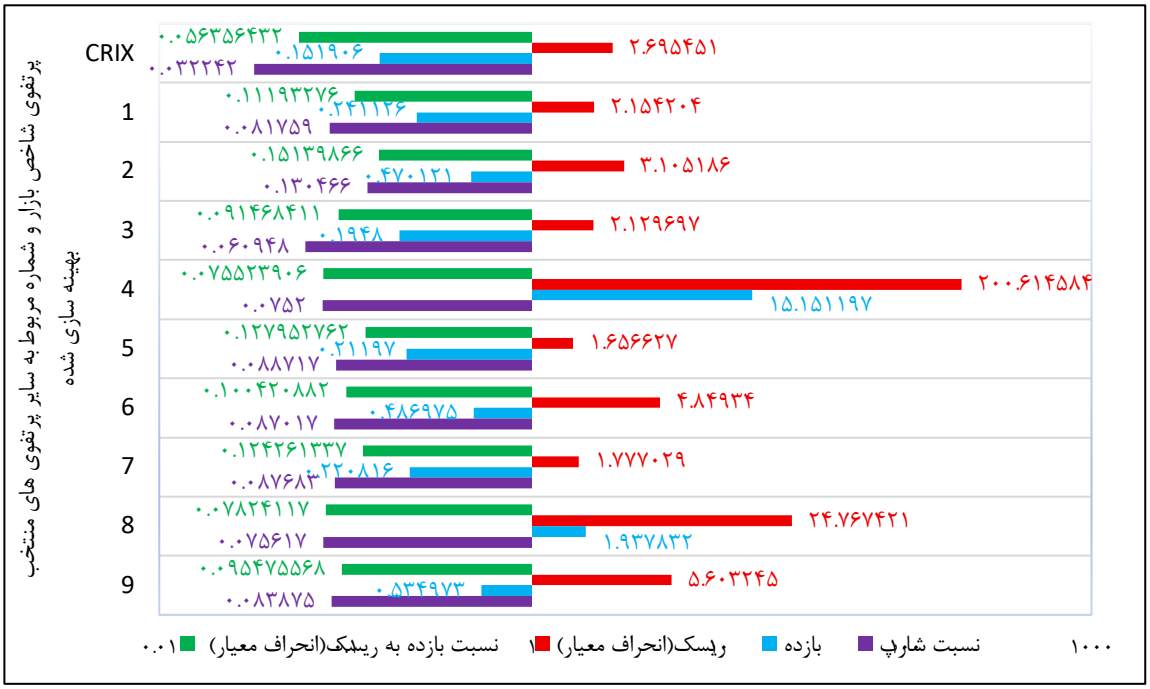
شکل ۲۲. مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه شده بر اساس مدل مارکوویتز (حداکثر ریسک موردقبول)

جدول ۵، نتایج اوزان نه پرتفوی بهینه براساس مدل شارپ همراه با معیارهای مقایسه همچون بازده، ریسک (انحراف معیار)، ضریب تغییر و نسبت شارپ را ارائه می‌کند. شکل ۲۳ نیز مبین معیارهای عملکردی برای نه پرتفوی تشکیل شده همراه با پرتفوی CRIX است که امکان مقایسه بصری پرتفوی‌ها را فراهم می‌کند. مطابق با این شکل، با مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی هر یک از پرتفوی‌های منتخب به وسیله مدل شارپ، مشخص شد بهترین پرتفوی از نظر نسبت شارپ مربوط به پرتفوی ۲ (با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۳۶۵ روز گذشته) است.

جدول ۵. وزن بهینه رمزارزهای پرتفوی‌ها براساس مدل شارپ

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ADA	۰.۰۳۴۶	۰.۰۶۵۸	–	–	–	–	–	–	–
BNB	۰.۰۳۲۶	۰.۰۰۸۴	–	–	۰.۰۰۵۰	–	–	–	–
BTC	۰.۶۴۷۲	۰.۲۲۴۴	–	–	۰.۳۸۹۱	۰.۲۳۶۵	۰.۳۹۸۲	۰.۱۶۹۳	–
DOGE	۰.۰۷۴۹	۰.۰۹۰۳	–	–	–	–	–	–	–
ETH	۰.۰۱۲۳	۰.۱۰۰۷	–	–	۰.۰۶۵۸	۰.۲۱۵۳	۰.۰۳۴۷	۰.۱۵۹۰	–
MATIC	۰.۰۰۵۰	۰.۰۰۴۲	۰.۰۱۷۶	۰.۱۸۸۹	–	–	–	–	–
OKB	۰.۰۵۹۴	–	۰.۰۱۰۴	۰.۲۶۸۱	۰.۰۹۱۸	۰.۲۲۹۳	–	–	–
SOL	–	۰.۴۶۲۵	–	–	–	–	–	–	–

XRP	۰.۱۳۳۹	۰.۰۴۳۷	۰.۱۱۱۷	–	–	–	۰.۰۴۲۷	۰.۱۷۵۷	۰.۳۶۲۴
LDO	–	–	۰.۱۳۲۱	۰.۱۸۲۹	–	۰.۰۰۰۶	–	–	۰.۰۶۸۲
LTC	–	–	۰.۰۲۰۰	۰.۰۰۹۱	۰.۰۰۶۳	–	۰.۰۲۱۳	–	۰.۰۴۶۱
ONT	–	–	۰.۰۲۴۹	۰.۰۵۲۱	–	–	–	–	–
RPL	–	–	۰.۰۱۶۳	۰.۰۰۵۱	۰.۰۱۰۲	۰.۰۵۴۹	۰.۰۱۰۸	۰.۰۲۹۲	۰.۰۰۰۲
TRX	–	–	۰.۶۶۷۰	–	۰.۴۲۶۷	۰.۲۳۱۳	۰.۴۱۶۸	۰.۱۷۵۹	۰.۳۰۸۷
ARB	–	–	–	۰.۰۰۹۴	–	۰.۰۰۰۲	–	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۰۲
UNI	–	–	–	۰.۲۸۴۴	–	–	–	–	–
XMR	–	–	–	–	۰.۰۰۵۲	–	–	–	۰.۱۵۵۱
FTM	–	–	–	–	–	۰.۰۳۱۹	–	–	–
APT	–	–	–	–	–	–	۰.۰۳۸۷	۰.۱۶۵۶	–
LEO	–	–	–	–	–	–	۰.۰۳۶۸	۰.۱۲۴۲	۰.۰۵۹۰



شکل ۲۳. مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه شده بر اساس مدل شارپ

جدول ۶، نتایج اوزان نه پرتفوی بهینه براساس مدل سورتینو همراه با معیارهای مقایسه همچون بازده، ریسک (انحراف معیار)، ضریب تغییر و نسبت سورتینو را ارائه می‌کند. همچنین شکل ۲۴، مبین معیارهای عملکردی برای نه پرتفوی تشکیل شده همراه با پرتفوی CRIX است که امکان مقایسه بصری پرتفوی‌ها را فراهم می‌کند. مطابق با این شکل، بهترین پرتفوی از نظر نسبت سورتینو مربوط به پرتفوی ۴ (با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۱۸۰ روز گذشته) است.

جدول ٦. وزن بهینه رمزارزهای پرتفوی‌ها براساس مدل سورتینو

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ADA	۰.۰۳۶۸	۰.۰۶۴۶	–	–	–	–	–	–	–
BNB	۰.۰۱۳۷	۰.۰۰۸۳	–	–	۰.۰۳۴۷	–	–	–	–
BTC	۰.۳۸۰۳	۰.۲۳۹۸	–	–	۰.۴۰۷۹	۰.۲۳۴۲	۰.۳۲۸۳	۰.۲۴۶۶	–

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
DOGE	۰.۰۷۶۶	۰.۰۱۵۴	–	–	–	–	–	–	–
ETH	۰.۱۱۰۴	۰.۰۵۶۷	–	–	۰.۰۶۰۷	۰.۲۷۵۹	۰.۰۵۷۸	۰.۲۴۵۱	–
MATIC	۰.۰۳۱۴	۰.۰۲۲۱	۰.۰۰۳۹	۰.۰۷۹۸	–	–	–	–	–
OKB	۰.۰۱۹۶	–	۰.۱۲۱۵	۰.۳۹۹۶	۰.۰۴۱۹	۰.۱۵۴۸	–	–	–
SOL	–	۰.۵۳۶۸	–	–	–	–	–	–	–
XRP	۰.۳۳۱۲	۰.۰۵۶۳	۰.۳۷۰۵	–	–	–	۰.۲۷۲۲	۰.۰۰۵۰	۰.۲۰۸۱
LDO	–	–	۰.۰۱۸۱	۰.۰۳۳۰	–	۰.۰۰۷۵	–	–	۰.۰۱۶۰
LTC	–	–	۰.۰۲۲۳	۰.۰۰۷۳	۰.۰۲۴۸	–	۰.۰۱۱۵	–	۰.۰۰۵۴
ONT	–	–	۰.۰۷۵۵	۰.۰۵۰۰	–	–	–	–	–
RPL	–	–	۰.۰۱۷۰	۰.۰۱۶۳	۰.۰۲۰۴	۰.۰۴۰۳	۰.۰۰۵۱	۰.۰۳۰۵	۰.۰۲۴۲
TRX	–	–	۰.۳۷۱۳	–	۰.۳۶۵۷	۰.۲۵۸۸	۰.۲۶۰۲	۰.۲۵۳۳	۰.۳۶۷۶
ARB	–	–	–	۰.۰۱۹۱	–	۰.۰۱۷۷	–	۰.۰۱۴۳	۰.۰۲۹۰
UNI	–	–	–	۰.۳۹۴۹	–	–	–	–	–
XMR	–	–	–	–	۰.۰۴۳۷	–	–	–	۰.۳۴۶۹
FTM	–	–	–	–	–	۰.۰۱۱۰	–	–	–
APT	–	–	–	–	–	–	۰.۰۵۰۰	۰.۰۹۹۸	–
LEO	–	–	–	–	–	–	۰.۰۱۴۹	۰.۱۰۵۴	۰.۰۰۲۸

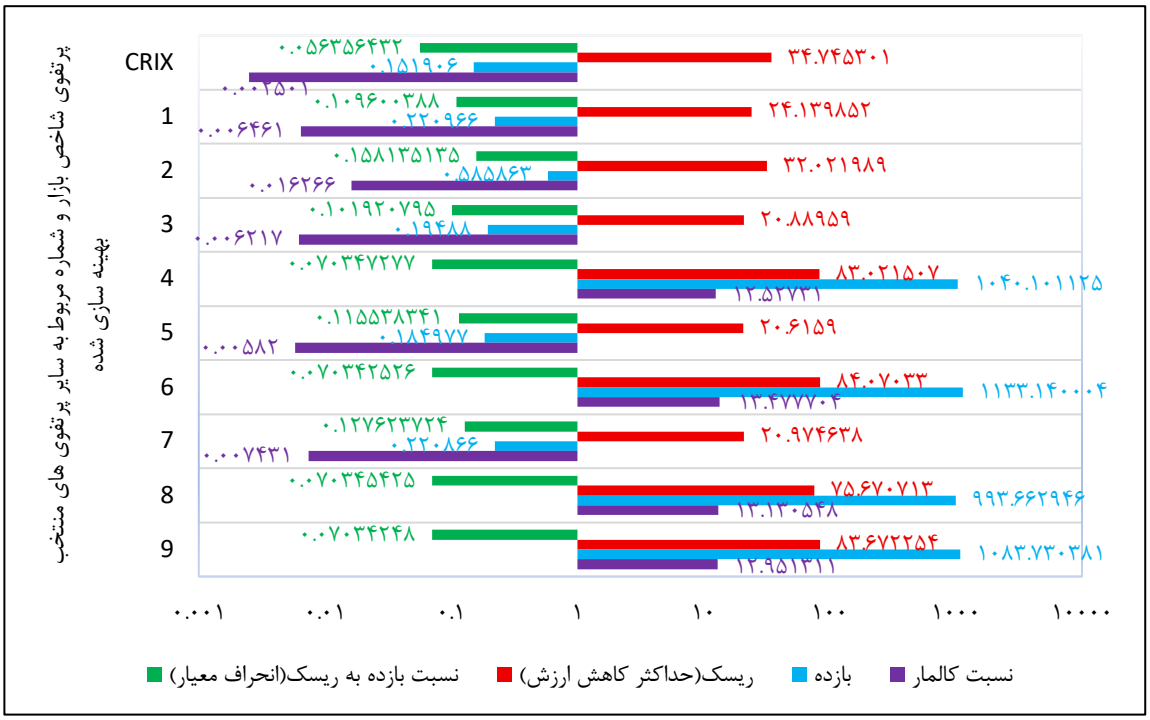
شکل ۲۴. مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه شده بر اساس مدل سورتینو

جدول ۷، نتایج اوزان نه پرتفوی بهینه براساس مدل سورتینو همراه با معیارهای مقایسه همچون بازده، ریسک (انحراف معیار)، ضریب تغییر و نسبت کالمار را ارائه می‌کند. همچنین شکل ۲۵، مبین معیارهای عملکردی برای نه پرتفوی تشکیل شده همراه با پرتفوی CRIX است که امکان مقایسه بصری پرتفوی‌ها را فراهم می‌کند. مطابق با این شکل، پرتفوی ۶ (با بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) براساس داده‌های ۹۰ روز گذشته)، دارای بهترین نسبت کالمار است.

جدول ۷. وزن بهینه رمزارزهای پرتفوی‌ها براساس مدل کالمار

رمزارز / معیار	پرتفوی								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
ADA	۰.۰۱۸۳	۰.۰۵۰۹	–	–	–	–	–	–	–
BNB	۰.۰۱۳۲	۰.۰۰۱۰	–	–	۰.۰۰۱۷	–	–	–	–
BTC	۰.۵۲۰۷	۰.۱۸۰۰	–	–	۰.۳۴۴۸	۰.۰۲۸۱	۰.۴۷۰۳	۰.۰۲۵۴	–
DOGE	۰.۱۳۹۹	۰.۰۲۳۲	–	–	–	–	–	–	–
ETH	۰.۰۷۳۵	۰.۰۴۹۴	–	–	۰.۰۱۸۷	۰.۰۱۶۷	۰.۰۰۱۹	۰.۰۱۸۳	–
MATIC	۰.۰۳۱۷	۰.۰۰۰۸	۰.۰۱۸۳	۰.۰۱۳۵	–	–	–	–	–
OKB	۰.۱۲۹۳	–	۰.۰۳۹۹	۰.۰۵۱۳	۰.۱۰۸۶	۰.۰۶۳۰	–	–	–
SOL	–	۰.۶۷۲۳	–	–	–	–	–	–	–
XRP	۰.۰۷۳۳	۰.۰۲۲۴	۰.۰۸۶۴	–	–	–	۰.۰۴۸۲	۰.۰۵۴۰	۰.۰۷۱۱
LDO	–	–	۰.۰۱۰۸	۰.۰۷۸۶	–	۰.۰۲۰۶	–	–	۰.۰۱۰۰
LTC	–	–	۰.۰۱۷۳	۰.۰۸۹۲	۰.۰۱۹۰	–	۰.۰۴۵۶	–	۰.۰۵۴۱
ONT	–	–	۰.۰۸۲۴	۰.۰۲۳۶	–	–	–	–	–
RPL	–	–	۰.۰۰۴۶	۰.۰۱۹۶	۰.۰۴۳۹	۰.۰۵۳۹	۰.۰۰۰۴	۰.۰۱۵۵	۰.۰۴۹۶
TRX	–	–	۰.۷۴۰۳	–	۰.۳۶۰۱	۰.۰۴۰۴	۰.۳۸۰۹	۰.۱۵۲۸	۰.۰۱۶۷
ARB	–	–	–	۰.۷۰۲۱	–	۰.۷۶۵۰	–	۰.۶۷۰۸	۰.۷۳۱۶
UNI	–	–	–	۰.۰۲۲۱	–	–	–	–	–
XMR	–	–	–	–	۰.۱۰۳۲	–	–	–	۰.۰۴۱۱
FTM	–	–	–	–	–	۰.۰۱۲۵	–	–	–
APT	–	–	–	–	–	–	۰.۰۰۷۱	۰.۰۱۵۶	–
LEO	–	–	–	–	–	–	۰.۰۴۵۷	۰.۰۴۷۶	۰.۰۲۵۹

می‌توان پرتفوی‌های منتخب را بر اساس نتایج بدست آمده از نسبت بازده به ریسک، با یکدیگر مقایسه کرد. جدول ۸، این مقایسه پرتفوی‌ها را بر اساس میانگین جواب‌ها، واریانس جواب‌ها و بهترین جواب بدست آمده، بهترین عملکرد مربوط به پرتفوی منتخب با بیشترین ارزش بازار در بین تمامی پرتفوی‌های موردمطالعه ارائه می‌کند.



شکل ۲۵. مقایسه پرتفوی بازار با پرتفوی‌های منتخب بهینه شده بر اساس مدل کالمار

جدول ۸. مقایسه پرتفوی‌های منتخب بهینه، بر اساس میانگین نسبت ریسک به بازده، مربوط به مدل‌های مختلف

پرتفوی منتخب	میانگین جواب‌ها	واریانس جواب‌ها	بهترین جواب	رتبه بر اساس میانگین جواب‌ها	رتبه بر اساس واریانس جواب‌ها	رتبه بر اساس تعداد بهترین جواب
بر اساس اجزای پرتفوی بازار	۱۱.۱۹۲۹۰۳۸	۴.۵۱۴۶۹۱۷۸۵	۰	۳	۷	۲
بر اساس بیشترین ارزش بازار	۶.۵۷۴۵۷۹۴	۰.۰۴۲۶۰۷۹۷۶	۱	۱	۱	۱
بر اساس نسبت بازده به ریسک (واریانس)، طی ۳۶۵ روز گذشته	۱۳.۵۲۸۴۳۳۲	۱۱.۲۲۳۳۶۸۸۷	۰	۹	۸	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک(انحراف معیار)، طی ۳۶۵ روز گذشته	۱۲.۷۴۵۳۲۹۶	۳.۰۳۴۵۱۹۵۷۴	۰	۵	۵	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک(واریانس)، طی ۱۸۰ روز گذشته	۸.۳۷۳۳۱۳۴	۰.۱۳۰۹۱۶۱۰۸	۰	۲	۲	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک(انحراف معیار)، طی ۱۸۰ روز گذشته	۱۲.۹۱۱۱۷۷۴	۳.۲۵۸۲۲۶۵۱۲	۰	۶	۶	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک(واریانس)، طی ۹۰ روز گذشته	۱۱.۷۳۰۶۰۰۸	۱۹.۹۳۶۸۳۵۶۹	۰	۴	۹	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک(انحراف معیار)، طی ۹۰ روز گذشته	۱۳.۱۹۹۱۹۵۲	۰.۸۶۷۷۶۱۳۳۳	۰	۷	۳	۲
بر اساس نسبت بازده به ریسک، طی ۳۰ روز گذشته	۱۳.۲۴۱۹۱۴	۲.۵۰۴۹۶۰۷۰۹	۰	۸	۴	۲

همچنین بر اساس جدول ۹، بهترین جواب با مدل کالمار بدست می‌آید و مدل شارپ از لحاظ میانگین جواب‌ها و واریانس جواب‌ها، از عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است.

جدول ۹. مقایسه مدل‌های بهینه‌سازی بر اساس میانگین نسبت ریسک به بازده برای ۹ پرتفوی منتخب

نام مدل	میانگین جواب‌ها	واریانس جواب‌ها	بهترین جواب	رتبه بر اساس میانگین جواب‌ها	رتبه بر اساس واریانس جواب‌ها	رتبه بر اساس تعداد بهترین جواب
مدل مارکوویتز (حداقل بازده موردانتظار)	۱۲.۷۱۳۲۹۲۸۹	۱۵.۳۰۰۷۷۱۷۷	۰	۵	۵	۲
مدل مارکوویتز (حداکثر ریسک موردقبول)	۱۲.۲۳۳۴۶۰۱۱	۸.۳۱۹۲۲۰۰۲۱	۰	۴	۳	۲
مدل شارپ	۹.۸۶۵۳۸۶۳۳۳	۵.۰۵۲۰۹۳۷۳۷	۰	۱	۱	۲
مدل سورتینو	۱۱.۷۲۹۴۳۹۲۲	۷.۸۲۰۳۳۹۶۸۵	۰	۳	۲	۲
مدل کالمار	۱۰.۹۵۷۰۰۳	۱۰.۴۵۷۴۳۸۷۳	۱	۲	۴	۱

۴-۳. بحث و مقایسه با پژوهش‌های گذشته

در میان تمامی مدل‌های مورد مطالعه مدل شارپ بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌ها از خود نشان می‌دهد. این برتری به دلیل توازن بهتر بین بازده و ریسک است که مدل شارپ ایجاد می‌کند و به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا در شرایط پر ریسک بازار رمزارزها، با استفاده از مدل‌های ساده‌تر تصمیمات بهینه بگیرند. به‌عنوان نمونه، شاخص بازار رمزارزها با اعمال مدل شارپ، نسبت به سایر مدل‌ها از عملکرد بهتری برخوردار است و نسبت ریسک به بازده آن، به‌طور میانگین به نصف کاهش می‌یابد. براین‌اساس پرتفویی که با استفاده از مدل شارپ و با اجزای شاخص بازار رمزارزها ساخته شده است، نسبت به شاخص بازار، کم‌ریسک‌تر و در عین حال با بازده بهتری همراه است. این پرتفوی توانسته است توازن بهتری میان ریسک و بازده ایجاد کند و در نتیجه، عملکرد بهتری نسبت به شاخص بازار از نظر مدیریت ریسک نشان می‌دهد. در مجموع، پرتفوی منتخب با بیشترین ارزش بازار، بهترین عملکرد را نسبت به سایر پرتفوی‌های منتخب از خود نشان می‌دهد. عملکرد برتر پرتفوی منتخب با بیشترین ارزش بازار بر اساس نسبت ریسک به بازده، به این معناست که این پرتفوی با دارایی‌های با ارزش بازار بالا، به دلیل ویژگی‌های خاص خود مانند ثبات بیشتر، نقدشوندگی بالاتر و پذیرش گسترده‌تر در بازار، نوسانات کمتری را نسبت به بازده خود تجربه می‌کند. این عوامل

باعث شده‌اند که این پرتفوی علاوه‌بر سادگی در نحوه انتخاب، در مقایسه با سایر پرتفوی‌های منتخب، عملکرد بهتری داشته باشد و ریسک کمتری را برای سرمایه‌گذاران به همراه آورد. به طور کلی، مدل شارپ و مدل مارکوویتز نسبت به مدل سورتینو و مدل کالمار عملکرد بهتری دارند که با توجه به پیچیدگی بیشتر و دقت بالاتر مدل‌های کالمار و سورتینو برای اندازه‌گیری ریسک، به نظر می‌رسد در بازار نوسانی رمزارزها افزایش دقت مدل‌ها، با کاهش صحت آن‌ها همراه است و ممکن است در عمل نتوانند به خوبی به تعادل مطلوب میان ریسک و بازده دست یابند. مدل‌های مارکوویتز و شارپ عملکرد بهتری با پرتفوی‌های منتخب بر اساس بیشترین ارزش بازار از خود نشان می‌دهند؛ در صورتی که مدل‌های سورتینو و کالمار، با پرتفوی‌های منتخب بر اساس بهترین نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار (به‌ویژه بر اساس داده‌های تاریخی بلندمدت) عملکرد بهتری را از خود به نمایش می‌گذارند. به‌عبارت دیگر، این مدل‌ها به‌دلیل تفاوت در معیارهای سنجش ریسک، ارزیابی متفاوتی از پرتفوی‌های مشابه با ویژگی‌های یکسان دارند. اهمیت شناخت این تفاوت، منجر به شناسایی پرتفوی‌هایی متوازن با نوسانات کم، متناسب با مدل‌های مارکوویتز و شارپ و پرتفوی‌هایی با تمرکز بر کاهش ریسک نزولی و افت سرمایه، متناسب با مدل‌های سورتینو و کالمار است. به‌این‌ترتیب علاوه‌بر مدل‌های بهینه‌سازی، پرتفوی‌های منتخب اولیه هم می‌توانند بر اساس جهت‌گیری استراتژی سرمایه‌گذاری انتخاب شوند. در این صورت، انتخاب رمزارزها بر اساس بیشترین ارزش بازار، استراتژی سرمایه‌گذاری متعادلی را تقویت می‌کند که هم به دنبال کسب بازدهی است و هم سعی دارد تا حد ممکن نوسانات کلی پرتفوی را مدیریت کند. این انتخاب کمک می‌کند در بازارهای نوسانی، مثل بازار رمزارزها، به‌جای اجتناب از ریسک، آن را به‌طور هوشمندانه مدیریت کرد. در مقابل اگر به‌جای توجه به نوسانات کلی، تمرکز سرمایه‌گذاری بر روی نوسانات نزولی و افت سرمایه باشد با انتخاب پرتفوی بر اساس بهترین نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار به نوعی یک استراتژی سرمایه‌گذاری دفاعی تقویت می‌شود که هدفش حفظ سرمایه و کاهش زیان در زمان‌های بحرانی است. همچنین، به نظر می‌رسد ترکیب پرتفوی با بیشترین ارزش بازار و پرتفوی با بهترین نسبت بازده به ریسک (به ویژه بر اساس داده‌های تاریخی بلند مدت) منجر به پرتفوی‌های تطبیقی خواهد شد و سرمایه‌گذاران می‌توانند پرتفوی خود را به‌گونه‌ای طراحی کنند که در هر دو شرایط بازار (دوره‌های رشد و دوره‌های ریزش) عملکرد بهینه داشته باشد. این رویکرد به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا در دوران رشد بازار، بازدهی مناسب داشته باشند و در دوران افت بازار یا رکود اقتصادی، زیان‌های خود را به حداقل برسانند.

هریک از مدل‌های شارپ، سورتینو، کالمار و مارکویتز، کاربردهای متفاوتی در بهینه‌سازی استراتژی‌های سرمایه‌گذاری دارند و هرکدام مزایا و ویژگی‌های خاص خود را ارائه می‌دهند که بسته به نوع سرمایه‌گذاری و اهداف سرمایه‌گذار متفاوت است. هر مدل با دیدگاه‌های منحصربه‌فردی درباره ریسک و بازده، نقش مؤثری در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ایفا می‌کند. بر اساس این پژوهش، مدل‌های کالمار و سورتینو به عنوان مدل‌هایی برای مدیریت ریسک، به‌ویژه برای سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز، پیشنهاد شده‌اند. همچنین مدل شارپ نیز به عنوان مدلی موثر برای افزایش بازده متناسب با ریسک شناسایی شد. این نتایج با یافته‌های پژوهش‌های سن[1] (۲۰۲۲) [۴۰] و سن و داتا[2] (۲۰۲۲) [۴۱] نیز مطابقت دارد و بر تأثیر مثبت این مدل‌ها در کاهش نوسانات و بهبود مدیریت ریسک تأکید می‌کند. همچنین عملکرد مناسب مدل شارپ در ایجاد موازنه بهتر مابین ریسک و بازده در پژوهش گو[3] (۲۰۲۲) [۱۶]، مجددا مورد تأیید قرار گرفته است که همسو با نتایج این پژوهش است. نتایج مطالعاتی که توسط الندر و همکاران (۲۰۱۸) [۱۳]، هولوی‌شیک (۲۰۲۰) [۱۷]، پلاتاناکیس و همکاران (۲۰۱۸) [۳۷]، برونیس و مستل (۲۰۱۹) [۸] و لیو (۲۰۱۹) [۲۸] انجام شده است، به‌طور کلی نشان می‌دهند که در بازارهای پرنوسان رمزارزها، استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی پیچیده و دقیق، در اکثر مواقع به بهترین نتایج منجر نمی‌شود و غالباً مدل‌های ساده‌تر عملکرد بهتری دارند. این یافته‌ها، نتایج این پژوهش در مورد مقایسه مدل‌های شارپ و مارکوویتز با مدل‌های سورتینو و کالمار را تأیید می‌کنند.

در مطالعات صورت گرفته توسط بریئر و همکاران (۲۰۱۵) [۶]، کاجتازی و مورو (۲۰۱۹) [۲۱]، کروکئبرگ و اسچولز (۲۰۱۹) [۲۵]، پلاتاناکیس و اورکاهارت (۲۰۲۰) [۳۷]، لی و همکاران (۲۰۲۱) [۲۷]، ما و همکاران (۲۰۲۰) [۲۹]، پتوخینا و همکاران (۲۰۲۰) [۳۶] و

1. Sen
2. Sen & Dutta
3. Gu

تریمبورن و همکاران (۲۰۲۰) [۴۶] تأکید شده است که رمزارزها با وجود اینکه به‌دلیل میانگین بازده فوق‌العاده زیاد و همبستگی پایین با سایر دارایی‌ها، به نسبت بازده/ریسک بهتر، پرتفوی‌های با کلاس دارایی متفاوت کمک می‌کنند؛ اما دارای نوسانات قیمتی شدیدی هستند و از این لحاظ ریسک بالایی هم دارند و مناسب سرمایه گذاران ریسک‌گریز نیستند. پرتفوی‌های با کلاس دارایی متفاوت، به گروهی از سرمایه‌گذاری‌ها یا دارایی‌ها اشاره دارد که ویژگی‌های مشابهی دارند و در بازارهای مالی به شیوه‌ای مشابه عمل می‌کنند. به‌عنوان مثال، رمزارزها و سهام هر یک دارای کلاس دارایی متفاوتی هستند. در پژوهش داس[1] و همکاران (۲۰۲۳) [۱۱] با بررسی الگوریتم‌های فراابتکاری و برنامه‌ریزی پویا برای بهینه‌سازی پرتفوی سرمایه‌گذاری، به این نتیجه رسیدند که هر یک از این الگوریتم‌ها دارای مزایا و محدودیت‌های خاص خود هستند و هیچ‌کدام به‌طور کامل بر دیگری برتری ندارد. این نتیجه، نیز با یافته‌های این پژوهش هم‌سو است.

براساس یافته‌های بدست آمده می‌توان پیشنهادهای کاربردی برای انتخاب پرتفوی‌ها داشت. با توجه به اینکه مدل شارپ توانسته است ریسک پرتفوی‌ها را به‌طور چشمگیری کاهش دهد و بازدهی بهتری نسبت به سایر مدل‌ها ارائه دهد سرمایه‌گذاران و مدیران پرتفوی باید این مدل را به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین ابزارهای خود برای مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفوی در بازار رمزارزها در نظر بگیرند. این مدل به‌ویژه در بازارهای پرنوسان مانند رمزارزها می‌تواند توازن مناسبی بین بازده و ریسک ایجاد کند. برای سرمایه‌گذارانی که بر مدیریت ریسک نزولی تمرکز دارند، مدل سورتینو یک ابزار بسیار مؤثر برای بهینه‌سازی پرتفوی است. این مدل به سرمایه‌گذاران امکان می‌دهد تا پرتفوی‌هایی را شناسایی و انتخاب کنند که ضمن ارائه بازدهی مناسب، ریسکِ نامطلوب کمتری را تجربه کنند. برای سرمایه‌گذارانی که به دنبال مدیریت مؤثر افت سرمایه هستند، مدل کالمار به‌عنوان یک ابزار کارآمد شناخته می‌شود. این مدل با اندازه‌گیری بازده پرتفوی نسبت به بیشترین افت سرمایه، به سرمایه‌گذاران برای شناسایی و انتخاب پرتفوی‌ها، این امکان را می‌دهد که ضمن ارائه بازدهی مناسب، افت سرمایه کمتری را تجربه کنند. این رویکرد به‌ویژه در بازارهای پر نوسان مانند رمزارزها اهمیت دارد، جایی که نوسانات شدید و غیرقابل پیش‌بینی می‌تواند به زیان‌های قابل توجهی منجر شود. یافته‌ها نشان می‌دهند که پرتفوی‌هایی که بر اساس رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار تشکیل شده‌اند، عملکرد بهتری نسبت به سایر پرتفوی‌ها دارند. بنابراین، توصیه می‌شود که سرمایه‌گذاران به‌ویژه در شرایط بازار ناپایدار، به رمزارزهای با ارزش بازار بالا تمرکز کرده تا بتوانند از نوسانات کاهشی جلوگیری و بازدهی مناسبی کسب کنند.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

رشد سریع و جذابیت روزافزون بازار رمزارزها، این حوزه را به عرصه‌ای هیجان‌انگیز و پویا برای سرمایه‌گذاران تبدیل کرده است. با این‌حال، این بازار ذاتاً با سطح بالایی از عدم قطعیت و نوسانات همراه است که مدیریت ریسک را به چالشی اساسی تبدیل می‌کند. یکی از مؤثرترین راهکارها برای کاهش ریسک در این حوزه، تشکیل پرتفوی سرمایه‌گذاری بهینه است. با بهره‌گیری از روش‌های علمی و ابزارهای تحلیلی مناسب، سرمایه‌گذاران می‌توانند ترکیب دارایی‌هایی را شناسایی کنند که اهداف دوگانه کاهش ریسک و افزایش بازدهی را متعادل سازد. این پژوهش با تمرکز بر شاخص بازار رمزارزها و برخی از رمزارزهای منتخب، به ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف انتخاب پرتفوی پرداخت ۱۰ پرتفوی شامل اجزاء شاخص بازار، بیشترین ارزش بازار، بیشترین نسبت بازده به ریسک (واریانس) و بیشترین نسبت بازده به ریسک (انحراف معیار) براساس داده‌های تاریخی گذشته ۳۶۵ روزه، ۱۸۰ روزه، ۹۰ روزه و ۶۰ روزه تشکیل شد. با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مدل‌های مارکوویتز، شارپ، سورتینو و کالمار به ارزیابی پرتفوی‌های تشکیل‌شده پرداخته شد.

نتایج نشان داد که مدل شارپ ریسک پرتفوی‌ها را به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد و بازدهی بهتری نسبت به سایر مدل‌ها ارائه می‌دهد. لذا سرمایه‌گذاران و مدیران پرتفوی باید این مدل را به عنوان یکی از اصلی‌ترین ابزارهای خود برای مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفوی در بازار رمزارزها در نظر بگیرند. همچنین استفاده از مدل سورتینو برای بهینه‌سازی پرتفوی‌هایی که بر اساس نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار انتخاب شده‌اند، به‌خصوص بر اساس داده‌های بلندمدت (مانند داده‌های تاریخی طی ۳۶۵ روز گذشته) نتایج بهتری به همراه دارد. این استراتژی

1. Das

به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا ریسک‌های نزولی را به‌دقت ارزیابی کنند و از زیان‌های احتمالی جلوگیری کرده و عملکرد بهتری در بازار پر نوسان رمزارزها داشته باشند. همچنین نتایج حاکی از آن است که استفاده از مدل کالمار برای بهینه‌سازی پرتفوی‌هایی که بر اساس نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار انتخاب شده‌اند، به نتایج بهتری منجر می‌شود. این رویکرد به‌ویژه در بازارهای پر نوسان مانند رمزارزها اهمیت دارد، جایی که نوسانات شدید و غیرقابل پیش‌بینی می‌تواند به زیان‌های قابل توجهی منجر شود. با استفاده از مدل کالمار، سرمایه‌گذاران قادر خواهند بود ریسک‌های نزولی را به‌دقت ارزیابی کرده و با کاهش افت سرمایه، از زیان‌های احتمالی جلوگیری کنند. این استراتژی به بهبود عملکرد کلی پرتفوی و کسب بازدهی پایدارتر در شرایط بازار کمک می‌کند. یافته‌ها نشان داد که پرتفوی‌هایی که بر اساس رمزارزهای با بیشترین ارزش بازار تشکیل شده‌اند، عملکرد بهتری نسبت به سایر پرتفوی‌ها دارند. این دارایی‌ها به دلیل ثبات بیشتر و نوسانات کمتر، ریسک کمتری را برای سرمایه‌گذاران به همراه دارند. بنابراین، توصیه می‌شود که سرمایه‌گذاران به‌ویژه در شرایط بازار ناپایدار، به دارایی‌هایی با ارزش بازار بالا تمرکز کنند تا بتوانند از نوسانات کاهشی جلوگیری کرده و بازدهی مناسبی کسب کنند.

استفاده از معیارهایی نظیر نسبت بازده به ریسک انحراف از معیار نامطلوب، نسبت بازده به ریسک حداکثر کاهش ارزش و ارزش در معرض خطر می‌تواند به تنوع در روش‌های انتخاب پرتفوی و امکان مقایسه دقیق‌تر منجر شود. این رویکرد نه‌تنها به افزایش دقت در ارزیابی‌ها کمک می‌کند؛ بلکه می‌تواند پرتفوی‌هایی را شکل دهد که از نظر ریسک و بازده، بهینه و کارآمد هستند. علاوه‌بر استفاده از روش‌های استفاده شده در این پژوهش، پیشنهاد می‌شود از روش‌هایی مانند نسبت اُمگا، نسبت ترینر، ارزش در معرض خطر و ارزش در معرض خطر شرطی نیز بهره گرفته شود. در این پژوهش، تنها دو معیار ریسک و بازده مدنظر قرار گرفته در حالی‌که می‌توان از معیارهایی همچون هزینه معاملات برای بهینه‌سازی پرتفوی‌ها استفاده کرد. علاوه بر این می‌توان از چارچوب‌های استواری یا مقاوم بودن جهت کنترل واریانس و افزایش پایداری جواب‌ها با تکمیل مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی بهره برد. همچنین پیشنهاد می‌شود سرمایه‌گذاران به جای اتکا به یک الگوریتم خاص، از ترکیبی هوشمندانه از الگوریتم‌های مختلف بهره بگیرند. با ترکیب الگوریتم‌ها، سرمایه‌گذاران می‌توانند از مزایای هر کدام بهره‌مند شده و پرتفویی تشکیل دهند که توانایی سازگاری با شرایط متغیر بازار را داشته باشد. چنین رویکردی به مدیریت بهتر ریسک، کاهش نوسانات و حداکثرسازی بازدهی در بازارهای پرنوسان کمک خواهد کرد.

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

منابع

1. Aghamohammadi, O., Ouhadi, S., Sighli, M., & Bani Mahd, A. (2022). A model for assessing and optimizing the risk associated with selecting a bank's currency portfolio in combination with cryptocurrencies. Journal of Organizational Resource *Management, 12(2),* 31-57. (In Persian).
2. Alidaee, B., Wang, H., & Wang, W. (2025). Comparative Study of Portfolio Optimization Models for Cryptocurrency and Stock Markets. *IEEE Access*.
3. Bakry, W., Rashid, A., Al-Mohamad, S., & El-Kanj, N. (2021). Bitcoin and portfolio diversification: A portfolio optimization approach. *Journal of Risk and Financial Management, 14(7),* 282.
4. Barillas, F., Kan, R., Robotti, C., & Shanken, J. (2020). Model comparison with Sharpe ratios. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 55(6), 1840-1874.
5. Bayazidi, F. , Abdolbaghi Ataabadi, A. and Fattahi, M. (2019). Fundamentals Rating Based on the Additive Ratio Assessment (ARAS) and Stochastic Utility of Investors: Evidences from Tehran Stock Exchange. *Journal of Industrial Management Perspective*, *9*(2), 33-55. (In Persian).
6. Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets?. *Journal of International Financial Markets*, Institutions and *Money, 54,* 177-189.
7. Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. (2013). Ebook: Essentials of investments: Global edition. McGraw Hill.

8. Brauneis, A., & Mestel, R. (2019). Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework. *Finance Research Letters, 28*, 259-264.
9. Briere, M., Oosterlinck, K., & Szafarz, A. (2015). Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin. *Journal of Asset Management, 16*, 365-373.
10. Catalini, C., & Gans, J. S. (2020). Some simple economics of the blockchain. *Communications of the ACM, 63(7),* 80-90.
11. Das, A., Chaudhuri, T., Roy, S. S., Biswas, S., & Guha, B. (2023). Selection of appropriate portfolio optimization strategy. *Theoretical and Applied Computational Intelligence, 1(1),* 58-81.
12. Eiben, A., Smith, J., Eiben, A., & Smith, J. (2003). Genetic Programming. *Introduction to Evolutionary Computing*, 101-114.
13. 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, 1,* 145-173.
14. Esmaelian, M. , Khalili, A. S. and Tavakoli, M. (2020). Proposing a Method for Determining the Appropriate Purchasing Strategy Based on the Purchasing Portfolio Approach. *Journal of Industrial Management Perspective*, *10*(2), 55-82. (In Persian).
15. Giudici, G., Milne, A., & Vinogradov, D. (2020). Cryptocurrencies: market analysis and perspectives. *Journal of Industrial and Business Economics*, *47*, 1-18.
16. Gu, Q. (2022). Comparison of risk minimizing and return maximizing portfolio models. *BCP Business & Management, 30,* 489-495.
17. Holovatiuk, O. (2020). Cryptocurrencies as an asset class in portfolio optimisation. *Central European Economic Journal, 7(54),* 33-55.
18. Huang, X., Tan, L., Su, H., & Cheah, J. E. T. (2025). Using Deep Learning Conditional Value-at-Risk Based Utility Function in Cryptocurrency Portfolio Optimisation. *International Journal of Finance & Economics*.
19. Jafari Nadoshan, A.A., Azimi Hasari, F., & Rostegari, Z.. (2023). Estimating investment risk in a portfolio consisting of cryptocurrency and fiat and optimizing it using the Value at Risk method. In Proceedings of the 9th International Conference on Industrial Engineering and Systems, Mashhad (In Persian)
20. Jorion, P. (1997). Value at risk: the new benchmark for controlling market risk. (No Title).
21. Kajtazi, A., & Moro, A. (2019). The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study. *International Review of Financial Analysis, 61,* 143-157.
22. Khalifezadeh, S. M. (2019). Cryptocurrency and Diversification of Investment Portfolio: A Comparative Study of Developed and Developing Countries. Master's thesis, University of Tabriz, Tabriz (In Persian).
23. Kim, M., Jeong, Y. J., & Jeong, J. (2024). Two Empirical Studies of Portfolio Optimization Using Cryptocurrency Allocation Ratios. IEEE Access, 12, 63827-63838.
24. Konno, H., & Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science, 37(5),* 519-531.
25. Krückeberg, S., & Scholz, P. (2019). *Cryptocurrencies as an asset class*. Springer.
26. Lee, D. K. C., Guo, L., & Wang, Y. (2018). Cryptocurrency: A new investment opportunity?. *Journal of Alternative Investments*, *20(3),* 16.
27. Li, J.-P., Naqvi, B., Rizvi, S. K. A., & Chang, H.-L. (2021). Bitcoin: The biggest financial innovation of fourth industrial revolution and a portfolio's efficiency booster. *Technological Forecasting and Social Change*, *162,* 120383.
28. Liu, W. (2019). Portfolio diversification across cryptocurrencies. *Finance Research Letters, 29*, 200-205.
29. Ma, Y., Ahmad, F., Liu, M., & Wang, Z. (2020). Portfolio optimization in the era of digital financialization using cryptocurrencies. *Technological forecasting and social change*, 161, 120265.
30. Markowitz, H. (1952). Portofolio selection. *Journal of finance, 7*, 77-91.
31. Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, Wiley, New York, New York.
32. Mazheri Zaveh, M. , Fakoor Saghih, A. M. and Soleimani Fard, O. (2023). The Multi-period Portfolio Optimization Using Possibilistic Entropy and Particle Swarm Optimization(PSO). *Journal of Industrial Management Perspective*, *13*(4), 179-207. (In Persian).
33. Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Satoshi Nakamoto*.
34. Platanakis, E., Sutcliffe, C., & Urquhart, A. (2018). Optimal vs naïve diversification in cryptocurrencies. *Economics Letters, 171*, 93-96.
35. Petrowski, J. D. A., & Taillard, P. S. E. (2006). Metaheuristics for hard optimization. Springer.
36. Petukhina, A., Trimborn, S., Härdle, W. K., & Elendner, H. (2020). Investing with Cryptocurrencies--evaluating their potential for portfolio allocation strategies. *arXiv preprint arXiv:2009.04461*.

37. Platanakis, E., & Urquhart, A. (2020). Should investors include bitcoin in their portfolios? A portfolio theory approach. *The British accounting review*, *52(4),* 100837.
38. Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of risk*, *2*, 21-42.
39. 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.
40. Sen, J. A Comparative Study on the Sharpe Ratio, Sortino Ratio, and Calmar Ratio in Portfolio Optimization.
41. Sen, J., & Dutta, A. (2022, March). Design and analysis of optimized portfolios for selected sectors of the Indian stock market. In *2022 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)* (pp. 567-573). IEEE.
42. Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of business, 39(1),* 119-138.
43. Sharpe, W. F. (1994). The sharpe ratio. *Journal of portfolio management, 21(1)*, 49-58.
44. Sortino, F. A., & Price, L. N. (1994). Performance measurement in a downside risk framework. *the Journal of Investing*, *3(3),* 59-64.
45. Symitsi, E., & Chalvatzis, K. J. (2019). The economic value of Bitcoin: A portfolio analysis of currencies, gold, oil and stocks. *Research in International Business and Finance*, *48*, 97-110.
46. Trimborn, S., Li, M., & Härdle, W. K. (2020). Investing with cryptocurrencies—A liquidity constrained investment approach. *Journal of Financial Econometrics*, *18(2),* 280-306.
47. Young, M. R. (1998). A minimax portfolio selection rule with linear programming solution. *Management science*, *44(5)*, 673-683.
48. Young, T. W. (1991). Calmar ratio: A smoother tool. Futures*, 20(1)*, 40.
49. Youssef, M., Naoua, B. B., Abdelaziz, F. B., & Chibane, M. (2023). Portfolio selection: should investors include crypto-assets? A multiobjective approach. *International Transactions in Operational Research*, *30(5)*, 2620-2639.