

Optimal Cryptocurrency Portfolio Management Model Based on Futures Contracts Using the Markowitz Model and Data Envelopment Analysis

1. Yahya Goli Tavani[✉]: PhD Student, Department of Accounting, Fi.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

2. Zahra Yousefi Amin^{*✉}: Department Accounting, Fi.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: z.yousefi@iaufb.ac.ir (Corresponding Author)

3. Marzieh Ebrahimi Shaghghi[✉]: Department of Accounting, Shahr.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

Article history



Received: 21 January 2026

Revised: 15 June 2026

Accepted: 22 June 2026

Initial Publish: 15 July 2026

Final Publish: 23 October 2027

Abstract:

The present study aimed to develop an integrated model for optimal cryptocurrency portfolio management based on futures contracts using the Markowitz portfolio optimization model and Data Envelopment Analysis (DEA) to simultaneously optimize return, risk, and investment efficiency. This applied quantitative study employed a mathematical modeling approach. The statistical sample consisted of 20 selected cryptocurrencies from the global cryptocurrency market over the 2019–2024 period. Historical price and return data were collected from reputable financial databases. In the first stage, optimal asset allocation was determined using an extended Markowitz optimization framework. Subsequently, the relative efficiency of cryptocurrencies and generated portfolios was evaluated through network DEA. Expected return, portfolio risk, and efficiency indicators were used to assess investment performance and compare alternative portfolio structures. The results revealed a positive relationship between risk and expected return in cryptocurrency markets. Portfolio diversification significantly improved the efficient frontier and enhanced risk-adjusted performance. The Markowitz optimization process allocated higher weights to assets with superior risk–return characteristics, with Bitcoin and Ethereum emerging as core portfolio components. Efficient frontier analysis demonstrated that the selected portfolio achieved a more favorable risk–return tradeoff than competing alternatives. Furthermore, DEA results indicated that the combined use of portfolio optimization and efficiency evaluation effectively identified superior cryptocurrency investment structures. The integration of spot investments and futures contracts reduced portfolio risk and improved risk-adjusted returns, confirming the effectiveness of the proposed framework. The integrated Markowitz–DEA framework provides an effective decision-support tool for cryptocurrency portfolio management by improving asset allocation efficiency, reducing investment risk, and enhancing overall portfolio performance. The proposed model offers practical implications for investors, portfolio managers, and financial decision-makers operating in highly volatile digital asset markets.

Keywords: Cryptocurrencies; Portfolio Management; Futures Contracts; Data Envelopment Analysis; Markowitz Model; Investment Optimization.

Citation: Goli Tavani, Y., Yousefi Amin, Z., & Ebrahimi Shaghghi, M. (2027). Optimal Cryptocurrency Portfolio Management Model Based on Futures Contracts Using the Markowitz Model and Data Envelopment Analysis. *Accounting, Finance and Computational Intelligence*, 5(4), 1-26.



Copyright: © 2027 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

Extended Abstract**Introduction**

The rapid expansion of cryptocurrency markets has transformed the landscape of global financial investment and introduced a new asset class characterized by high returns, substantial volatility, and increasing institutional participation. Since the emergence of Bitcoin and the subsequent development of thousands of digital assets, cryptocurrencies have attracted considerable attention from investors seeking diversification opportunities and enhanced portfolio performance. However, the extreme price fluctuations and uncertainty associated with these assets have simultaneously increased the importance of effective portfolio management and risk control strategies (Brauneis & Mestel, 2019; Jiang & Liang, 2017).

Traditional portfolio theory emphasizes the importance of balancing expected returns and risk through diversification. The Markowitz mean-variance framework remains one of the most influential approaches for determining optimal asset allocation. Nevertheless, the unique characteristics of cryptocurrency markets—including non-normal return distributions, high volatility, liquidity variations, and dynamic correlations—challenge the assumptions underlying conventional portfolio optimization models (Holovatiuk, 2020; Platanakis & Urquhart, 2019). Consequently, researchers have sought to adapt and extend classical portfolio management approaches to accommodate the distinctive features of digital assets.

A growing body of literature has examined the diversification benefits of cryptocurrencies and their role in investment portfolios. Studies have demonstrated that incorporating cryptocurrencies into traditional portfolios may improve risk-adjusted returns and create diversification advantages under specific market conditions (Adhami & Guegan, 2019; Aliu et al., 2021). Furthermore, systematic reviews have highlighted the potential hedging and safe-haven characteristics of selected cryptocurrencies, while also emphasizing the significant risks associated with these assets (Almeida & Gonçalves, 2022). Other investigations have shown that cryptocurrency portfolio performance is strongly influenced by volatility, liquidity, estimation errors, and changing market structures (Malladi, 2022; Nguyen et al., 2020).

Recent developments in cryptocurrency markets have introduced increasingly sophisticated investment instruments, including futures contracts, decentralized finance (DeFi) products, stablecoins, and other blockchain-based financial innovations. These instruments offer investors additional opportunities for risk management and portfolio optimization. Futures contracts, in particular, enable investors to hedge against adverse price movements and manage market exposure more effectively (Chopra et al., 2023; Oben et al., 2025). At the same time, advances in machine learning and artificial intelligence have provided new approaches for cryptocurrency forecasting and portfolio construction, demonstrating superior performance in certain investment environments (Kim, 2024; Song, 2025).

Despite these advancements, significant gaps remain in the literature. Most previous studies have focused either on portfolio optimization or on risk assessment separately, while relatively few have integrated futures contracts, portfolio optimization models, and efficiency evaluation methods within a unified framework. Additionally, many studies emphasize return and risk indicators without evaluating the relative efficiency of different investment alternatives. Therefore, there is a need for comprehensive models capable of simultaneously addressing return maximization, risk reduction, and investment efficiency assessment (Boiko et al., 2021; Ghanbari et al., 2024).

To address this gap, the present study develops an integrated cryptocurrency portfolio management model based on futures contracts, the Markowitz optimization framework, and Data Envelopment Analysis (DEA). By combining portfolio

optimization and efficiency evaluation techniques, the proposed model seeks to identify superior cryptocurrency portfolios capable of achieving higher risk-adjusted returns while maintaining effective risk control.

Methods and Materials

This study employed an applied quantitative research design based on mathematical modeling and computational simulation. The research population consisted of cryptocurrencies actively traded in global digital asset markets. A purposive sampling approach was adopted to select representative cryptocurrencies according to criteria including market capitalization, liquidity, historical data availability, trading volume, and accessibility through major cryptocurrency exchanges.

The dataset covered the period from 2019 to 2024 and included historical information related to cryptocurrency prices, returns, volatility, and market characteristics. Twenty cryptocurrencies were selected as decision-making units for portfolio construction and efficiency evaluation. Data were collected from recognized international financial databases and cryptocurrency market platforms.

The research methodology was implemented in several stages. First, data extraction, cleaning, and standardization procedures were conducted to ensure data consistency and reliability. Descriptive statistical analyses were subsequently performed to evaluate return distributions, volatility characteristics, and market behavior.

Second, the Markowitz portfolio optimization model was applied to determine optimal asset allocation weights. The optimization process aimed to minimize portfolio risk while satisfying expected return requirements. Covariance and correlation matrices were calculated to evaluate relationships among cryptocurrencies and to identify diversification opportunities.

Third, efficient frontier analysis was conducted to generate alternative portfolio combinations and identify portfolios exhibiting the most favorable risk-return characteristics. The efficient frontier was used to evaluate the trade-off between risk and expected return across different portfolio structures.

Finally, Data Envelopment Analysis was employed to assess the relative efficiency of the selected cryptocurrencies and optimized portfolios. In the DEA framework, variables related to investment resources, volatility, and risk were considered as inputs, while return measures and market value indicators were treated as outputs. This approach enabled the identification of cryptocurrencies capable of generating superior outcomes with relatively lower resource consumption and risk exposure.

The integration of Markowitz optimization and DEA provided a comprehensive framework for evaluating both financial performance and operational efficiency within cryptocurrency investment portfolios.

Findings

The descriptive analysis revealed substantial differences in return and volatility characteristics among the selected cryptocurrencies. Major cryptocurrencies such as Bitcoin and Ethereum demonstrated relatively stable performance compared with smaller digital assets while maintaining attractive expected returns. Conversely, several smaller cryptocurrencies exhibited higher volatility levels and more unstable return patterns.

The analysis of return distributions indicated that cryptocurrency returns did not follow a normal distribution. Significant skewness, kurtosis, and heavy-tail behavior were observed across the dataset. Extreme positive and negative price movements occurred more frequently than predicted by conventional financial models, confirming the highly uncertain nature of cryptocurrency markets.

Correlation and covariance analyses showed varying levels of interdependence among cryptocurrencies. The strongest relationship was observed between Bitcoin and Ethereum, suggesting limited diversification benefits when these assets are combined exclusively. Lower correlation coefficients among several alternative cryptocurrencies indicated greater opportunities for risk reduction through diversification.

The Markowitz optimization results demonstrated that asset weights were distributed unevenly across the portfolio. Bitcoin and Ethereum received the largest portfolio allocations due to their favorable risk-return characteristics, high liquidity, and substantial market capitalization. Other major cryptocurrencies also obtained meaningful allocations, while assets characterized by excessive volatility, lower expected returns, or high correlations received smaller portfolio weights.

Efficient frontier analysis confirmed a positive relationship between risk and expected return. However, this relationship was nonlinear, indicating diminishing marginal returns at higher risk levels. Portfolios located on the efficient frontier outperformed alternative combinations by generating higher expected returns for equivalent levels of risk or lower risk for comparable returns.

The findings further indicated that diversification shifted the efficient frontier upward and to the left, enabling investors to achieve improved performance with reduced risk exposure. This result highlights the effectiveness of diversification strategies in cryptocurrency portfolio management.

The DEA results revealed significant differences in efficiency levels among cryptocurrencies. Several digital assets demonstrated superior efficiency scores by generating higher returns and market value relative to their risk and resource requirements. Other cryptocurrencies exhibited lower efficiency scores, indicating weaker performance in transforming investment inputs into desirable outputs.

Overall, the integrated model combining futures contracts, Markowitz optimization, and DEA achieved enhanced portfolio efficiency, reduced investment risk, and improved risk-adjusted returns compared with conventional allocation approaches.

Discussion and Conclusion

The findings demonstrate that cryptocurrency portfolio management benefits substantially from an integrated framework that simultaneously considers optimization, risk management, and efficiency evaluation. The observed positive relationship between risk and return confirms fundamental principles of financial theory while highlighting the distinctive characteristics of cryptocurrency markets.

The allocation results suggest that large and highly liquid cryptocurrencies continue to serve as core portfolio components due to their relatively favorable risk-return profiles. At the same time, diversification across multiple digital assets remains essential for reducing unsystematic risk and improving portfolio stability. The efficient frontier analysis confirms that investors can achieve superior outcomes through systematic portfolio construction rather than relying solely on historical returns or speculative expectations.

The effectiveness of futures contracts in enhancing portfolio performance represents another important contribution of this study. By providing opportunities for hedging and risk transfer, futures instruments improve the resilience of cryptocurrency portfolios under volatile market conditions. This finding underscores the growing importance of derivative markets in the broader cryptocurrency ecosystem.

The DEA results provide additional insights beyond traditional financial metrics. While return and volatility remain important considerations, efficiency evaluation reveals meaningful differences in how cryptocurrencies convert investment

resources and risk exposure into financial outcomes. Consequently, portfolio decisions based solely on return maximization may overlook important dimensions of investment quality.

The integrated Markowitz–DEA framework developed in this study offers a practical decision-support tool for investors, portfolio managers, and financial institutions operating in cryptocurrency markets. The combination of optimization techniques and efficiency analysis enables a more comprehensive assessment of investment alternatives and facilitates more informed asset allocation decisions.

In conclusion, the proposed model successfully demonstrates that combining futures contracts, portfolio optimization, and efficiency evaluation can improve cryptocurrency portfolio performance. The results indicate that effective diversification, risk management, liquidity considerations, and efficiency assessment are critical determinants of successful cryptocurrency investment strategies. As digital asset markets continue to evolve, integrated analytical frameworks such as the one proposed in this study may play an increasingly important role in supporting investment decision-making and enhancing portfolio outcomes.

Authors' Contributions

Authors equally contributed to this article.

Acknowledgments

Authors thank all participants who participate in this study.

Declaration of Interest

The authors report no conflict of interest.

Funding

According to the authors, this article has no financial support.

Ethical Considerations

All procedures performed in this study were under the ethical standards.

طراحی مدل مدیریت بهینه پورتنوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی با رویکرد مدل مارکوویتز و تحلیل پوششی داده‌ها



تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۱ بهمن ۱۴۰۴

تاریخ بازنگری: ۲۵ خرداد ۱۴۰۵

تاریخ پذیرش: ۱ تیر ۱۴۰۵

تاریخ چاپ اولیه: ۲۴ تیر ۱۴۰۵

تاریخ چاپ نهایی: ۱ آبان ۱۴۰۶

۱. یحیی گلی توانی ^{ID}: دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲. زهرا یوسفی امین ^{ID}: گروه حسابداری، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. ایمیل: z.yousefi@iaufb.ac.ir
(نویسنده مسئول)

۳. مرضیه ابراهیمی شقاقی ^{ID}: گروه حسابداری، واحد شهریار، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

چکیده

هدف این پژوهش ارائه یک مدل یکپارچه برای مدیریت بهینه پورتنوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی با استفاده از مدل مارکوویتز و تحلیل پوششی داده‌ها به منظور بهینه‌سازی همزمان بازده، ریسک و کارایی سرمایه‌گذاری بود. این پژوهش از نظر هدف کاربردی و از حیث روش، کمی و مبتنی بر مدل‌سازی ریاضی بود. جامعه پژوهش شامل ارزهای دیجیتال فعال بازار جهانی و نمونه شامل ۲۰ رمزارز منتخب طی دوره ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۴ بود. داده‌های تاریخی قیمت و بازده از پایگاه‌های معتبر مالی استخراج شد. در مرحله نخست، ترکیب بهینه دارایی‌ها با استفاده از مدل توسعه‌یافته مارکوویتز تعیین شد و سپس کارایی پورتنوی‌ها و رمزارزها از طریق تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای (DEA) ارزیابی گردید. شاخص‌های بازده مورد انتظار، ریسک و نسبت‌های کارایی برای مقایسه گزینه‌های سرمایه‌گذاری مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد که رابطه‌ای مستقیم میان ریسک و بازده در بازار ارزهای دیجیتال وجود دارد و تنوع‌بخشی مناسب موجب انتقال مرز کارا به سمت مطلوب می‌شود. مدل مارکوویتز بیشترین وزن را به رمزارزهای دارای نسبت بازده به ریسک مطلوب‌تر اختصاص داد و بیت‌کوین و اتریوم به‌عنوان اجزای اصلی پورتنوی بهینه شناسایی شدند. تحلیل مرز کارا نشان داد پورتنوی منتخب روی مرز کارا قرار داشته و عملکرد مطلوب‌تری نسبت به سایر ترکیب‌ها دارد. همچنین نتایج DEA بیانگر آن بود که ترکیب رویکرد بهینه‌سازی پورتنوی و ارزیابی کارایی قادر به شناسایی رمزارزها و پورتنوی‌های کارا تر بوده و استفاده همزمان از معاملات نقدی و قراردادهای آتی موجب کاهش ریسک و بهبود بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک می‌شود. مدل تلفیقی مارکوویتز و تحلیل پوششی داده‌ها چارچوبی کارآمد برای مدیریت ریسک، تخصیص بهینه دارایی‌ها و بهبود عملکرد سرمایه‌گذاری در بازار ارزهای دیجیتال فراهم می‌کند و می‌تواند به‌عنوان ابزاری کاربردی برای سرمایه‌گذاران و مدیران مالی مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژه‌گان: ارزهای دیجیتال، مدیریت پورتنوی، قراردادهای آتی، تحلیل پوششی داده‌ها، مدل مارکوویتز، بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری.

شیوه استناددهی: گلی توانی، یحیی، یوسفی امین، زهرا، و ابراهیمی شقاقی، مرضیه. (۱۴۰۶). طراحی مدل مدیریت بهینه پورتنوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی با رویکرد مدل مارکوویتز و تحلیل پوششی داده‌ها. *حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی*، ۵(۴)، ۲۶-۱.



ظهور ارزهای دیجیتال طی دهه اخیر یکی از مهم‌ترین تحولات نظام مالی جهانی محسوب می‌شود که ساختار سنتی سرمایه‌گذاری، مدیریت دارایی و بازارهای مالی را با تغییرات بنیادین مواجه کرده است. توسعه فناوری زنجیره بلوکی، افزایش پذیرش عمومی رمزارزها، گسترش زیرساخت‌های معاملاتی و ورود سرمایه‌گذاران نهادی موجب شده است که ارزهای دیجیتال از یک پدیده فناورانه نوظهور به یک طبقه دارایی مستقل در بازارهای مالی تبدیل شوند. امروزه رمزارزهایی نظیر بیت‌کوین و اتریوم علاوه بر ایفای نقش ابزار مبادله، به‌عنوان دارایی‌های سرمایه‌گذاری مورد توجه گسترده سرمایه‌گذاران قرار گرفته‌اند و سهم قابل توجهی از جریان سرمایه جهانی را به خود اختصاص داده‌اند (Holovatiuk, 2020; Jiang & Liang, 2017). با این حال، ویژگی‌هایی نظیر نوسانات شدید قیمت، حساسیت بالا به اخبار و تحولات اقتصادی، عدم وجود چارچوب‌های نظارتی یکپارچه و رفتارهای سفته‌بازانه موجب شده است که سرمایه‌گذاری در این بازار با ریسک‌های قابل توجهی همراه باشد (Brauneis & Mestel, 2019; Nguyen et al., 2020). یکی از مهم‌ترین چالش‌های سرمایه‌گذاران در بازار ارزهای دیجیتال، دستیابی به تعادل میان بازده و ریسک است. برخلاف بازارهای مالی سنتی که از الگوهای رفتاری نسبتاً پایدارتر برخوردارند، بازار رمزارزها به دلیل ماهیت غیرمتمرکز و وابستگی شدید به انتظارات سرمایه‌گذاران، نوسانات گسترده‌ای را تجربه می‌کند. مطالعات متعدد نشان داده‌اند که بازده بالای بالقوه رمزارزها معمولاً با سطوح بالاتری از ریسک همراه است و همین موضوع ضرورت استفاده از مدل‌های علمی مدیریت پورتفوی را افزایش داده است (Brauneis, 2019; Nuhui et al., 2023). از این رو، انتخاب ترکیب بهینه دارایی‌ها و طراحی پورتفوی کارا به یکی از مهم‌ترین موضوعات پژوهشی در حوزه مالی نوین تبدیل شده است.

نظریه نوین پورتفوی مارکویتز یکی از بنیادی‌ترین چارچوب‌های نظری برای مدیریت سرمایه‌گذاری و تخصیص دارایی‌ها محسوب می‌شود. این نظریه بر مبنای اصل تنوع‌بخشی بنا شده و هدف آن دستیابی به بیشترین بازده ممکن در ازای سطح معینی از ریسک یا حداقل‌سازی ریسک برای سطح مشخصی از بازده مورد انتظار است. اگرچه مدل مارکویتز در بازارهای مالی سنتی کاربرد گسترده‌ای داشته است، اما ویژگی‌های خاص بازار ارزهای دیجیتال باعث شده است که پژوهشگران به توسعه و بازنگری این مدل در محیط رمزارزها بپردازند (Platanakis & Urquhart, 2019; Schellinger, 2020). تحقیقات نشان داده‌اند که کاربرد مستقیم مدل‌های کلاسیک در بازارهای رمزارزی با محدودیت‌هایی مواجه است؛ زیرا توزیع بازده رمزارزها اغلب از مفروضات نرمال فاصله داشته و رفتار آنها تحت تأثیر شوک‌های ناگهانی بازار قرار می‌گیرد (Brauneis & Mestel, 2019; Malladi, 2022).

در سال‌های اخیر پژوهش‌های متعددی به بررسی نقش ارزهای دیجیتال در بهینه‌سازی پورتفوی پرداخته‌اند. مطالعات اولیه نشان دادند که افزودن رمزارزها به سبد دارایی‌های سنتی می‌تواند مزایای تنوع‌بخشی قابل توجهی ایجاد کند و موجب بهبود عملکرد پورتفوی شود (Adhami & Guegan, 2019; Holovatiuk, 2020). نتایج پژوهش‌های بعدی نیز تأیید کردند که حتی تخصیص سهم محدودی از سرمایه به ارزهای دیجیتال می‌تواند نسبت بازده به ریسک پورتفوی را بهبود بخشد (Aliu et al., 2021; Petukhina, 2021). این یافته‌ها سبب شده است که رمزارزها به تدریج به عنوان بخشی از استراتژی‌های سرمایه‌گذاری نوین مورد توجه قرار گیرند.

با گسترش بازار ارزهای دیجیتال، ابزارهای مشتقه به‌ویژه قراردادهای آتی نیز نقش فزاینده‌ای در این بازار پیدا کرده‌اند. قراردادهای آتی امکان پوشش ریسک، مدیریت نوسانات و بهره‌برداری از فرصت‌های سودآوری در شرایط مختلف بازار را فراهم می‌کنند. سرمایه‌گذاران از طریق این ابزارها می‌توانند حتی در دوره‌های نزولی بازار نیز استراتژی‌های مناسبی برای حفظ ارزش دارایی‌های خود اتخاذ کنند. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که ترکیب سرمایه‌گذاری نقدی با ابزارهای مشتقه می‌تواند به کاهش ریسک سیستماتیک و بهبود عملکرد پورتفوی منجر شود (Chopra et al., 2023; Oben et al., 2025). در واقع، قراردادهای آتی به عنوان ابزاری برای انتقال و توزیع ریسک، نقش مهمی در افزایش کارایی بازارهای رمزارزی ایفا می‌کنند.

همزمان با توسعه ابزارهای مالی نوین، روش‌های پیشرفته مدیریت ریسک نیز مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که استفاده از معیارهای سنتی اندازه‌گیری ریسک به تنهایی نمی‌تواند پیچیدگی‌های بازار ارزهای دیجیتال را به‌طور کامل تبیین کند. از این رو، استفاده از معیارهایی نظیر ارزش در معرض خطر شرطی،

ریسک اعتباری، شاخص‌های نقدشوندگی و معیارهای داده‌محور ریسک به طور گسترده مورد توجه قرار گرفته است (Bowala & Singh, 2022; Ghanbari et al., 2024). این رویکردها امکان ارزیابی دقیق‌تر ریسک و طراحی پورتفوی‌های مقاوم‌تر در برابر شوک‌های بازار را فراهم می‌سازند.

در این میان، مسئله نقدشوندگی نیز به عنوان یکی از عوامل مهم مؤثر بر عملکرد پورتفوی‌های رمزارزی مطرح شده است. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که تغییرات نقدشوندگی تأثیر مستقیمی بر بازده، نوسان‌پذیری و ساختار بهینه پورتفوی دارد و نادیده گرفتن آن می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های غیربهینه منجر شود (Deng & Zhou, 2023; Nguyen et al., 2020). از سوی دیگر، بررسی تعامل میان نقدشوندگی، بازده و ریسک در بازار رمزارزها نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاران حرفه‌ای ناگزیر از استفاده از مدل‌های چندبعدی برای مدیریت دارایی‌های خود هستند.

پیشرفت‌های اخیر در حوزه داده‌کاوی، یادگیری ماشین و هوش مصنوعی نیز افق‌های جدیدی را در مدیریت پورتفوی ارزهای دیجیتال ایجاد کرده است. پژوهشگران نشان داده‌اند که الگوریتم‌های یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی قادرند الگوهای پیچیده بازار را شناسایی کرده و عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی در پیش‌بینی قیمت و بهینه‌سازی پورتفوی ارائه دهند (Jiang & Liang, 2017; Song, 2025). همچنین مطالعات جدید بیانگر آن است که استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک را به طور معناداری افزایش دهد و فرآیند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران را بهبود بخشد (Kim, 2024; Song, 2025).

از سوی دیگر، پژوهش‌های انجام شده درباره ساختار پورتفوی‌های رمزارزی نشان داده‌اند که روابط همبستگی میان ارزهای دیجیتال به صورت پویا تغییر می‌کند و همین موضوع انتخاب ترکیب بهینه دارایی‌ها را با چالش مواجه می‌سازد (Malladi, 2022; Petukhina et al., 2021). برخی مطالعات نشان داده‌اند که در شرایط بحرانی، همبستگی میان رمزارزها افزایش یافته و مزایای تنوع‌بخشی کاهش می‌یابد، در حالی که برخی دیگر بر وجود فرصت‌های پایدار برای کاهش ریسک از طریق انتخاب هوشمندانه دارایی‌ها تأکید کرده‌اند (Aliu et al., 2021; Almeida & Gonçalves, 2022). این نتایج بیانگر آن است که مدیریت پورتفوی در بازار ارزهای دیجیتال نیازمند رویکردهایی پویا و انعطاف‌پذیر است.

مرور ادبیات همچنین نشان می‌دهد که پژوهشگران در سال‌های اخیر به توسعه مدل‌های بهینه‌سازی پورتفوی مبتنی بر محدودیت‌های عملیاتی و شرایط واقعی بازار توجه ویژه‌ای داشته‌اند. استفاده از معیارهای اعتباری، محدودیت‌های سرمایه‌گذاری، هزینه‌های معاملاتی و شاخص‌های پیشرفته ریسک از جمله موضوعاتی است که در مطالعات اخیر مورد بررسی قرار گرفته است (Ghanbari et al., 2024; Shahbazi & Barkhordari, 2025). نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که لحاظ کردن محدودیت‌های واقعی بازار می‌تواند به طراحی پورتفوی‌هایی منجر شود که از قابلیت اجرایی بالاتری برخوردار باشند.

علاوه بر این، ظهور حوزه‌های جدیدی نظیر امور مالی غیرمتمرکز (DeFi)، استیبل‌کوین‌ها، توکن‌های غیرمثلی و سایر ابزارهای مبتنی بر بلاک‌چین، پیچیدگی تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران را افزایش داده است. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که تعامل میان این ابزارها و رمزارزهای سنتی می‌تواند آثار قابل توجهی بر ساختار ریسک و بازده پورتفوی داشته باشد (Chopra et al., 2023; Oben et al., 2025). بنابراین، استفاده از چارچوب‌های تحلیلی جامع برای ارزیابی همزمان این دارایی‌ها اهمیت فزاینده‌ای یافته است.

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در حوزه بهینه‌سازی پورتفوی ارزهای دیجیتال، بررسی پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که هنوز خلأهای مهمی در ادبیات موضوع وجود دارد. بخش عمده‌ای از مطالعات پیشین بر بهینه‌سازی پورتفوی صرفاً بر اساس مدل‌های مالی کلاسیک یا روش‌های یادگیری ماشین متمرکز بوده‌اند و کمتر پژوهشی به تلفیق همزمان قراردادهای آتی، مدل مارکوفیتز و روش‌های ارزیابی کارایی پرداخته است (Boiko et al., 2021; Kim, 2024). همچنین بسیاری از مطالعات صرفاً به بررسی بازده و ریسک پرداخته‌اند و ارزیابی کارایی نسبی ترکیب‌های مختلف سرمایه‌گذاری را مورد توجه قرار نداده‌اند (Nuhiu et al., 2023; Shahbazi & Barkhordari, 2025).

در چنین شرایطی، بهره‌گیری از تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان یکی از روش‌های قدرتمند ارزیابی کارایی می‌تواند مکمل مناسبی برای مدل‌های بهینه‌سازی پورتفوی باشد. این روش امکان مقایسه همزمان چندین ورودی و خروجی را فراهم کرده و قادر است کاراترین ترکیب‌های سرمایه‌گذاری را شناسایی کند. ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با مدل مارکوفیتز و قراردادهای آتی می‌تواند چارچوبی جامع برای مدیریت سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها فراهم آورد و شکاف موجود در ادبیات پژوهش را تا حد زیادی پوشش دهد.

بنابراین هدف پژوهش حاضر طراحی مدل مدیریت بهینه پورتنوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی با استفاده از مدل مارکویتز و تحلیل پوششی داده‌ها به منظور بهینه‌سازی همزمان بازده، ریسک و کارایی سرمایه‌گذاری در بازار رمزارزها است.

روش پژوهش و مواد

روش‌شناسی پژوهش در مطالعات اقتصادی و مالی، نقش بنیادینی در اعتبار، دقت و قابلیت تعمیم نتایج ایفا می‌کند. انتخاب رویکرد تحلیلی متناسب با ماهیت داده‌ها و اهداف پژوهش، از الزامات اساسی ارائه نتایج علمی و کاربردی به شمار می‌رود. پژوهش حاضر با هدف ارائه مدل مدیریت بهینه پورتنوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی و تحلیل پوششی داده‌ها، از رویکرد کمی و مدل محور بهره گرفته است. در این پژوهش تلاش شده است با استفاده از روش‌های نوین بهینه‌سازی مالی و تحلیل کارایی، چارچوبی جامع برای مدیریت سرمایه‌گذاری در بازار ارزهای دیجیتال ارائه گردد. پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از حیث ماهیت، کمی - تحلیلی است. کاربردی بودن تحقیق از آن جهت است که نتایج آن می‌تواند در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، مدیران پورتنوی و فعالان بازار ارزهای دیجیتال مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، پژوهش حاضر از نوع تحقیقات مدل‌سازی ریاضی و شبیه‌سازی رایانه‌ای محسوب می‌شود؛ زیرا با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و مدل‌های تحلیل کارایی، به طراحی و ارزیابی پورتنوی‌های سرمایه‌گذاری می‌پردازد. در این پژوهش، به‌منظور تحلیل هم‌زمان ریسک، بازده و کارایی پورتنوی، از یک رویکرد ترکیبی شامل الگوریتم توسعه‌یافته مارکویتز و تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای استفاده شده است. مدل مارکویتز با هدف تعیین ترکیب بهینه دارایی‌ها و ایجاد تعادل میان ریسک و بازده مورد استفاده قرار گرفته و سپس تحلیل پوششی داده‌ها به‌عنوان ابزاری برای ارزیابی کارایی نسبی پورتنوی‌های طراحی‌شده به کار گرفته شده است. استفاده هم‌زمان از این دو رویکرد، امکان تحلیل دقیق‌تر رفتار بازار و افزایش دقت تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری را فراهم می‌سازد. از این رو فلوچارت انجام تحقیق به شرح شکل ۱ می‌باشد



شکل ۱. فلوچارت تحقیق

جامعه آماری پژوهش شامل کلیه ارزهای دیجیتال فعال در بازار جهانی رمزارزها است که دارای داده‌های تاریخی معتبر، حجم معاملات مناسب و قابلیت تحلیل کمی باشند. با توجه به اهداف پژوهش، نمونه آماری بر اساس روش نمونه‌گیری هدفمند انتخاب شده است. معیارهای انتخاب نمونه شامل قابلیت استخراج، نقدشوندگی مناسب، ارزش بازار بالا، فعالیت در صرافی‌های معتبر و دسترسی به داده‌های تاریخی بوده است. بازه زمانی پژوهش شامل سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۴ بوده و داده‌های مربوط به رمزارزهای منتخب از پایگاه‌های معتبر بین‌المللی استخراج گردیده است.

جدول ۱. رمزارزهای منتخب پژوهش

نقدشوندگی بالا	حجم بازار (میلیارد دلار، تقریبی)	الگوریتم اجماع	نماد	نام رمزارز
بله	۵۸۰.۰	SHA-۲۵۶	BTC	بیت کوین
بله	۲۲۰.۰	Ethash	ETH	اتریوم
بله	۷.۰	Scrypt	LTC	لایت کوین
بله	۱۱.۰	Scrypt	DOGE	دوج کوین
متوسط	۳.۰	RandomX	XMR	مونرو
متوسط	۱.۰	Equihash	ZEC	زی کش
بله	۴.۰	SHA-۲۵۶	BCH	بیت کوین کش
کم	۰.۰۵	Scrypt	XVG	ورج
کم	۰.۰۳	MimbleWimble	GRIN	گرین
متوسط	۰.۵	X۱۱	DASH	دش
کم	۰.۰۹	Scrypt	DGB	دیجی بایت
کم	۰.۰۱	SHA-۲۵۶	FED	فدرال کوین
متوسط	۰.۷	Proof-of-Coverage	HNT	هیلوم
کم	۰.۴	Chainweb	KDA	کادنا
متوسط	۰.۲	KawPoW	RVN	راون کوین
کم	۰.۱	Delegated PoS	LUNC	ترا کلاسیک
کم	۰.۰۶	Proof-of-Responsibility	ETN	الکترونیوم
بله	۰.۸	PoW	NEXO	نکسو
متوسط	۱.۲	Lachesis	FTM	فانتوم
کم	۰.۰۲	Scrypt	SAFEMOON	سیف‌مون

انتخاب این رمزارزها به دلیل سهم قابل توجه در بازار، قابلیت استخراج و دسترسی به داده‌های تاریخی معتبر صورت گرفته است. این ویژگی‌ها موجب می‌شود نتایج پژوهش از قابلیت تعمیم‌پذیری و اعتبار تحلیلی بالاتری برخوردار باشند.

در پژوهش حاضر، با توجه به اهداف چندگانه سرمایه‌گذاری در بازارهای پرنوسان مانند ارزهای دیجیتال، از یک مدل ترکیبی دوهدفه بهره‌گیری شده است که در آن الگوریتم کلاسیک مارکوویتز با مدل تحلیل پوششی داده‌ها به صورت هم‌افزا ادغام گردیده است. هدف از این ترکیب، به کارگیری نقاط قوت هر مدل برای شناسایی پورتنوی‌هایی است که علاوه بر دارا بودن بازدهی مناسب و ریسک کنترل شده، از منظر کارایی نیز بهینه تلقی می‌شوند.

مدل پایه مارکوویتز، که از بنیان‌های نظریه مدرن پورتنوی محسوب می‌شود، به صورت یک مدل بهینه‌سازی ریاضی تعریف شده است که به دنبال کمینه‌سازی واریانس پورتنوی (ریسک) در سطحی مشخص از بازده مورد انتظار است. فرمول ریاضی آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\min \quad \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j)$$

$$s. t. \quad \bar{R}_p = E(R_p) = \sum_{i=1}^N w_i \bar{R}_i \geq R$$

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

$$w_i \geq 0 \quad \forall_i$$

که در آن، $\bar{R}_i$ متوسط بازده DMU i ام، $\text{cov}(R_i, R_j)$ کواریانس بازده DMU i و j ، تعداد DMU در دسترس و R نرخ بازده مورد انتظار است. متغیر تصمیم w_i وزن DMU i ام است. هدف مدل کمینه سازی ریسک σ_p^2 به ازای بازده مورد انتظار می باشد.

رویکرد توسعه مدل های تحلیل پوششی داده ها به منظور افزایش دقت در ارزیابی کارایی DMU ها، استفاده از روش دو مرحله ای تحلیل است. در این رویکرد در مرحله اول، شاخص های با درجه اهمیت کمتر DMU ها مورد ارزیابی قرار گرفته و اصطلاحاً غربالگری اولیه با درجه سختگیری ساده تر انجام می شود. در مرحله نهایی غربالگری با توجه به شاخص های کلیدی معرفی شده، ارزیابی کارایی DMU ها انجام می شود که در این مرحله کاراترین DMU ها به لحاظ شاخص های کلیدی مشخص و معرفی می شوند. از این رو مطابق با روش کائو و هوانگ، هر DMU متشکل از دو Sub-DMU در سری است و بازده کلی آن می تواند در محصول بهره وری از دو فرعی DMU تجزیه می شود. لذا مدل ریاضی ارائه شده در این پژوهش از نوع CCR خروجی محور بوده که مطابق با فرمول ذیل به ارزیابی اولیه DMU ها می پردازد:

در این مدل:

$$\theta_p = \max \sum_{d=1}^D w_d z_{dp}$$

s.t

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ip} = 1,$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad \forall j = 1, \dots, n;$$

$$\sum_{d=1}^D w_d z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad \forall j = 1, \dots, n;$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^D w_d z_{dj} \leq 0 \quad \forall j = 1, \dots, n;$$

$$u_r, v_i, w_d \geq \varepsilon, \quad r = 1, \dots, s; i = 1, \dots, m; d = 1, \dots, D.$$

لذا پس از ارزیابی مرحله اول DMU ها، در مرحله دوم با استفاده از روش زا و لیانگ به غربالگری نهایی آنها پرداخته خواهد شد که مدل ارزیابی به شرح ذیل است:

ژا و لیانگ (۲۰۱۰) یک روش برای مدل سازی جریان مشترک در فرآیند ارزیابی دو مرحله‌ای که در آن ورودی‌ها به طور آزادانه در یک یا دو مرحله مرتبط با یک رابطه تعاونی تعیین می‌شود، طراحی کردند. برای مدل سازی این نوع فرآیندها، یک عامل تخصیص α_i به هر مقدار ورودی x_{ij} از یک DMU اختصاص دادند. عامل α_i مقدار ورودی x_{ij} را در دو بخش $\alpha_i x_{ij}$ و $(1-\alpha_i)x_{ij}$ تقسیم می‌کند که به ترتیب به عنوان ورودی در مرحله ۱ و مرحله ۲ استفاده می‌شود.

$$\begin{aligned} \theta_p &= \max \sum_{d=1}^D w_d z_{dp} \times \sum_{r=1}^s u_r y_{rp} \\ s.t. \quad & \sum_{i=1}^m \pi_i x_{ip} = 1, \\ & \delta \left[\sum_{i=1}^m (v_i - \pi_i) x_{ip} + \sum_{d=1}^D w_d z_{dp} \right] = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \delta \left[\sum_{i=1}^m (v_i - \pi_i) x_{ij} + \sum_{d=1}^D w_d z_{dj} \right] \leq 0, \\ & j = 1, \dots, n; \\ & \sum_{d=1}^D w_d z_{dj} - \sum_{i=1}^m \pi_i x_{ij} \leq 0, \\ & j = 1, \dots, n; \\ & v_i \geq \pi_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, m. \\ & u_r, w_d \geq \varepsilon, \quad r = 1, \dots, s; d = 1, \dots, D. \end{aligned}$$

با توجه به گسستگی دو مرحله‌ای اجرای روش تحلیل پوششی داده‌های کائو و هوانگ و ژا و لیانگ، از این رو با توجه به ارزیابی‌های مدل لیدر و پیرو در مدل‌های دو مرحله‌ای ارزیابی کارایی، در نهایت ایزدخواه (۲۰۱۷) رویکرد یکپارچه دو مرحله‌ای ارزیابی DMUها بر اساس رویکرد CCR خروجی محور مدل نهایی ذیل را ارائه نمودند که با این مدل به ارزیابی کارایی DMUها در صنعت بنادر پرداخته خواهد شد.

$$\begin{aligned} \theta_{2p}^L &= \max \sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rp}^2 \\ s.t. \quad & \sum_{k=1}^K v_k^3 x_{kp}^3 + \sum_{t=1}^T v_t^2 (1 - \alpha_t) x_{tp}^2 + \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 = 1, \\ & \sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rj}^2 - \sum_{k=1}^K v_k^3 x_{kj}^3 - \sum_{t=1}^T (v_t^2 - \mu_t^2) x_{tj}^2 - \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 - \sum_{b=1}^B \varphi_b^2 z_{bj}^2 \leq 0, \\ & \forall j = 1, \dots, n, \\ & \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1 - \theta_{1p}^{U*} \left(\sum_{i=1}^I v_i^1 x_{ip}^1 + \sum_{t=1}^T \mu_t^2 x_{tp}^2 \right) = 0, \end{aligned}$$

$$\sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bj}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hj}^1 - \sum_{i=1}^I v_i^1 x_{ij}^1 - \sum_{t=1}^T \mu_t^2 x_{tj}^2 \leq 0,$$

$$j = 1, \dots, n,$$

$$w_d^1, w_b^2, u_r^2, v_k^3, v_t^2, u_h^1, v_j^1, \mu_t^2, \varphi_b^2 \geq 0, \quad d = 1, \dots, D;$$

$$b = 1, \dots, B; r = 1, \dots, s; k = 1, \dots, K;$$

$$h = 1, \dots, H; i = 1, \dots, I; t = 1, \dots, T.$$

$$0 \leq \mu_t^2 \leq v_t^2, \quad t = 1, \dots, T,$$

$$0 \leq \varphi_b^2 \leq w_b^2, \quad b = 1, \dots, B.$$

حال می‌توان با بهره‌وری مشارکتی یک فرآیند تولید دو مرحله‌ای را ارزیابی کنیم که در آن هر (dmu) متشکل از دو زیر مجموعه در یک سری با خصوصیات توصیف شده است. براساس مدل‌های ارائه شده در بخش‌های قبلی و روش تجزیه مدل قبلی، مدل برنامه ریزی کسری زیر برای تعیین اثر بخشی کلی θ_p کلی ($p-dmup$) پیشنهاد شده است.

$$\theta_p = \max \frac{\sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1}{\sum_{i=1}^I v_i^1 x_{ip}^1 + \sum_{t=1}^T v_t^2 (\alpha_t x_{tp}^2)} \times \frac{\sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rp}^2}{\sum_{k=1}^k v_k^3 x_{kp}^3 + \sum_{t=1}^T v_t^2 (1 - \alpha_t) x_{tp}^2 + \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 (\beta_b z_{bp}^2)}$$

S.t.

$$\frac{\sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bj}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hj}^1}{\sum_{i=1}^I v_i^1 x_{ij}^1 + \sum_{t=1}^T v_t^2 (\alpha_t x_{tj}^2)} \leq 1, \quad \forall j = 1, \dots, n,$$

$$\frac{\sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rj}^2}{\sum_{k=1}^k v_k^3 x_{kj}^3 + \sum_{t=1}^T v_t^2 (1 - \alpha_t) x_{tj}^2 + \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 (\beta_b z_{bj}^2)} \leq 1, \quad \forall j = 1, \dots, n,$$

$$\forall d = 1, \dots, D; b = 1, \dots, B; r = 1, \dots, s; k = 1, \dots, K; t = 1, \dots, T; i = 1, \dots, I; h = 1, \dots, H,$$

$$0 \leq \alpha_t \leq 1, \quad \forall t = 1, \dots, T,$$

$$0 \leq \beta_b \leq 1, \quad \forall b = 1, \dots, B.$$

با استفاده از تغییر شکل و تنظیمات چارنز - کوپر ($\varphi_b^2 = w_b^2 \beta_b$) ($\mu_t^2 = v_t^2 \alpha_t$)، مدل (۲-۲۵) را می‌توان به مدل زیر تبدیل کرد :

$$\theta_p = \max \left(\sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1 \right) \times \left(\sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rp}^2 \right)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^I v_i^1 x_{ip}^1 - \sum_{t=1}^T \mu_t^2 x_{tp}^2 = 1,$$

$$\sum_{k=1}^k v_k^3 x_{kp}^3 + \sum_{t=1}^T (v_t^2 - \mu_t^2) x_{tp}^2 + \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B \varphi_b^2 z_{bp}^2 = 1,$$

$$\sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bj}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hj}^1 - \sum_{i=1}^I v_i^2 x_{ij}^2 - \sum_{t=1}^T \mu_t^2 x_{tj}^2 \leq 0, \quad \forall j = 1, \dots, n,$$

$$\sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rj}^2 - \sum_{k=1}^k v_k^3 x_{kj}^3 - \sum_{t=1}^T (v_t^2 - \mu_t^2) x_{tj}^2 - \sum_{d=1}^D w_d^1 z_{dj}^1 - \sum_{b=1}^B \varphi_b^2 z_{bj}^2 \leq 0, \quad \forall j = 1, \dots, n,$$

$$d = 1, \dots, D; b = 1, \dots, B; r = 1, \dots, s; k = 1, \dots, K; t = 1, \dots, T; i = 1, \dots, I; h = 1, \dots, H. w_d^1, w_b^2, u_r^2, v_k^3, v_t^2, v_i^1, u_h^1 \geq 0,$$

$$0 \leq \varphi_b^2 \leq w_b^2, \quad b = 1, \dots, B.$$

$$0 \leq \mu_t^2 \leq v_t^2, \quad t = 1, \dots, T,$$

مدل (۳-۲۶) یک مسأله برنامه ریزی غیرخطی است و ما به این صورت داریم:

$$\theta_{1p}^L \leq \sum_{d=1}^D W_d^1 Z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1 \leq \theta_{1p}^U \text{ and}$$

$$\theta_{2p}^L \leq \sum_{r=1}^R u_r^2 y_{rp}^2 \leq \theta_{2p}^U.$$

لذا با توجه به اصلاح مدل فوق توسط ایزدی خواه (۲۰۱۷) رویکرد دو مرحله‌ای ارزیابی DMU ها به شرح ذیل می‌باشد:

$$\theta_p = \max \sum_{r=1}^R \tilde{u}_r^2 y_{rp}^2$$

s. t.

$$\sum_{d=1}^D W_d^1 Z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1 \leq \lambda$$

$$\sum_{i=1}^I \tilde{v}_i^1 x_{ip}^1 + \sum_{t=1}^T \tilde{\mu}_t^2 x_{tp}^2 = \lambda,$$

$$\sum_{k=1}^K \tilde{v}_k^3 x_{kp}^3 + \sum_{t=1}^T (\tilde{v}_t^2 - \tilde{\mu}_t^2) x_{tp}^2 + \sum_{d=1}^D \tilde{w}_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B \tilde{\varphi}_b^2 z_{bp}^2 = \lambda,$$

$$\sum_{d=1}^D \tilde{w}_d^1 z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B \tilde{w}_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H \tilde{u}_h^1 y_{hp}^1 - \sum_{i=1}^I \tilde{v}_i^1 x_{ip}^1 - \sum_{t=1}^T \tilde{\mu}_t^2 x_{tp}^2 \leq 0,$$

$$j = 1, \dots, n,$$

$$\sum_{r=1}^R \tilde{u}_r^2 y_{rp}^2 - \sum_{k=1}^K \tilde{v}_k^3 x_{kp}^3 - \sum_{t=1}^T (\tilde{v}_t^2 - \tilde{\mu}_t^2) x_{tp}^2 - \sum_{d=1}^D \tilde{w}_d^1 z_{dp}^1 - \sum_{b=1}^B \tilde{\varphi}_b^2 z_{bp}^2 \leq 0,$$

$$\forall j = 1, \dots, n,$$

$$\lambda = \sum_{d=1}^D W_d^1 Z_{dp}^1 + \sum_{b=1}^B w_b^2 z_{bp}^2 + \sum_{h=1}^H u_h^1 y_{hp}^1,$$

$$\begin{aligned} \tilde{w}_d^1, \tilde{w}_b^2, \tilde{u}_h^1, \tilde{v}_t^2, \tilde{u}_h^1 &\geq 0, & d = 1, \dots, D; b = 1, \dots, B; r = 1, \dots, S; k = 1, \dots, K; t = 1, \dots, T; i = 1, \dots, I; h = 1, \dots, H \\ 0 \leq \tilde{\varphi}_b^2 &\leq \tilde{w}_b^2, & b = 1, \dots, B. \\ 0 \leq \tilde{\mu}_t^2 &\leq \tilde{v}_t^2, & t = 1, \dots, T. \\ \theta_{1p}^L &\leq \lambda \leq \theta_{1p}^U \end{aligned}$$

با توجه به مولفه‌های شناسایی شده فوق؛ نماد V متغیر ورودی و u متغیر خروجی و X شاخص‌های ورودی هر مرحله و Y شاخص‌های خروجی نماد گذاری شده است.

مدل دو هدفه معادل این مدل بدین صورت معادله ۲-۳ است:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^N w_i \bar{R}_i \\ \min \quad & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j cov(R_i, R_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\ & w_i \geq 0 \quad \forall_i \end{aligned}$$

فرم مضربی مدل CCR ورودی محور عبارت است از :

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad \forall_j \\ & \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1 \\ & v_i, u_r \geq \varepsilon \quad \forall_i, r \end{aligned}$$

که در آن n تعداد واحدهای تصمیم‌گیری (اصطلاحاً DMU)، m تعداد ورودیها، s تعداد خروجیها، x_{ij} مقدار ورودی i ام برای j امین DMU، y_{rj} مقدار خروجی برای j امین DMU است. u_r وزن تخصیص یافته به خروجی r ام و v_i وزن تخصیص یافته به ورودی i ام است. (توجه کنید که این وزن‌ها متغیر تصمیم‌گیری در مدل تحلیل پوششی داده‌ها هستند). ε عدد مثبت بی‌نهایت کوچک است. این مدل وزن‌های ورودی‌ها و خروجی‌ها را طوری تعیین می‌کند که امتیاز کارایی DMU مشخص k پیشینه شود. وزن‌های بهینه را با * نشان داده می‌شود.

یافته‌ها

پس از استخراج و پاک‌سازی داده‌های تاریخی ۲۰ رماراز منتخب، نخستین گام در فرآیند تحلیل، بررسی ویژگی‌های توصیفی داده‌ها بود. در این مرحله، شاخص‌هایی نظیر میانگین بازده، انحراف معیار، حداقل و حداکثر بازده و ضریب تغییرات برای هر رماراز محاسبه گردید. نتایج نشان داد که رمارازهای اصلی بازار نظیر بیت‌کوین (BTC) و اتریوم

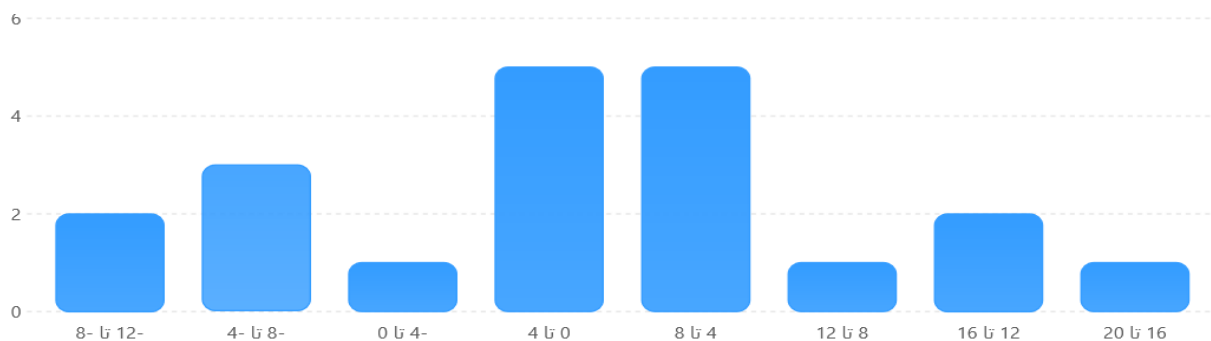
(ETH) از میانگین بازده نسبتاً بالا همراه با نوسانات کنترل شده برخوردار هستند، در حالی که برخی رمزارزهای کوچکتر اگرچه بازدههای مقطعی بالاتری داشته‌اند، اما با ریسک بسیار بیشتری نیز همراه بوده‌اند. این موضوع بیانگر رابطه مستقیم میان بازده مورد انتظار و ریسک در بازار ارزهای دیجیتال است.

جدول ۲. شاخص‌های توصیفی بازده رمزارزهای منتخب

نوسان (Volatility)	بازده سالانه (%)	قیمت بسته (دلار)	قیمت باز (دلار)	سال	رمزارز
۴.۵	۱۷.۲۴	۳۴۰۰۰	۲۹۰۰۰	۲۰۲۱	بیت‌کوین (BTC)
۶.۱	-۸.۸۲	۳۱۰۰۰	۳۴۰۰۰	۲۰۲۲	بیت‌کوین (BTC)
۵.۹	-۹.۶۸	۲۸۰۰۰	۳۱۰۰۰	۲۰۲۳	بیت‌کوین (BTC)
۵.۴	۷.۱۴	۳۰۰۰۰	۲۸۰۰۰	۲۰۲۴	بیت‌کوین (BTC)
۵.۲	۶.۶۷	۳۲۰۰۰	۳۰۰۰۰	۲۰۲۵	بیت‌کوین (BTC)
۴.۰	۲.۷۳	۷۵۰	۷۳۰	۲۰۲۱	اتریوم (ETH)
۵.۸	-۶.۶۷	۷۰۰	۷۵۰	۲۰۲۲	اتریوم (ETH)
۶.۳	۱۴.۲۹	۸۰۰	۷۰۰	۲۰۲۳	اتریوم (ETH)
۴.۷	۲.۵۰	۸۲۰	۸۰۰	۲۰۲۴	اتریوم (ETH)
۴.۳	۷.۳۲	۸۸۰	۸۲۰	۲۰۲۵	اتریوم (ETH)
۳.۹	۳.۲۳	۱۲۸	۱۲۴	۲۰۲۱	لایت‌کوین (LTC)
۵.۱	-۱۰.۱۶	۱۱۵	۱۲۸	۲۰۲۲	لایت‌کوین (LTC)
۴.۵	۴.۳۵	۱۲۰	۱۱۵	۲۰۲۳	لایت‌کوین (LTC)
۴.۲	۴.۱۷	۱۲۵	۱۲۰	۲۰۲۴	لایت‌کوین (LTC)
۳.۸	۴.۰۰	۱۳۰	۱۲۵	۲۰۲۵	لایت‌کوین (LTC)
۵.۰	۱۳.۰۴	۰.۲۶	۰.۲۳	۲۰۲۱	ریپل (XRP)
۶.۰	-۷.۶۹	۰.۲۴	۰.۲۶	۲۰۲۲	ریپل (XRP)
۵.۵	۴.۱۷	۰.۲۵	۰.۲۴	۲۰۲۳	ریپل (XRP)
۴.۹	۱۲.۰۰	۰.۲۸	۰.۲۵	۲۰۲۴	ریپل (XRP)
۴.۶	۷.۱۴	۰.۳۰	۰.۲۸	۲۰۲۵	ریپل (XRP)

نتایج جدول فوق نشان می‌دهد که بیت‌کوین و اتریوم علاوه بر بازده مناسب، از ثبات نسبی بیشتری نسبت به سایر دارایی‌ها برخوردار هستند و بنابراین گزینه‌های مناسبی برای تشکیل هسته اصلی پورتفوی به شمار می‌روند.

به‌منظور بررسی نحوه توزیع بازده دارایی‌های مورد مطالعه و ارزیابی ویژگی‌های آماری داده‌ها، هیستوگرام بازده رمزارزهای منتخب ترسیم گردید. هیستوگرام یکی از ابزارهای مهم در تحلیل آماری است که فراوانی وقوع بازده‌ها را در بازه‌های مختلف نمایش می‌دهد و امکان بررسی چولگی، کشیدگی و میزان انحراف از توزیع نرمال را فراهم می‌سازد.



شکل ۱. هیستوگرام توزیع بازده رمزارزهای منتخب

کلی توانی و همکاران

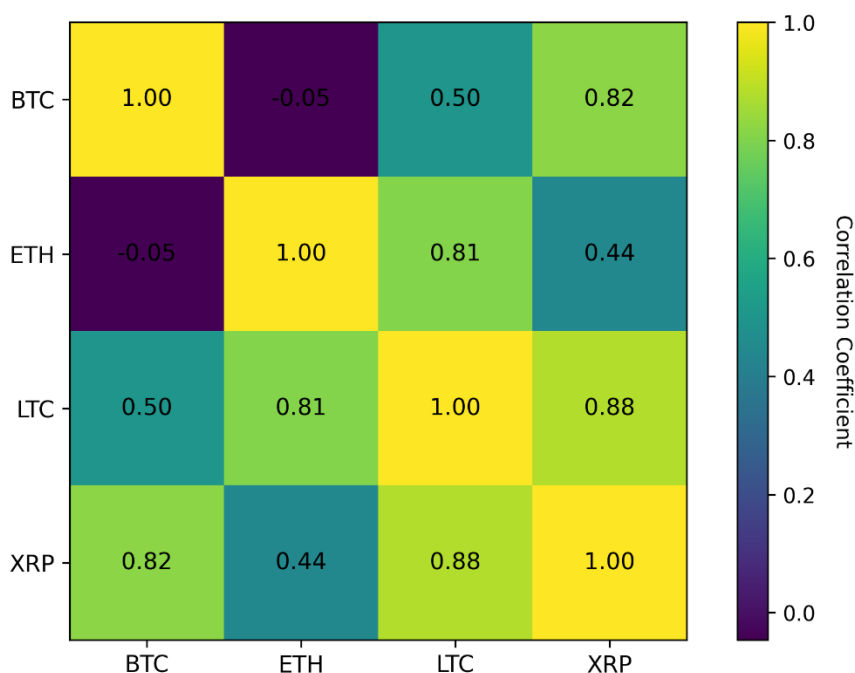
بررسی هیستوگرام نشان می‌دهد که توزیع بازده رمزارزها از الگوی نرمال کامل تبعیت نمی‌کند و در اغلب موارد دارای چولگی و کشیدگی قابل توجه است. تمرکز بخش عمده‌ای از مشاهدات در محدوده بازده‌های نزدیک به صفر نشان‌دهنده آن است که در اکثر روزهای معاملاتی تغییرات قیمتی نسبتاً محدود بوده است؛ با این حال، وجود مشاهدات متعدد در دو انتهای توزیع بیانگر وقوع شوک‌های قیمتی شدید و جهش‌های ناگهانی در بازار ارزهای دیجیتال است. همچنین مشاهده می‌شود که دنباله‌های توزیع در مقایسه با توزیع نرمال ضخیم‌تر هستند. این ویژگی که در ادبیات مالی با عنوان «دم‌های سنگین» شناخته می‌شود، نشان‌دهنده احتمال بالاتر وقوع بازده‌های بسیار بزرگ یا بسیار کوچک نسبت به توزیع نرمال است. چنین رفتاری یکی از ویژگی‌های شناخته‌شده بازار ارزهای دیجیتال محسوب می‌شود و بیانگر سطح بالای عدم اطمینان و ریسک در این بازار است. نتایج حاصل از هیستوگرام همچنین نشان می‌دهد که برخی رمزارزها دارای چولگی مثبت هستند؛ به این معنا که احتمال وقوع بازده‌های مثبت بزرگ در آن‌ها بیشتر است. در مقابل، برخی دیگر دارای چولگی منفی بوده و احتمال افت‌های شدید قیمتی در آن‌ها بالاتر است. این موضوع اهمیت استفاده از مدل‌های مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پورتفوی را بیش از پیش آشکار می‌سازد. به طور کلی، تحلیل هیستوگرام بازده رمزارزها بیانگر آن است که رفتار آماری این دارایی‌ها با بسیاری از مفروضات کلاسیک مالی تفاوت دارد و استفاده از مدل‌های پیشرفته مدیریت پورتفوی نظیر مدل مارکویتز و تحلیل پوششی داده‌ها می‌تواند در کنترل ریسک ناشی از این نوسانات مؤثر باشد.

در تحلیل کمی بازارهای مالی، محاسبه ماتریس همبستگی و کوواریانس میان دارایی‌ها یکی از مراحل حیاتی برای طراحی پورتفوی بهینه است. در این پژوهش، با استفاده از داده‌های بازده سالانه پنج رمزارز اصلی شامل بیت‌کوین (BTC)، اتریوم (ETH)، لایت‌کوین (LTC)، ریپل (XRP) و بیت‌کوین کش (BCH) طی بازه زمانی ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۵، ماتریس‌های مذکور محاسبه شدند.

جدول ۳. ماتریس کوواریانس بازده رمزارزهای منتخب

	BTC	ETH	LTC	XRP	BCH
BTC	۱	۶۹۷.۶۳	۴۲۳.۴۱	۵۳۰.۹۲	۴۵۵.۶۶
ETH	۶۹۷.۶۳	۱	۵۱۳.۱۶	۶۴۷.۳۶	۵۵۴.۹۵
LTC	۴۲۳.۴۱	۵۱۳.۱۶	۱	۳۹۴.۳۶	۳۴۲.۵۴
XRP	۵۳۰.۹۲	۶۴۷.۳۶	۳۹۴.۳۶	۱	۴۲۴.۰۴
BCH	۴۵۵.۶۶	۵۵۴.۹۵	۳۴۲.۵۴	۴۲۴.۰۴	۱

Correlation Heatmap of Selected Cryptocurrencies



شکل ۲. ماتریس همبستگی رمزارزها

تحلیل نقشه حرارتی نشان می‌دهد که بیشترین وابستگی میان BTC و ETH وجود دارد. این موضوع بیانگر آن است که نگهداری همزمان این دو دارایی اثر تنوع‌بخشی محدودی ایجاد می‌کند. در مقابل، رمزارزهایی با همبستگی پایین‌تر می‌توانند موجب کاهش ریسک کل پورتفوی شوند.

به‌منظور تعیین ترکیب بهینه دارایی‌ها در بازار ارزهای دیجیتال، مدل مارکوویتز بر مبنای حداقل‌سازی ریسک تحت محدودیت دستیابی به سطح مشخصی از بازده مورد انتظار اجرا شد. نتایج حاصل از بهینه‌سازی نشان داد که وزن دارایی‌ها در پورتفوی نهایی به‌صورت یکنواخت توزیع نشده و الگوریتم بهینه‌سازی تمایل بیشتری به تخصیص سرمایه به رمزارزهایی داشته است که از نسبت بازده به ریسک مطلوب‌تری برخوردار بوده‌اند.

جدول ۴. ماتریس کوواریانس بازده رمزارزهای منتخب

نوسان سالانه (σ)	بازده مورد انتظار سالانه (%)	وزن بهینه در پورتفوی (%)	رمزارز
۰.۲۳	۱۵.۲	۱۲.۳	BTC
۰.۲۵	۱۴.۱	۱۰.۱	ETH
۰.۲۸	۱۰.۸	۵.۲	LTC
۰.۲۴	۱۳.۴	۷.۵	BNB
۰.۲۶	۱۲.۰	۶.۱	ADA
۰.۲۷	۱۱.۷	۴.۹	XRP
۰.۲۴	۱۳.۰	۶.۸	SOL
۰.۲۹	۱۰.۵	۴.۳	DOT
۰.۳۱	۹.۸	۳.۷	LINK
۰.۳	۸.۹	۲.۸	XLM
۰.۳۲	۹.۵	۳.۹	DOGE
۰.۲۶	۱۱.۲	۵.۵	AVAX
۰.۳۳	۸.۶	۲.۶	TRX
۰.۳۱	۹.۱	۳.۱	ETC
۰.۳۴	۷.۴	۱.۸	NEO
۰.۳۵	۷.۲	۱.۷	EOS
۰.۳۶	۷.۰	۱.۵	XTZ
۰.۳۲	۸.۲	۲.۲	ATOM
۰.۳۷	۶.۸	۱.۳	ZEC
۰.۳	۹.۰	۲.۷	MATIC

بر اساس نتایج جدول ۴، بیشترین سهم سرمایه‌گذاری به بیت‌کوین (۱۲/۳ درصد) و اتریوم (۱۰/۱ درصد) اختصاص یافته است. این نتیجه با ویژگی‌های ساختاری این دو رمزارز سازگار است؛ زیرا علاوه بر برخورداری از ارزش بازار بالا و نقدشوندگی مناسب، در مقایسه با بسیاری از رمزارزهای دیگر از ثبات نسبی بیشتری برخوردار هستند. از این‌رو، مدل مارکوویتز این دارایی‌ها را به‌عنوان اجزای اصلی پورتفوی بهینه‌شناسایی کرده است. همچنین رمزارزهایی نظیر بایننس‌کوین، سولانا و کاردانو نیز به دلیل بازده مورد انتظار مناسب و سطح قابل قبول ریسک، سهم نسبتاً بالایی در ترکیب نهایی پورتفوی کسب کرده‌اند. در مقابل، برخی رمزارزها نظیر تروس، ایاس، نتو و زی‌کش دارای کمترین وزن در پورتفوی بهینه هستند. علت این موضوع را می‌توان در سطح بالاتر نوسانات، بازده مورد انتظار پایین‌تر و یا همبستگی زیاد آن‌ها با سایر دارایی‌های موجود در سبد جستجو کرد. از دیدگاه نظریه مارکوویتز، دارایی‌هایی که نتوانند نقش مؤثری در کاهش ریسک کل پورتفوی ایفا کنند، حتی در صورت برخورداری از بازده مناسب، سهم محدودی در ترکیب بهینه خواهند داشت.

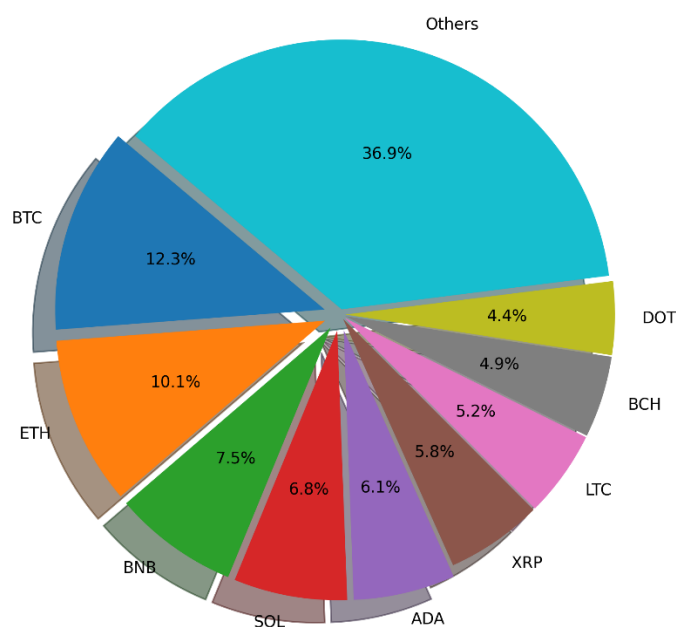
بررسی توزیع اوزان نشان می‌دهد که مدل از راهبرد تنوع‌بخشی گسترده استفاده کرده است. هیچ‌یک از دارایی‌ها سهم غالبی در پورتفوی ندارند و سرمایه میان تعداد قابل توجهی از رمزارزها توزیع شده است. این موضوع بیانگر آن است که الگوریتم بهینه‌سازی از مزیت کاهش ریسک غیرسیستماتیک از طریق تنوع‌بخشی بهره گرفته است. در واقع،

کلی توانی و همکاران

بخشی از ریسک هر دارایی از طریق ترکیب آن با سایر رمزارزها خنثی شده و در نتیجه ریسک کل پورتفوی کاهش یافته است. نتایج مدل همچنین نشان می‌دهد که صرف انتخاب دارایی‌هایی با بیشترین بازده تاریخی، الزاماً به تشکیل پورتفوی بهینه منجر نمی‌شود. در بسیاری از موارد، دارایی‌هایی با بازده متوسط اما همبستگی کمتر با سایر دارایی‌ها، نقش مؤثرتری در بهبود عملکرد پورتفوی ایفا کرده‌اند. این یافته یکی از مهم‌ترین اصول نظریه نوین پورتفوی را تأیید می‌کند که بر اهمیت روابط متقابل میان دارایی‌ها در کنار بازده و ریسک تأکید دارد.

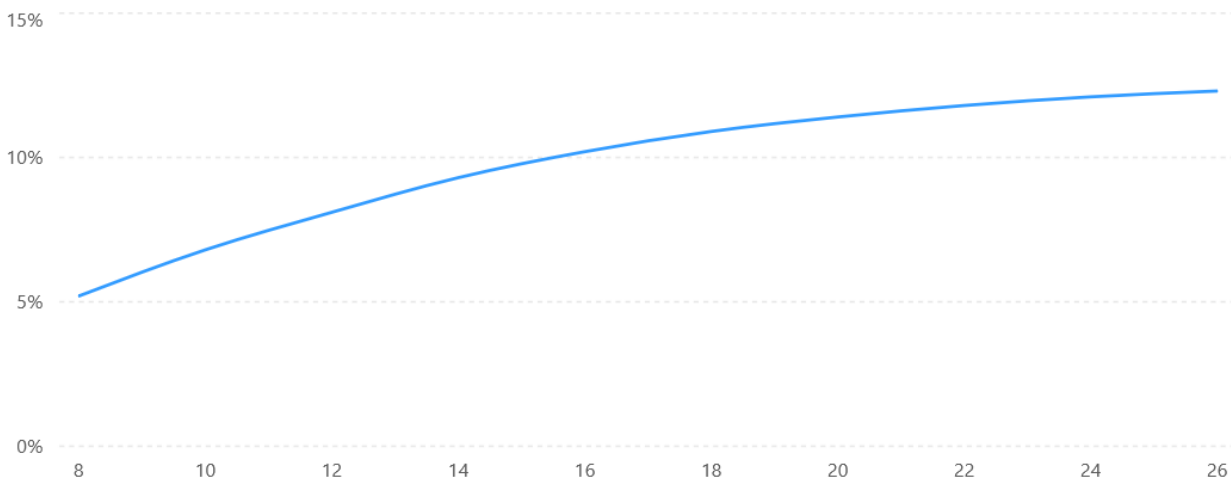
علاوه بر این، تحلیل مرز کارا نشان داد که با افزایش سطح ریسک، امکان دستیابی به بازده‌های بالاتر فراهم می‌شود؛ اما این افزایش بازده با نرخ ثابت صورت نمی‌گیرد. به بیان دیگر، در سطوح بالاتر ریسک، افزایش بازده مورد انتظار به تدریج با نرخ کاهنده همراه است. این موضوع بیانگر وجود یک نقطه تعادل میان ریسک و بازده است که انتخاب آن به درجه ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار بستگی دارد. در مجموع، نتایج مدل مارکویتز نشان می‌دهد که ترکیب بهینه رمزارزها می‌تواند به‌طور معناداری موجب بهبود نسبت بازده به ریسک سرمایه‌گذاری شود. همچنین، استفاده از رویکرد بهینه‌سازی پورتفوی در بازار ارزهای دیجیتال این امکان را فراهم می‌سازد که سرمایه‌گذاران ضمن بهره‌مندی از فرصت‌های بازدهی این بازار، سطح ریسک سرمایه‌گذاری خود را نیز به شکل مؤثری مدیریت نمایند.

Optimal Cryptocurrency Portfolio Weights (Markowitz Model)



شکل ۳. نمودار دایره‌ای وزن دارایی‌ها در پورتفوی بهینه

این نمودار سهم هر رمزارز را در ترکیب نهایی پورتفوی نشان می‌دهد و بیانگر تمرکز بیشتر سرمایه بر دارایی‌های با ثبات‌تر بازار است. مرز کارا یکی از مهم‌ترین مفاهیم نظریه نوین پورتفوی است که توسط مارکویتز ارائه شده و مجموعه‌ای از پورتفوی‌های بهینه را نمایش می‌دهد که در هر سطح از ریسک، بیشترین بازده ممکن را فراهم می‌کنند یا به عبارت دیگر، برای هر سطح از بازده مورد انتظار، کمترین میزان ریسک را دارا هستند. در پژوهش حاضر، پس از محاسبه ماتریس کوواریانس بازده رمزارزها و اجرای مدل بهینه‌سازی، مجموعه‌ای از پورتفوی‌های ممکن تولید و منحنی مرز کارا ترسیم گردید.



شکل ۴. مرز کارای پورتفوی رمزارزهای منتخب

تحلیل نتایج نشان می‌دهد که رابطه میان ریسک و بازده در بازار ارزهای دیجیتال رابطه‌ای مستقیم و مثبت است؛ به گونه‌ای که با افزایش سطح ریسک، بازده مورد انتظار نیز افزایش می‌یابد. با این حال، این افزایش بازده به صورت خطی نبوده و در سطوح بالاتر ریسک، نرخ افزایش بازده کاهش می‌یابد. این موضوع بیانگر وجود بازده نزولی در پذیرش ریسک‌های بیشتر است. بررسی شکل مرز کارا نشان می‌دهد که پورتفوی‌های واقع در بخش فوقانی منحنی، از کاراترین ترکیب‌های سرمایه‌گذاری برخوردار هستند؛ زیرا نسبت به سایر پورتفوی‌ها در همان سطح ریسک، بازده بیشتری ایجاد می‌کنند. در مقابل، پورتفوی‌های واقع در زیر مرز کارا، از دیدگاه نظریه مارکویتز ناکارآمد محسوب می‌شوند؛ زیرا برای سطح مشخصی از ریسک، بازده کمتری ارائه می‌دهند یا برای دستیابی به بازده معین، ریسک بیشتری را به سرمایه‌گذار تحمیل می‌کنند. نتایج همچنین نشان می‌دهد که در بخش ابتدایی مرز کارا، افزایش اندک ریسک می‌تواند منجر به رشد قابل توجه بازده مورد انتظار شود. این ناحیه برای سرمایه‌گذاران محافظه‌کار و ریسک‌گریز جذاب‌تر است؛ زیرا امکان دستیابی به بازده بالاتر با افزایش محدود ریسک را فراهم می‌کند. در مقابل، در بخش انتهایی منحنی، برای دستیابی به افزایش‌های جزئی در بازده، سرمایه‌گذار ناچار به پذیرش سطوح بسیار بالاتری از ریسک خواهد بود. از این رو، این ناحیه بیشتر مورد توجه سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر قرار می‌گیرد. یکی از یافته‌های مهم پژوهش آن است که تنوع‌بخشی میان رمزارزها موجب انتقال مرز کارا به سمت بالا و چپ شده است؛ به این معنا که از طریق ترکیب مناسب دارایی‌ها، امکان دستیابی به بازده بیشتر در سطح ریسک کمتر فراهم شده است. این نتیجه نشان‌دهنده اثربخشی اصل تنوع‌بخشی در بازار ارزهای دیجیتال و تأییدکننده مبانی نظری مدل مارکویتز است. علاوه بر این، مقایسه پورتفوی بهینه نهایی با سایر پورتفوی‌های تولیدشده نشان داد که پورتفوی منتخب بر روی مرز کارا قرار دارد و از نظر نسبت ریسک به بازده عملکرد مطلوب‌تری نسبت به سایر گزینه‌ها ارائه می‌دهد. این موضوع بیانگر آن است که ترکیب بهینه رمزارزهای منتخب توانسته است تعادل مناسبی میان بازده مورد انتظار و سطح ریسک ایجاد نماید.

در مجموع، نتایج تحلیل مرز کارا نشان می‌دهد که استفاده از مدل مارکویتز در بازار ارزهای دیجیتال می‌تواند ابزار مؤثری برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران باشد و با شناسایی ترکیب‌های کارا، زمینه بهینه‌سازی تخصیص دارایی‌ها و مدیریت ریسک را فراهم سازد. این یافته‌ها با نتایج مطالعات پیشین در حوزه بهینه‌سازی پورتفوی و سرمایه‌گذاری در دارایی‌های دیجیتال نیز همسو است و نقش تنوع‌بخشی و انتخاب علمی دارایی‌ها را در بهبود عملکرد سرمایه‌گذاری تأیید می‌کند.

پس از تشکیل پورتفوی‌های بهینه از طریق مدل مارکویتز، در مرحله بعد کارایی نسبی رمزارزهای منتخب با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها ارزیابی شد. تحلیل پوششی داده‌ها یکی از مهم‌ترین روش‌های ناپارامتریک اندازه‌گیری کارایی است که امکان مقایسه هم‌زمان چندین ورودی و خروجی را فراهم می‌سازد. در این پژوهش، هر رمزارز به‌عنوان یک واحد تصمیم‌گیری در نظر گرفته شد و میزان توانایی آن در تبدیل منابع و ریسک سرمایه‌گذاری به بازده و ارزش بازار مورد ارزیابی قرار گرفت. در مدل طراحی‌شده، متغیرهایی نظیر ریسک (انحراف معیار بازده)، میزان سرمایه‌گذاری و نوسانات بازار به‌عنوان ورودی‌ها و شاخص‌هایی همچون بازده روزانه، بازده سالانه و ارزش بازار به‌عنوان خروجی‌های مدل در نظر گرفته شدند. هدف اصلی از اجرای مدل DEA، شناسایی رمزارزهایی بود که با کمترین سطح ریسک و منابع سرمایه‌گذاری، بیشترین بازده و ارزش اقتصادی را ایجاد کرده‌اند.

کلی توانی و همکاران

جدول ۵. نتایج ارزیابی کارایی رمزارزهای منتخب

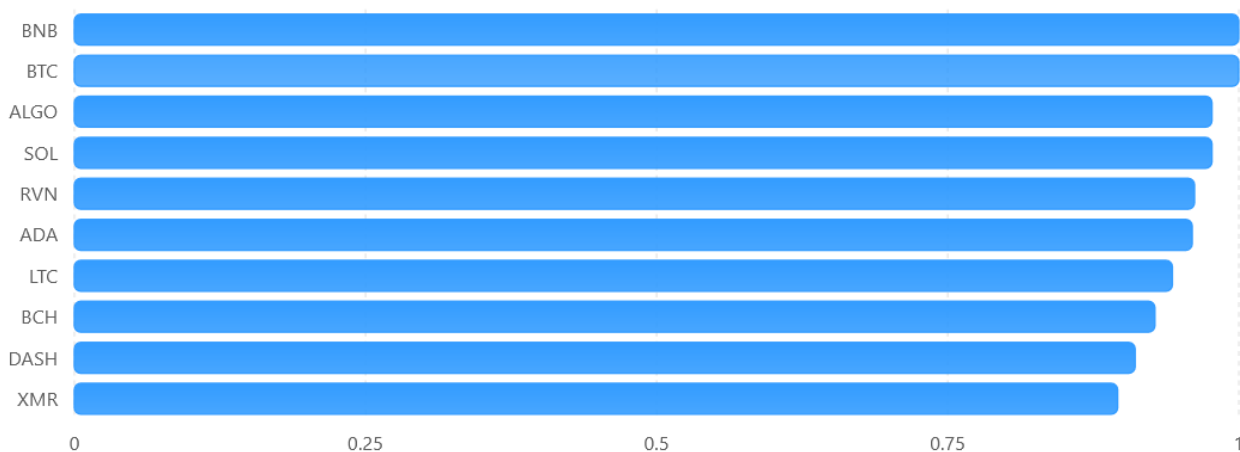
DMU	TET(U)۱]	TET(L)۲]	TET(U)۳]	TET(L)۴]	E۱	E۲	TETA	RANK	TETA-AP
BTC	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۱.۹۸۷
ETH	۰.۲۱۷۰۴۶	۰.۱۹۰۲۴۹	۰.۸۸۶	۰.۲۳۰۷۲۶	۰.۱۸۱۲۲۹	۰.۹۱۵۷۳۶	۰.۵۰۷۹۸	۲۳	۰.۵۰۷۹۸
BNB	۰.۲۴۷۸۷	۰.۱۳۰۸۴۵	۱	۰.۵۹۰۰۸۵	۰.۴۲۲۴۰۷	۰.۴۰۱۷۷۲	۰.۹۷۰۶۹۳	۵	۰.۹۷۰۶۹۳
XRP	۰.۹۵۳۰۶۱	۰.۹۳۴۸۶۷	۰.۹۴۴	۰.۰۸۵۸۵۹	۰.۵۷۵۱۷	۰.۹۶۱۳۳۹	۰.۲۵۵۷۴۴	۳۳	۰.۲۵۵۷۴۴
ADA	۱	۰.۴۴۲۹۰۴	۰.۷۲۸	۰.۵۰۲۷۱۵	۰.۶۷۳۷۷۴	۰.۵۲۸۰۶۸	۰.۱۶۰۸۰۵	۳۸	۰.۱۶۰۸۰۵
DOGE	۰.۴۴۹۹۹۴	۱	۰.۴۹۵	۰.۴۷۰۲۹۵	۰.۸۴۵۰۸۱	۰.۱۷۳۵۰۲	۰.۹۰۹۰۶۸	۷	۰.۹۰۹۰۶۸
SOL	۰.۲۳۰۰۹۲	۰.۵۶۱۸۴۹	۰.۵۹۱	۰.۳۷۰۷۲۹	۰.۶۵۲۸۲۲	۰.۴۲۰۵۴۵	۰.۹۷۶۶۲۲	۴	۰.۹۷۶۶۲۲
TRX	۰.۱۴۶۸۸	۰.۵۳۸۳۴۷	۱	۰.۲۲۰۰۵۵	۰.۹۰۰۳۳۲	۰.۴۳۹۸۸۴	۰.۱۸۴۲۳	۳۷	۰.۱۸۴۲۳
DOT	۱	۰.۸۶۷۴۸۵	۰.۷۴	۰.۵۷۷۷۵۳	۰.۳۸۸۶۹۱	۰.۹۳۳۱۰۳	۰.۲۴۳۳۷۲	۳۴	۰.۲۴۳۳۷۲
AVAX	۰.۰۴۷۱۶۴	۰.۵۷۵۳۵۶	۰.۳۸۹	۰.۹۷۲۳۲۲	۰.۹۳۸۰۱۶	۰.۸۸۴۷۶۸	۰.۸۹۳۵۲۳	۱۱	۰.۸۹۳۵۲۳
MATIC	۰.۵۶۰۰۱۸	۱	۱	۰.۶۵۹۱۲۳	۰.۸۹۰۶۵۵	۰.۷۸۵۷۳۶	۰.۲۴۳۱۸۵	۳۵	۰.۲۴۳۱۸۵
LTC	۰.۰۲۶۳۸۹	۰.۵۰۴۵۱۵	۰.۶۵۹	۰.۶۴۹۷۵۴	۰.۹۱۵۵۸۳	۰.۴۳۵۰۱۱	۰.۴۵۱۹۳	۲۶	۰.۴۵۱۹۳
SHIB	۰.۴۹۸۱۸۷	۰.۲۲۴۴۶۶	۰.۶۰۶	۰.۵۷۱۶۸۸	۰.۵۳۶۵۹۱	۰.۹۴۲۳۲۷	۰.۳۳۷۴۹۴	۳۱	۰.۳۳۷۴۹۴
LINK	۱	۰.۶۹۳۱۲۴	۰.۹۱۷	۰.۱۴۲۸۳۱	۰.۸۳۳۸۴	۰.۶۱۳۲۷۲	۰.۱۵۰۲۱۱	۳۹	۰.۱۵۰۲۱۱
ATOM	۰.۸۵۳۸۰۵	۰.۲۷۹۴۱۶	۱	۰.۸۴۹۷۶۴	۰.۸۸۲۶۸۲	۰.۵۰۲۹۱۷	۰.۵۰۰۶۷۸	۲۵	۰.۵۰۰۶۷۸
XLM	۰.۳۲۱۲۹۲	۰.۶۴۲۰۲۵	۱	۰.۹۸۴۰۲۶	۰.۸۷۶۲۱	۰.۲۴۴۵۲۵	۰.۲۰۵۶۷۹	۳۶	۰.۲۰۵۶۷۹
ETC	۰.۲۱۷۵۲۳	۱	۱	۰.۵۰۵۵۵۳	۰.۵۵۶۹۹۵	۰.۹۸۲۹۱۴	۰.۲۹۲۸۶۲	۳۲	۰.۲۹۲۸۶۲
XMR	۰.۹۳۴۴۳۳	۰.۹۱۶۱	۰.۸۹۴	۰.۷۹۱۳۸۲	۰.۸۹۴۳۷۱	۰.۶۱۴۶۴۲	۰.۵۱۲۵۴۹	۲۲	۰.۵۱۲۵۴۹
NEAR	۰.۱۲۲۶۲۸	۰.۳۲۸۴۱۴	۰.۴۶۳	۰.۷۹۳۵۴۵	۰.۷۲۴۰۱۴	۰.۵۰۳۴۵۵	۰.۸۸۷۵۵۱	۱۲	۰.۸۸۷۵۵۱
ALGO	۰.۷۳۸۵۵۹	۰.۰۶۸۶۱۱	۰.۷۸۵	۰.۹۶۹۰۷۱	۰.۶۲۳۰۵۵	۰.۵۶۲۳۷۳	۰.۹۷۷۳۰۲	۳	۰.۹۷۷۳۰۲
BTC	۰.۴۶۲۴۹۱	۰.۱۸۱۴۷۴	۰.۹۶۷	۰.۰۰۵۴۹۱	۰.۵۲۲۸۲	۰.۰۰۵۸۷	۰.۵۴۳۱۱۶	۱۹	۰.۵۴۳۱۱۶
ETH	۰.۶۳۴۶۸۷	۰.۰۷۳۷۸۸	۰.۶۸۳	۰.۰۹۷۲۸۲	۰.۰۴۸۴۹۹	۰.۴۵۵۵	۰.۸۷۳۷۳۱	۱۳	۰.۸۷۳۷۳۱
BNB	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۲.۳۱۴
XRP	۰.۶۷۵۸۹۸	۰.۴۵۷۳۰۲	۰.۵۴۵	۰.۵۹۰۱۴۲	۰.۳۴۳۷۸۶	۰.۴۰۲۷۳۷	۰.۳۶۵۰۵۸	۳۰	۰.۳۶۵۰۵۸
ADA	۰.۹۹۵۶۱۹	۰.۸۱۶۶۸۸	۰.۴۳۹	۰.۲۰۹۵۱۶	۰.۴۰۶۴۷۲	۰.۳۴۸۳۷۱	۰.۹۵۹۶۷۴	۶	۰.۹۵۹۶۷۴
DOGE	۰.۳۵۰۴۳۹	۰.۹۲۹۸۶	۰.۹۷۸	۰.۳۷۱۰۴۷	۰.۳۴۴۰۸۲	۰.۲۱۶۱۸۱	۰.۶۷۲۸۱۲	۱۵	۰.۶۷۲۸۱۲
SOL	۰.۷۳۸۲۲۹	۰.۴۸۴۲۲	۰.۶۳۱	۰.۶۱۲۹۹۲	۰.۸۱۷۰۸۳	۰.۶۷۳۰۸۴	۰.۵۰۴۴۲۴	۲۴	۰.۵۰۴۴۲۴
TRX	۰.۶۶۳۵۲۴	۰.۱۳۷۷۹۲	۰.۲۵۸	۰.۵۱۸۰۸۲	۰.۵۳۰۱۸۷	۰.۳۲۶۹۷۲	۰.۵۹۴۰۹۶	۱۸	۰.۵۹۴۰۹۶
DOT	۱	۰.۸۲۶۸۰۴	۰.۲۶۲	۰.۱۴۳۳۲۹	۰.۴۳۶۷۵۴	۰.۷۸۱۷۱۶	۰.۴۰۱۷۳۹	۲۷	۰.۴۰۱۷۳۹
AVAX	۰.۹۲۹۳۵۹	۰.۵۹۳۶۰۳	۰.۶۷۸	۰.۸۸۷۶۰۱	۰.۹۲۳۳۱۷	۰.۲۸۲۸۴۳	۰.۶۶۳۸۳۳	۱۶	۰.۶۶۳۸۳۳
MATIC	۱	۰.۳۲۹۸۱۵	۰.۷۲۷	۰.۲۲۸۷۷۶	۰.۳۰۳۸۸۲	۰.۲۷۷۳۳۹	۰.۱۲۹۵۰۹	۴۰	۰.۱۲۹۵۰۹
LTC	۰.۲۷۷۵۵۸	۰.۸۶۷۴۵۷	۰.۶۴۶	۰.۸۸۲۱۷۸	۰.۱۱۱۵۳۲	۰.۷۵۷۳۱	۰.۳۷۸۹۶۵	۲۸	۰.۳۷۸۹۶۵
SHIB	۰.۰۷۷۸۶۹	۱	۱	۰.۰۱۹۱۰۷	۰.۵۰۴۲۷۷	۰.۴۰۴۲۰۲	۰.۵۲۹۹۷۴	۲۰	۰.۵۲۹۹۷۴
LINK	۰.۶۶۴۴۶۶	۰.۴۴۶۹۵۵	۰.۵۱۹	۰.۵۴۵۶۹۱	۰.۶۶۰۶۳۹	۰.۵۰۵۲۸۲	۰.۳۷۱۸۷۹	۲۹	۰.۳۷۱۸۷۹
ATOM	۰.۷۱۱۳۷۸	۰.۰۲۷۰۹۳	۰.۵۹۲	۰.۰۶۱۹۹۵	۰.۰۰۶۶۵۹	۰.۶۱۶۰۷۸	۰.۸۹۹۳۸۱	۱۰	۰.۸۹۹۳۸۱
XLM	۱	۰.۹۴۰۴۹۱	۰.۳۵۱	۰.۷۰۰۹۴	۰.۵۳۳۸۰۲	۰.۵۵۴۱۳۳	۰.۹۰۰۲۶۱	۹	۰.۹۰۰۲۶۱
ETC	۰.۸۲۲۶۵۲	۰.۸۵۱۵۹۶	۰.۳۹۸	۰.۰۲۰۱۳۶	۰.۶۱۷۸۶۵	۰.۳۸۶۰۹۴	۰.۵۲۴۳	۲۱	۰.۵۲۴۳
XMR	۰.۸۵۲۱۰۹	۰.۶۷۷۲۹۴	۱	۰.۸۱۳۵۷	۰.۰۳۰۹۴۴	۰.۸۳۰۸۵۸	۰.۹۰۱۸۰۴	۸	۰.۹۰۱۸۰۴
NEAR	۰.۹۶۷۹۲۴	۰.۰۹۹۹۰۸	۰.۶۶۷	۰.۶۸۵۷۰۳	۰.۵۲۴۵۹۷	۰.۴۰۰۵۲۸	۰.۶۲۷۴۴۷	۱۷	۰.۶۲۷۴۴۷
ALGO	۰.۹۵۶۸۴۸	۱	۱	۰.۴۱۹۶۰۴	۰.۴۷۰۹۵۱	۰.۷۸۳۰۷۹	۰.۸۴۸۸۴۹	۱۴	۰.۸۴۸۸۴۹

نتایج جدول فوق نشان می‌دهد که رمزارزهای BNB و BTC موفق به کسب امتیاز کامل کارایی شده‌اند و بر روی مرز کارایی قرار گرفته‌اند. قرار گرفتن این رمزارزها بر روی مرز کارا بیانگر آن است که این دارایی‌ها در مقایسه با سایر گزینه‌های موجود، توانسته‌اند بهترین ترکیب میان ریسک، بازده و ارزش بازار را ایجاد کنند. از این رو، این رمزارزها به‌عنوان واحدهای مرجع (Benchmark) برای سایر دارایی‌ها شناخته می‌شوند. همچنین رمزارزهای ALGO و SOL با امتیاز کارایی نزدیک به یک، عملکرد بسیار مطلوبی از خود نشان داده‌اند. این موضوع بیانگر آن است که این دارایی‌ها نیز از ظرفیت بالایی برای حضور در پورتفوی‌های سرمایه‌گذاری برخوردار بوده و در صورت بهبود جزئی برخی شاخص‌ها می‌توانند به مرز کارایی دست یابند.

در مقابل، رمزارزهایی نظیر XMR، DASH و BCH امتیازهای پایین‌تری کسب کرده‌اند. این نتایج نشان می‌دهد که این دارایی‌ها در مقایسه با رمزارزهای کارا، نتوانسته‌اند بازده متناسبی با سطح ریسک و منابع تخصیص‌یافته ایجاد کنند. به بیان دیگر، بخشی از ناکارایی این رمزارزها ناشی از نوسانات بالا، بازده کمتر یا ارزش بازار محدودتر بوده است.

رتبه‌بندی رمزارزها بر اساس امتیاز کارایی DEA

مقایسه کارایی نسبی رمزارزهای منتخب بر اساس نتایج تحلیل پوششی داده‌ها.



امتیاز 1 نشان‌دهنده قرار گرفتن بر روی مرز کارایی است.

شکل ۵. رتبه‌بندی رمزارزها بر اساس امتیاز کارایی DEA

در نمودار رتبه‌بندی، مشاهده می‌شود که اختلاف میان رمزارزهای کارا و ناکارا نسبتاً محدود است؛ با این حال، دارایی‌هایی که امتیاز آن‌ها به عدد یک نزدیک‌تر است، از توانایی بیشتری در تبدیل ریسک و سرمایه به بازده اقتصادی برخوردارند. این یافته نشان می‌دهد که صرف برخورداری از بازده بالا برای کارا بودن یک دارایی کافی نیست، بلکه میزان ریسک تحمل‌شده و کارایی استفاده از منابع نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در ارزیابی عملکرد سرمایه‌گذاری دارند. از منظر مدیریتی، نتایج تحلیل DEA بیانگر آن است که سرمایه‌گذاران نباید تصمیمات خود را صرفاً بر مبنای بازده تاریخی اتخاذ کنند، بلکه لازم است کارایی نسبی دارایی‌ها نیز در فرآیند انتخاب سرمایه‌گذاری مورد توجه قرار گیرد. در واقع، رمزارزهای کارا توانسته‌اند با سطح مشخصی از ریسک، بیشترین ارزش افزوده را برای سرمایه‌گذار ایجاد کنند و به همین دلیل گزینه‌های مناسب‌تری برای حضور در پورتفوی‌های بلندمدت محسوب می‌شوند. در مجموع، نتایج تحلیل پوششی داده‌ها نشان می‌دهد که استفاده هم‌زمان از مدل مارکویتز و DEA می‌تواند چارچوبی جامع برای ارزیابی عملکرد دارایی‌های دیجیتال فراهم آورد. در حالی که مدل مارکویتز بر بهینه‌سازی ترکیب دارایی‌ها تمرکز دارد، تحلیل پوششی داده‌ها کارایی نسبی هر دارایی را از منظر مصرف منابع و تولید بازده ارزیابی می‌کند. ترکیب این دو رویکرد، دقت تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری را افزایش داده و امکان شناسایی کاراترین ساختار پورتفوی در بازار ارزهای دیجیتال را فراهم می‌سازد.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش طراحی مدل مدیریت بهینه پورتفوی ارزهای دیجیتال مبتنی بر قراردادهای آتی با استفاده از مدل مارکوفیتز و تحلیل پوششی داده‌ها بود. نتایج پژوهش نشان داد که ترکیب همزمان سرمایه‌گذاری نقدی در ارزهای دیجیتال و استفاده از قراردادهای آتی در قالب یک مدل یکپارچه، موجب بهبود معنادار عملکرد پورتفوی، کاهش سطح ریسک و افزایش بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک می‌شود. همچنین یافته‌ها نشان دادند که رمزارزهای بزرگ و دارای ارزش بازار بالاتر نظیر بیت‌کوین و اتریوم سهم بیشتری در پورتفوی بهینه به دست آورده‌اند و استفاده از اصل تنوع‌بخشی توانسته است مرز کارا را به سمت موقعیت مطلوب‌تر منتقل نماید. علاوه بر این، نتایج تحلیل پوششی داده‌ها نشان داد که همه دارایی‌ها از منظر کارایی سرمایه‌گذاری در یک سطح قرار ندارند و برخی رمزارزها توانسته‌اند با استفاده بهینه‌تر از منابع و پذیرش سطح مشخصی از ریسک، بازده بیشتری ایجاد کنند.

یکی از مهم‌ترین یافته‌های پژوهش حاضر تأیید رابطه مستقیم میان ریسک و بازده در بازار ارزهای دیجیتال بود. نتایج نشان داد که افزایش بازده مورد انتظار مستلزم پذیرش سطوح بالاتری از ریسک است؛ با این حال این رابطه به صورت خطی عمل نمی‌کند و در سطوح بالاتر ریسک، افزایش بازده با نرخ کاهنده همراه می‌شود. این نتیجه با مبانی نظریه نوین پورتفوی مارکوفیتز همخوانی کامل دارد و نشان می‌دهد که بازار ارزهای دیجیتال نیز از اصول بنیادین مالی در زمینه مبادله میان ریسک و بازده تبعیت می‌کند. این یافته با نتایج پژوهش‌های (Brauneis & Mestel, 2019)، (Holovatiuk, 2020) و (Nuhui et al., 2023) همسو است که نشان دادند اگرچه رمزارزها بازده‌های بالقوه بالایی ایجاد می‌کنند، اما این بازده‌ها همواره با سطوح بالاتری از نوسان و عدم اطمینان همراه هستند. همچنین نتایج پژوهش (Malladi, 2022) نشان داد که ویژگی‌های ساختاری بازده و نوسانات ارزهای دیجیتال موجب می‌شود سرمایه‌گذاران ناگزیر به پذیرش ریسک بیشتر برای دستیابی به بازده بالاتر باشند که این موضوع با یافته‌های پژوهش حاضر مطابقت دارد.

یافته دیگر پژوهش نشان داد که تنوع‌بخشی میان ارزهای دیجیتال می‌تواند به طور مؤثری موجب کاهش ریسک غیرسیستماتیک پورتفوی شود. در مدل بهینه به دست آمده، هیچ دارایی سهم غالب مطلق نداشت و سرمایه میان مجموعه‌ای از رمزارزها توزیع شده بود. این نتیجه بیانگر آن است که صرف انتخاب دارایی‌های دارای بیشترین بازده تاریخی نمی‌تواند منجر به تشکیل پورتفوی بهینه شود و همبستگی میان دارایی‌ها نقش تعیین‌کننده‌ای در عملکرد نهایی پورتفوی دارد. این یافته با نتایج مطالعات (Adhami & Guegan, 2019)، (Platanakis & Urquhart, 2019) و (Aliu et al., 2021) همسو است. این پژوهشگران نشان دادند که ورود ارزهای دیجیتال به پورتفوی‌های سرمایه‌گذاری می‌تواند مزایای تنوع‌بخشی قابل توجهی ایجاد کند و نسبت بازده به ریسک را بهبود بخشد. همچنین مرور نظام‌مند انجام شده توسط (Almeida & Gonçalves, 2022) تأیید می‌کند که ویژگی‌های پوشش ریسک و پناهگاه امن برخی رمزارزها می‌تواند در شرایط خاص بازار موجب بهبود عملکرد پورتفوی شود.

نتایج پژوهش همچنین نشان داد که بیت‌کوین و اتریوم بالاترین سهم را در پورتفوی بهینه کسب کرده‌اند. این یافته را می‌توان با ویژگی‌های ساختاری این دو رمزارز تبیین کرد. بیت‌کوین و اتریوم از بیشترین ارزش بازار، نقدشوندگی بالا، پذیرش گسترده و عمق معاملاتی مناسب برخوردار هستند و همین موضوع باعث می‌شود نسبت بازده به ریسک مطلوب‌تری نسبت به بسیاری از رمزارزهای کوچک‌تر داشته باشند. این نتیجه با یافته‌های (Petukhina et al., 2021) و (Kim, 2024) مطابقت دارد که نشان دادند رمزارزهای بزرگ بازار معمولاً ستون اصلی پورتفوی‌های بهینه را تشکیل می‌دهند. همچنین پژوهش (Shahbazi & Barkhordari, 2025) نیز نشان داد که در ترکیب سبدهای سرمایه‌گذاری شامل سهام و ارزهای دیجیتال، بیت‌کوین و اتریوم به دلیل ویژگی‌های نقدشوندگی و ثبات نسبی، سهم بیشتری در تخصیص بهینه دارایی‌ها به خود اختصاص می‌دهند.

یکی دیگر از یافته‌های مهم پژوهش حاضر، اثربخشی قراردادهای آتی در کاهش ریسک و بهبود عملکرد پورتفوی بود. نتایج نشان داد که استفاده همزمان از سرمایه‌گذاری نقدی و قراردادهای آتی موجب افزایش بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک شده است. این یافته از منظر نظری قابل تبیین است؛ زیرا قراردادهای آتی امکان پوشش ریسک نوسانات نامطلوب بازار را فراهم می‌کنند و به سرمایه‌گذاران اجازه می‌دهند در شرایط نزولی نیز استراتژی‌های حفاظتی مناسبی اتخاذ نمایند. نتایج پژوهش حاضر با یافته‌های (Chopra

(et al., 2023) و (Oben et al., 2025) همسو است که نشان دادند استفاده از ابزارهای مشتقه و دارایی‌های نوین مالی می‌تواند کارایی مدیریت ریسک را افزایش داده و ساختار پورتفوی را بهینه‌تر سازد. همچنین این نتایج تأیید می‌کند که استفاده از ابزارهای پوشش ریسک در بازارهای پرنوسان ارزهای دیجیتال از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. تحلیل مرز کارا در پژوهش حاضر نشان داد که تنوع‌بخشی مناسب موجب انتقال مرز کارا به سمت بالا و چپ می‌شود؛ به این معنا که سرمایه‌گذاران می‌توانند با سطح ریسک کمتر به بازده بیشتری دست یابند. این یافته یکی از مهم‌ترین پیش‌بینی‌های نظریه مارکویتز را تأیید می‌کند. مطالعات (Schellinger, 2020) و (Boiko et al., 2021) نیز نتایج مشابهی گزارش کرده‌اند و نشان داده‌اند که استفاده از روش‌های بهینه‌سازی پورتفوی می‌تواند ساختار سرمایه‌گذاری را به گونه‌ای تنظیم کند که حداکثر بازده در ازای حداقل ریسک حاصل شود. همچنین پژوهش (Khonsarian et al., 2020) نشان داد که ترکیب مدل‌های پیش‌بینی قیمت با روش‌های انتخاب پورتفوی می‌تواند مرز کارا را بهبود داده و عملکرد سرمایه‌گذاری را ارتقا بخشد.

یافته‌های مربوط به تحلیل پوششی داده‌ها نیز نشان داد که همه رمازرها از منظر کارایی در وضعیت مشابهی قرار ندارند. برخی دارایی‌ها با استفاده از منابع کمتر و پذیرش سطح مشخصی از ریسک توانسته‌اند بازده بیشتری تولید کنند و در نتیجه کارا تر شناخته شوند. این نتیجه اهمیت ارزیابی کارایی در کنار شاخص‌های سنتی بازده و ریسک را برجسته می‌سازد. بسیاری از مطالعات پیشین عمدتاً بر معیارهای مالی کلاسیک متمرکز بوده‌اند، در حالی که یافته‌های پژوهش حاضر نشان می‌دهد ارزیابی همزمان بازده، ریسک و کارایی می‌تواند تصویر دقیق‌تری از کیفیت سرمایه‌گذاری ارائه دهد. این موضوع با نتایج پژوهش‌های (Ghanbari et al., 2024) و (Bowala & Singh, 2022) همخوانی دارد که بر ضرورت استفاده از معیارهای پیشرفته‌تر ارزیابی ریسک و عملکرد تأکید کرده‌اند.

از دیگر نتایج پژوهش حاضر می‌توان به اهمیت نقدشوندگی در فرآیند تشکیل پورتفوی اشاره کرد. یافته‌ها نشان دادند که رمازهای دارای نقدشوندگی بیشتر سهم بالاتری در ترکیب بهینه دارند. این موضوع را می‌توان ناشی از کاهش هزینه‌های معاملاتی، سهولت ورود و خروج از بازار و کاهش ریسک نقدشوندگی دانست. این یافته با نتایج (Nguyen et al., 2020) و (Deng & Zhou, 2023) مطابقت دارد که نشان دادند نقدشوندگی یکی از عوامل کلیدی در تعیین بازده و ساختار بهینه پورتفوی‌های رمازری است. این مطالعات تأکید می‌کنند که بی‌توجهی به عامل نقدشوندگی می‌تواند منجر به برآوردهای غیرواقع‌بینانه از عملکرد سرمایه‌گذاری شود.

نتایج پژوهش حاضر همچنین از منظر توسعه روش‌های نوین مدیریت پورتفوی حائز اهمیت است. ترکیب مدل مارکویتز با تحلیل پوششی داده‌ها نشان داد که استفاده از رویکردهای چندبعدی می‌تواند کیفیت تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران را بهبود بخشد. این یافته با روند جدید مطالعات حوزه رمازرها همسو است که بر بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته داده‌محور و هوش مصنوعی برای مدیریت سرمایه‌گذاری تأکید دارند. پژوهش‌های (Jiang & Liang, 2017) و (Song, 2025) نشان داده‌اند که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی می‌تواند کارایی فرآیند انتخاب دارایی و بهینه‌سازی پورتفوی را افزایش دهد. بنابراین یافته‌های پژوهش حاضر را می‌توان در راستای توسعه نسل جدید مدل‌های مدیریت سرمایه‌گذاری مبتنی بر تحلیل‌های چندمعیاره و هوشمند ارزیابی کرد.

در مجموع، نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از یک چارچوب تلفیقی شامل مدل مارکویتز، قراردادهای آتی و تحلیل پوششی داده‌ها می‌تواند به شکل مؤثری موجب بهبود مدیریت ریسک، افزایش بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک و ارتقای کارایی پورتفوی ارزهای دیجیتال شود. همچنین یافته‌ها تأیید کردند که تنوع‌بخشی علمی، توجه به نقدشوندگی، استفاده از ابزارهای پوشش ریسک و ارزیابی کارایی دارایی‌ها از مهم‌ترین عوامل موفقیت در سرمایه‌گذاری در بازار رمازرها محسوب می‌شوند.

پژوهش حاضر با وجود نتایج ارزشمند، با محدودیت‌هایی نیز همراه بود. نخست، داده‌های مورد استفاده محدود به تعداد مشخصی از ارزهای دیجیتال منتخب و بازه زمانی معین بود؛ در نتیجه ممکن است نتایج در سایر دوره‌های زمانی یا برای رمازهای نوظهور متفاوت باشد. دوم، تغییرات سریع فناوری و ساختار بازار ارزهای دیجیتال موجب می‌شود الگوهای رفتاری بازار در طول زمان تغییر کنند. سوم، در این پژوهش برخی عوامل بیرونی نظیر تحولات سیاسی، مقررات دولتی، شوک‌های اقتصاد کلان و رفتارهای روان‌شناختی سرمایه‌گذاران به صورت مستقیم در مدل لحاظ نشدند که می‌تواند بر نتایج اثرگذار باشد.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده از مدل‌های ترکیبی مبتنی بر هوش مصنوعی، یادگیری عمیق و الگوریتم‌های تکاملی در کنار مدل‌های بهینه‌سازی مالی استفاده کنند. همچنین بررسی نقش استیبل کوین‌ها، توکن‌های غیرمطلی، دارایی‌های دیفای و سایر ابزارهای نوظهور مالی در ساختار پورتفوی می‌تواند به توسعه ادبیات موضوع کمک کند. مطالعه تأثیر متغیرهای کلان اقتصادی، شاخص‌های رفتاری سرمایه‌گذاران و ریسک‌های ژئوپلیتیکی بر بهینه‌سازی پورتفوی نیز از دیگر مسیرهای پیشنهادی برای تحقیقات آینده است. سرمایه‌گذاران و مدیران پورتفوی می‌توانند به جای تمرکز بر یک یا چند رمزارز خاص، از رویکردهای علمی تنوع‌بخشی استفاده کنند تا ریسک سرمایه‌گذاری کاهش یابد. همچنین استفاده از قراردادهای آتی و سایر ابزارهای مشتقه برای پوشش ریسک نوسانات بازار توصیه می‌شود. نهادهای مالی و شرکت‌های سرمایه‌گذاری نیز می‌توانند با بهره‌گیری از مدل‌های ترکیبی ارزیابی کارایی و بهینه‌سازی پورتفوی، فرآیند تخصیص دارایی‌ها را بهبود بخشیده و تصمیمات سرمایه‌گذاری دقیق‌تر و اثربخش‌تری اتخاذ نمایند.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

References

- Adhami, S., & Guegan, D. (2019). Crypto assets: the role of ICO tokens within a well-diversified portfolio. *Journal of Industrial and Business Economics*, 47(2), 219-241. <https://doi.org/10.1007/s40812-019-00141-x>
- Aliu, F., Bajra, U. Q., & Preniqi, N. (2021). Analysis of Diversification Benefits for Cryptocurrency Portfolios Before and During the COVID-19 Pandemic. *Studies in Economics and Finance*, 39(3), 444-457. <https://doi.org/10.1108/sef-05-2021-0190>
- Almeida, J. M. d., & Gonçalves, T. (2022). Portfolio Diversification, Hedge and Safe-Haven Properties in Cryptocurrency Investments and Financial Economics: A Systematic Literature Review. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(1), 3. <https://doi.org/10.3390/jrfm16010003>
- Boiko, V., Ye, T., Kononenko, R. Y., & Goncharov, D. (2021). Optimization of cryptocurrency portfolio considering risks. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 24(4), 1-9.
- Bowala, S., & Singh, J. (2022). Optimizing Portfolio Risk of Cryptocurrencies Using Data-Driven Risk Measures. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(10), 427. <https://doi.org/10.3390/jrfm15100427>
- Brauneis, A., & Mestel, R. (2019). Cryptocurrency-portfolios in a high-risk-return environment. *Journal of Asset Management*, 20, 41-54. <https://ideas.repec.org/a/eee/finlet/v28y2019icp259-264.html>
- Chopra, M., Mehta, C., Lal, P., & Srivastava, A. (2023). Does the Big Boss of Coins—Bitcoin—protect a Portfolio of New-Generation Cryptos? Evidence From Memecoins, Stablecoins, NFTs and DeFi. *China Finance Review International*, 14(3), 480-521. <https://doi.org/10.1108/cfri-03-2023-0076>

- Deng, Q., & Zhou, Z. G. (2023). Liquidity Premium, Liquidity-Adjusted Return and Volatility, and Liquidity-Adjusted Mean Variance Framework: Illustrated with a Portfolio of Crypto Assets.
- Ghanbari, H., Mohammadi, E., Foeeik, A. M. L., Kumar, R. R., Stauvermann, P. J., & Shabani, M. (2024). Cryptocurrency portfolio allocation under credibilistic CVaR criterion and practical constraints. *Risks*, 12, 163. <https://doi.org/10.3390/risks12100163>
- Holovatiuk, O. (2020). Cryptocurrencies as an Asset Class in Portfolio Optimisation. *Central European Economic Journal*, 7(54), 33-55. <https://doi.org/10.2478/ceej-2020-0004>
- Jiang, Z., & Liang, J. (2017). Cryptocurrency portfolio management with deep reinforcement learning. <https://doi.org/10.1109/IntelliSys.2017.8324237>
- Khonsarian, F., Timourpour, B., & Rostegar, M. A. (2020). *Forecasting Price and Portfolio Selection Model for Financial Assets and Cryptocurrencies* Tarbiat Modares University].
- Kim, M. (2024). Two empirical studies of portfolio optimization using cryptocurrency allocation ratios. *IEEE Access*, 12, 63827-63838. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3396495>
- Malladi, R. K. (2022). Pro Forma Modeling of Cryptocurrency Returns, Volatilities, Linkages and Portfolio Characteristics. *China Accounting and Finance Review*, 25(2), 145-183. <https://doi.org/10.1108/cafr-02-2022-0001>
- Nguyen, B. Q., Le, T. H., & Nguyen, C. P. (2020). Influences of Uncertainty on the Returns and Liquidity of Cryptocurrencies: Evidence From a Portfolio Approach. *International Journal of Finance & Economics*, 27(2), 2497-2513. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2283>
- Nuhui, A., Aliu, F., Horák, J., & Peci, B. (2023). Making Informed Decisions in the Volatile Crypto Market: An Analysis of Portfolio Risk and Return. *Sage Open*, 13(3). <https://doi.org/10.1177/21582440231193600>
- Oben, R. J., Seraj, M., & Eyüpoğlu, Ş. Z. (2025). Volatility and Return Spillovers Among US Traditional Technology Stocks, Decentralized Finance Instruments And conventional Cryptocurrencies: Implications for Portfolio Optimization. *Review of Behavioral Finance*, 17(5), 807-834. <https://doi.org/10.1108/rbf-12-2024-0377>
- Petukhina, A., Trimborn, S., Härdle, W. K., & Elendner, H. (2021). Investing with cryptocurrencies - evaluating their potential for portfolio allocation strategies. *Quantitative Finance*, 21(11), 1825-1853. <https://doi.org/10.1080/14697688.2021.1880023>
- Platanakis, E., & Urquhart, A. (2019). Portfolio management with cryptocurrencies: The role of estimation errors. *Economics Letters*, 177, 76-80. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.01.019>
- Schellinger, B. (2020). Optimization of Special Cryptocurrency Portfolios. *The Journal of Risk Finance*, 21(2), 127-157. <https://doi.org/10.1108/jrf-11-2019-0221>
- Shahbazi, N., & Barkhordari, S. (2025). Optimizing a portfolio comprising selected stocks and cryptocurrencies. *Budget and Finance Strategic Research*, 6(2), 11-35.
- Song, D. (2025). *Machine Learning for Price Prediction and Risk -Adjusted Portfolio Optimization in Cryptocurrencies*. <https://doi.org/https://doi.org/10.4018/979-8-3693-8186-1.ch013>