ACCOUNTING, FINANCE AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

Exploring the Synergy Between Financial Econometrics and Computational Intelligence in Risk Modeling

1. Leila Mohammadi:Department of Financial Management, University of Tehran, Tehran, Iran

2. Amir Hosseini *: Department of Financial Management, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: Ahosseini468@gmail.com (Corresponding Author)

Article history

Received: 01 February 2024

Revised: 11 March 2024

Accepted: 27 March 2024

Published: 09 April 2024

Abstract:

Financial econometrics and computational intelligence are two key fields used independently for financial data analysis and risk modeling. Financial econometrics employs statistical and mathematical models to analyze relationships between economic and financial variables, while computational intelligence focuses on complex and nonlinear data analysis for predicting financial risks and volatility. The synergy between these two approaches can enhance the accuracy of modeling and financial decision-making. This paper aims to examine the synergy between financial econometrics and computational intelligence in risk modeling and presents successful examples of its application in finance. This study employs a descriptive and narrative review of the existing literature. Relevant academic sources related to the applications of financial econometrics and computational intelligence in predicting volatility and financial risks were reviewed. Additionally, combined models of these two fields were analyzed, identifying their synergies and evaluating the challenges involved. The results demonstrate that combining financial econometrics and computational intelligence significantly improves the accuracy of financial forecasts, reduces systemic risks, and identifies complex patterns in financial data. Combined models, especially in volatile and unstable financial markets, outperform individual approaches. The combination of financial econometrics and computational intelligence can lead to enhanced risk modeling and financial decision-making. Despite challenges such as the need for large datasets and computational complexity, this synergistic approach holds significant potential for developing more accurate predictive models and improving risk management.

Keywords: Financial econometrics, computational intelligence, risk modeling, volatility forecasting, risk management, combined methods

---

Extended Abstract

Financial econometrics and computational intelligence have long been independently utilized in financial analysis and risk modeling. Financial econometrics focuses on applying statistical and mathematical models to analyze financial and economic data, particularly in relation to time series and volatility predictions [1]. This field provides valuable insights into the

Citation: Mohammadi, L., & Hosseini, A. (2024). Exploring the Synergy Between Financial Econometrics and Computational Intelligence in Risk Modeling. Accounting, Finance and Computational Intelligence, 1(1), 71-84.

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

relationships between various financial variables and can identify patterns in market data. However, despite its strengths, traditional econometric models often struggle with nonlinear relationships and complex, chaotic data, particularly during periods of financial instability. On the other hand, computational intelligence, which includes machine learning techniques such as neural networks, has emerged as a powerful tool for handling large datasets and nonlinear data patterns. This dual approach has become increasingly necessary as financial markets grow more complex and interconnected, presenting new challenges for risk modeling and volatility forecasting [2].

The synergy between financial econometrics and computational intelligence lies in their complementary strengths. Financial econometrics provides the statistical rigor and clarity needed to model relationships between financial variables, particularly in time series analysis. Models such as GARCH and VAR are widely used to predict market volatility and assess value-at-risk (VaR), offering investors insights into potential losses under different scenarios [3, 4]. However, these models assume linear relationships and often fail to capture the sudden shifts and nonlinear patterns inherent in financial markets, especially during crises. Computational intelligence, by contrast, excels in detecting complex, nonlinear relationships and can process large volumes of unstructured data more effectively. Techniques such as neural networks, deep learning, and genetic algorithms have been successfully applied to improve the accuracy of financial predictions by identifying patterns that traditional econometric models might miss [5]. The combination of these two approaches allows for more accurate risk assessments and better predictions of market behavior.

The application of these combined methodologies has yielded promising results in various financial sectors. For instance, in value-at-risk (VaR) estimation, where financial institutions assess the potential loss in value of their assets over a specified period, traditional econometric models have been the standard approach. Yet, these models often fail to account for extreme market events or sudden volatility shifts. By integrating neural networks with traditional econometric models like GARCH, researchers have shown that the combined model can significantly enhance the accuracy of VaR calculations [6]. This is particularly evident in markets characterized by high volatility or during times of financial crisis, where rapid and unpredictable changes in asset prices occur. The ability of neural networks to adapt to nonlinear patterns complements the robustness of econometric models, leading to more reliable predictions of potential risks [7].

Another successful application of this synergy is in the prediction of financial crises and systemic risks. The 2008 global financial crisis exposed the limitations of traditional econometric models, which struggled to predict the rapid contagion and interconnectedness of financial institutions that led to systemic collapse. In response, researchers began exploring the use of computational intelligence to supplement econometric models in identifying early warning signs of financial crises. For instance, Baldovin et al. (2015) demonstrated that combining econometric methods with machine learning algorithms improved the detection of systemic risks by analyzing the complex interactions between financial institutions. This approach allowed for the identification of hidden patterns and nonlinearities that would have been missed by econometric models alone. The success of this combined approach suggests that integrating machine learning techniques can provide better foresight into potential market crashes and systemic failures.

Despite these advantages, challenges remain in fully leveraging the synergy between financial econometrics and computational intelligence. One major challenge is the "black box" nature of many machine learning models. While neural networks and other computational intelligence techniques can detect complex patterns, their results are often difficult to interpret, leading to a lack of transparency in the decision-making process [8]. This is a significant concern in finance, where

regulatory compliance and accountability are critical. Financial institutions must not only generate accurate predictions but also explain how these predictions are derived. Efforts to develop more interpretable machine learning models, such as explainable AI (XAI), are ongoing, but the complexity of these models remains a barrier to their broader adoption in financial risk modeling. Additionally, the computational power and large datasets required for training advanced machine learning models can be prohibitive for some organizations [2].

Looking forward, there is significant potential for further research and development in the combined use of financial econometrics and computational intelligence. One area of future research could focus on improving the interpretability of machine learning models, making them more transparent and easier to integrate with traditional econometric models. Another promising avenue involves the development of hybrid models that can dynamically adjust their parameters based on changing market conditions. Such models could combine the statistical rigor of econometrics with the adaptive learning capabilities of machine learning, leading to more accurate and responsive risk models. Moreover, as data availability increases and computational power becomes more accessible, the application of these combined approaches is likely to expand across various areas of finance, including portfolio management, credit risk assessment, and algorithmic trading [9].

In conclusion, the synergy between financial econometrics and computational intelligence offers a powerful approach to risk modeling and financial decision-making. By leveraging the strengths of both approaches—statistical clarity and the ability to handle complex, nonlinear data—researchers and financial institutions can improve the accuracy of risk assessments and market predictions. While challenges such as the interpretability of machine learning models and computational demands persist, ongoing research is likely to overcome these obstacles. The continued development of combined models will not only enhance our understanding of financial risks but also provide practical tools for navigating the increasingly complex and volatile financial landscape [2].

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.

بررسی هم‌افزایی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک

۱. لیلا محمدی: دانشکده مدیریت مالی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲. امیر حسینی*: دانشکده مدیریت مالی، دانشگاه تهران، تهران، ایران، ایمیل: Ahosseini468@gmail.com (نویسنده مسئول)

تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۲ بهمن ۱۴۰۲

تاریخ بازنگری: ۲۱ اسفند ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۰۸ فروردین ۱۴۰۳

تاریخ انتشار: ۲۱ فروردین ۱۴۰۳

چکیده

اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به‌عنوان دو حوزه کلیدی در تحلیل داده‌های مالی و مدل‌سازی ریسک، هر یک به‌طور مستقل به کار گرفته شده‌اند. اقتصادسنجی مالی با استفاده از مدل‌های آماری و ریاضیاتی به تحلیل روابط میان متغیرهای اقتصادی و مالی می‌پردازد، در حالی که هوش محاسباتی با تمرکز بر تحلیل داده‌های پیچیده و غیرخطی به پیش‌بینی نوسانات و ریسک‌های مالی کمک می‌کند. هم‌افزایی میان این دو رویکرد می‌تواند به بهبود دقت مدل‌سازی و تصمیم‌گیری‌های مالی منجر شود. هدف این مقاله بررسی هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک و ارائه نمونه‌هایی از کاربردهای موفق آن در حوزه مالی است. این مطالعه به روش تحلیل توصیفی و مروری بر ادبیات موجود انجام شده است. منابع علمی مرتبط با کاربردهای اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در پیش‌بینی نوسانات و ریسک‌های مالی مورد بررسی قرار گرفتند. همچنین مدل‌های ترکیبی این دو حوزه تحلیل و نقاط هم‌افزا و چالش‌های موجود ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که ترکیب روش‌های اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به‌طور قابل توجهی به بهبود دقت پیش‌بینی‌های مالی، کاهش ریسک‌های سیستمیک، و شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های مالی کمک می‌کند. مدل‌های ترکیبی، به‌ویژه در شرایط بحرانی و ناپایدار بازارهای مالی، عملکرد بهتری نسبت به استفاده از هر یک از این روش‌ها به‌تنهایی دارند. ترکیب اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی می‌تواند به بهبود مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی منجر شود. با وجود چالش‌هایی مانند نیاز به داده‌های بزرگ و پیچیدگی محاسباتی، این رویکرد هم‌افزا پتانسیل قابل توجهی برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی دقیق‌تر و بهبود مدیریت ریسک دارد.

کلیدواژگان: اقتصادسنجی مالی، هوش محاسباتی، مدل‌سازی ریسک، پیش‌بینی نوسانات، مدیریت ریسک، ترکیب روش‌ها.

شیوه استناددهی: محمدی، لیلا.، و حسینی، امیر. (۱۴۰۳). بررسی هم‌افزایی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک. حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی، ۱(۱)، ۷۰-۵۶.

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

مقدمه

اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی دو حوزه اساسی و پیچیده در علوم مالی هستند که هریک به‌طور مستقل در تحلیل‌های مالی و مدل‌سازی ریسک کاربرد دارند. با این حال، ترکیب این دو حوزه به یک رویکرد هم‌افزایانه منجر می‌شود که می‌تواند بسیاری از چالش‌های مربوط به پیش‌بینی و مدیریت ریسک‌های مالی را حل کند. اقتصادسنجی مالی به بررسی روابط علّی و همبستگی‌های آماری میان متغیرهای اقتصادی و مالی می‌پردازد. این حوزه از ابزارهای ریاضیاتی و آماری برای مدل‌سازی و تحلیل نوسانات بازارهای مالی و پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی استفاده می‌کند [10]. از سوی دیگر، هوش محاسباتی شامل روش‌های پیشرفته‌ای مانند شبکه‌های عصبی، یادگیری عمیق، و الگوریتم‌های ژنتیک است که می‌توانند در مواجهه با داده‌های غیرخطی و پیچیده کارایی بالایی داشته باشند. استفاده از این روش‌ها در مدل‌سازی ریسک به دلیل توانایی آن‌ها در کشف الگوهای پنهان در داده‌ها به‌ویژه در شرایط عدم قطعیت اهمیت بسیاری دارد [2].

مدل‌سازی ریسک به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ابزارهای مدیریت مالی شناخته می‌شود. این فرآیند به مدیران مالی و سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا تصمیمات بهینه‌تری در مواجهه با ریسک‌های احتمالی اتخاذ کنند و از نتایج غیرمنتظره جلوگیری کنند. روش‌های مدل‌سازی ریسک به‌ویژه پس از بحران‌های مالی اخیر، همچون بحران مالی سال ۲۰۰۸، اهمیت بیشتری یافته‌اند. این بحران‌ها نشان دادند که مدل‌های سنتی اقتصادسنجی به‌تنهایی نمی‌توانند پیچیدگی‌های موجود در سیستم‌های مالی را به‌درستی پیش‌بینی کنند [7]. این موضوع منجر به افزایش علاقه‌مندی به استفاده از روش‌های هوش محاسباتی در کنار روش‌های سنتی اقتصادسنجی شده است. به‌عنوان مثال، مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی توانسته‌اند به‌طور موثری نوسانات بازارهای مالی را پیش‌بینی کنند و ارزش در معرض ریسک (VaR) را با دقت بیشتری محاسبه کنند [6].

هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به این معناست که از نقاط قوت هر دو حوزه برای بهبود دقت مدل‌سازی ریسک استفاده شود. اقتصادسنجی مالی با ارائه ابزارهای قوی برای تحلیل داده‌های سری زمانی و بررسی همبستگی‌های میان متغیرها می‌تواند در تحلیل روندهای مالی کمک کند. از سوی دیگر، هوش محاسباتی با قابلیت‌های یادگیری ماشین می‌تواند داده‌های پیچیده و نامنظم را تحلیل کند و الگوهای پنهان را کشف کند. این ترکیب می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و کاهش خطاهای مدل‌های سنتی منجر شود [11]. به‌عنوان مثال، در تحقیقات اخیر، استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی شاخص‌های مالی و تحلیل نوسانات بازار به همراه مدل‌های اقتصادسنجی به نتایج دقیق‌تر و کاربردی‌تری منجر شده است [5].

هدف اصلی این مقاله بررسی چگونگی هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک است. به‌طور خاص، این مقاله به دنبال پاسخ به این سؤال است که چگونه ترکیب این دو رویکرد می‌تواند بهبودهایی در پیش‌بینی و مدیریت ریسک‌های مالی ایجاد کند. همچنین، مقاله تلاش دارد تا موارد کاربردی این هم‌افزایی را در حوزه‌های مختلف مالی مورد بررسی قرار دهد و شکاف‌های موجود در تحقیقات فعلی را شناسایی کند. در این راستا، مطالعات مرتبط در این زمینه مورد تحلیل و بررسی قرار می‌گیرند و مدل‌های مختلفی که در این حوزه‌ها استفاده شده‌اند، مورد مقایسه قرار خواهند گرفت [12].

یکی از چالش‌های اصلی مدل‌سازی ریسک در بازارهای مالی، پیچیدگی‌های دینامیک این بازارهاست. بسیاری از مدل‌های سنتی اقتصادسنجی نمی‌توانند به‌خوبی تغییرات ناگهانی و شوک‌های مالی را پیش‌بینی کنند. در اینجا هوش محاسباتی با توانایی‌اش در مدیریت داده‌های بزرگ و پردازش الگوریتمی می‌تواند نقش مهمی ایفا کند. به‌عنوان مثال، در تحقیقی که توسط Baldovin et al. (۲۰۱۵) انجام شد، نشان داده شد که استفاده از مدل‌های هوش محاسباتی در کنار اقتصادسنجی مالی می‌تواند نوسانات بازار را با دقت بیشتری پیش‌بینی کند. این مطالعه به‌ویژه بر اهمیت استفاده از روش‌های غیرخطی و پویا در پیش‌بینی‌های مالی تأکید دارد.

در نتیجه، ضرورت ترکیب این دو حوزه به دلیل پیچیدگی‌های فزاینده بازارهای مالی و افزایش نااطمینانی‌ها در این بازارها به‌وضوح احساس می‌شود. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که استفاده از روش‌های هوش محاسباتی در کنار مدل‌های سنتی اقتصادسنجی می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی دقت پیش‌بینی‌ها و مدیریت ریسک را بهبود بخشد [3, 4]. به‌عنوان مثال، استفاده از شبکه‌های عصبی برای تحلیل داده‌های مالی نه‌تنها توانسته است الگوهای پیچیده‌تری از داده‌ها را شناسایی کند، بلکه در کاهش خطاهای پیش‌بینی نیز نقش مهمی ایفا کرده است.

در این مقاله، سعی بر آن است تا با مرور سیستماتیک مطالعات پیشین، نقش این هم‌افزایی در بهبود مدل‌سازی ریسک مورد بررسی قرار گیرد. به‌طور خاص، این مقاله تلاش می‌کند تا نقاط قوت و ضعف مدل‌های مختلف را تحلیل کند و پیشنهاداتی برای بهبود این مدل‌ها در مطالعات آینده ارائه دهد. همچنین، کاربردهای عملی این هم‌افزایی در مدیریت ریسک و پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی مورد بررسی قرار خواهد گرفت و به‌عنوان یکی از نتایج این پژوهش، چارچوبی نظری برای استفاده از این ترکیب در مطالعات آینده ارائه خواهد شد.

روش پژوهش و مواد

در این مطالعه مروری، از روش تحلیل توصیفی برای بررسی هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک استفاده شده است. این روش به ما امکان می‌دهد تا از طریق بررسی و تحلیل مطالعات و پژوهش‌های موجود، یک تصویر جامع از کاربردهای این دو حوزه در مدل‌سازی ریسک مالی به‌دست آوریم. بخش روش‌ها و مواد این پژوهش شامل توضیحاتی درباره نحوه گردآوری داده‌ها و انتخاب منابع علمی معتبر است که به ترتیب در ادامه به‌تفصیل شرح داده می‌شوند.

ابتدا، برای انتخاب منابع علمی، از پایگاه‌های اطلاعاتی معتبر بین‌المللی مانند Google Scholar، Scopus، و Web of Science استفاده شده است. در این جستجوها، مقالات مرتبط با کلیدواژه‌هایی نظیر «مدل‌سازی ریسک»، «اقتصادسنجی مالی»، «هوش محاسباتی»، «مدل‌های پیش‌بینی»، و «هم‌افزایی در علوم مالی» جستجو شدند. این مقالات بر اساس معیارهایی مانند نوآوری در روش‌های به‌کار گرفته شده، ارتباط مستقیم با موضوع پژوهش، و تعداد ارجاعات بررسی و انتخاب شدند. از آنجا که این پژوهش یک مطالعه مروری است، هدف اصلی بررسی و تحلیل جامع مقالات و پژوهش‌هایی است که در دهه اخیر منتشر شده‌اند و کاربردهای ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی را مورد مطالعه قرار داده‌اند.

پس از جمع‌آوری مقالات و مطالعات مرتبط، داده‌ها و اطلاعات گردآوری شده به‌صورت کیفی تحلیل شدند. به‌منظور تحلیل داده‌ها، از یک چارچوب مفهومی استفاده شد که در آن، ابتدا مدل‌های اقتصادسنجی مالی و سپس روش‌های هوش محاسباتی به‌طور جداگانه بررسی شدند. در گام بعدی، کاربردهای ترکیبی این دو حوزه و هم‌افزایی‌های موجود در مطالعات مورد تحلیل و بررسی قرار گرفتند. همچنین، در این بخش به‌طور خاص به تحلیل موارد موفق هم‌افزایی در مدل‌سازی ریسک پرداخته شد تا نشان داده شود که چگونه این ترکیب می‌تواند نتایج بهتری در مدیریت و پیش‌بینی ریسک مالی فراهم کند.

برای اطمینان از دقت تحلیل‌ها و انتخاب منابع معتبر، مقالاتی که در نشریات معتبر علمی و با فرایند داوری همتا منتشر شده‌اند، در اولویت قرار گرفتند. از ابزارهایی نظیر نرم‌افزار EndNote برای مدیریت و سازمان‌دهی منابع استفاده شده است. به‌علاوه، برای تحلیل دقیق‌تر مقالات و ارائه یافته‌های منسجم، از تکنیک‌های کدگذاری مفهومی استفاده شد تا نقاط مشترک و هم‌افزای مطالعات شناسایی شوند.

در نهایت، این پژوهش از طریق مرور سیستماتیک و تحلیل مقالات مرتبط، به بررسی و مقایسه یافته‌های موجود در زمینه هم‌افزایی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک پرداخته و سعی دارد شکاف‌های پژوهشی را شناسایی کند. این رویکرد به پژوهشگر کمک می‌کند تا چارچوبی نظری برای مطالعات آینده فراهم کرده و راهکارهایی عملی برای بهبود روش‌های مدل‌سازی ریسک در حوزه مالی ارائه دهد.

ادبیات پژوهش

اقتصادسنجی مالی یکی از حوزه‌های مهم و کاربردی در تحلیل‌های مالی است که به طور گسترده در مدل‌سازی و پیش‌بینی ریسک‌های مالی به کار گرفته می‌شود. این حوزه، از ابزارهای آماری و ریاضی برای تحلیل و ارزیابی روابط میان متغیرهای اقتصادی استفاده می‌کند. در طی سالیان، اقتصادسنجی مالی به ویژه در پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی و شناسایی روندهای آینده تأثیرگذار بوده است. به عنوان مثال، مطالعاتی که به بررسی نوسانات بازارهای سهام و ارتباط آن‌ها با شاخص‌های کلان اقتصادی پرداخته‌اند، از مدل‌های سری زمانی اقتصادسنجی مالی بهره برده‌اند [10]. این مدل‌ها اغلب شامل مدل‌های VAR و GARCH هستند که برای تحلیل پویایی‌های بازارهای مالی و بررسی نوسانات قیمت

دارایی‌ها استفاده می‌شوند. از این طریق، پژوهشگران توانسته‌اند به پیش‌بینی دقیق‌تری از نوسانات بازار دست یابند و ابزارهای کارآمدتری برای مدیریت ریسک مالی توسعه دهند [1].

در کنار پیشرفت‌های صورت گرفته در حوزه اقتصادسنجی مالی، هوش محاسباتی به عنوان یک رویکرد نوین در تحلیل داده‌های مالی و مدل‌سازی ریسک مورد توجه قرار گرفته است. هوش محاسباتی شامل روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی، یادگیری ماشین، الگوریتم‌های ژنتیک، و یادگیری عمیق است که به‌طور گسترده‌ای در تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده کاربرد دارد [5]. یکی از ویژگی‌های کلیدی هوش محاسباتی این است که این روش‌ها قادر به تحلیل داده‌های نامنظم و غیرخطی هستند که در بسیاری از مواقع از طریق روش‌های اقتصادسنجی مالی سنتی قابل تحلیل نیستند. به‌عنوان مثال، استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی نشان داده است که این روش‌ها قادر به کشف الگوهای پنهان در داده‌ها و کاهش خطاهای پیش‌بینی هستند [2].

پژوهش‌های متعددی نشان داده‌اند که ترکیب این دو حوزه می‌تواند به بهبود دقت مدل‌سازی ریسک و پیش‌بینی‌های مالی منجر شود. به عنوان مثال، مطالعه‌ای که توسط Billio et al. (۲۰۱۲) انجام شد، به بررسی همبستگی میان نهادهای مالی و تأثیر آن بر ریسک سیستمی پرداخت. این مطالعه از ترکیب روش‌های اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی برای تحلیل داده‌ها استفاده کرده است و نتایج نشان داد که هم‌افزایی میان این دو حوزه می‌تواند به بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی و شناسایی ریسک‌های سیستمیک کمک کند. این موضوع به‌ویژه در بحران‌های مالی که نوسانات غیرقابل پیش‌بینی و غیرخطی در بازارهای مالی رخ می‌دهد، اهمیت بسیاری دارد [7].

یکی از نقاط قوت اقتصادسنجی مالی، توانایی آن در مدل‌سازی روابط علّی میان متغیرهای مختلف و تحلیل همبستگی‌های میان آن‌ها است. این مدل‌ها اغلب از داده‌های سری زمانی برای تحلیل و پیش‌بینی نوسانات استفاده می‌کنند. مدل‌های VAR و GARCH از جمله پرکاربردترین مدل‌ها در این زمینه هستند که توانسته‌اند به‌طور موثری نوسانات بازارهای مالی را تحلیل کنند و به پیش‌بینی‌های دقیقی دست یابند [3, 4]. با این حال، یکی از نقاط ضعف اصلی این مدل‌ها، ناتوانی آن‌ها در تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده است. این مدل‌ها اغلب فرض می‌کنند که روابط میان متغیرها خطی هستند و نمی‌توانند به‌درستی الگوهای پیچیده‌تر موجود در داده‌ها را شناسایی کنند [13].

در مقابل، هوش محاسباتی به دلیل توانایی در تحلیل داده‌های غیرخطی و نامنظم، در مواجهه با چالش‌های مربوط به پیش‌بینی ریسک‌های مالی کارآمدتر عمل می‌کند. روش‌های هوش محاسباتی، به‌ویژه شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق، توانسته‌اند با استفاده از داده‌های تاریخی و کشف الگوهای پنهان در آن‌ها، پیش‌بینی‌های دقیقی از نوسانات بازارهای مالی ارائه دهند [6]. به‌عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط Baldovin et al. (۲۰۱۵) انجام شد، نشان داده شد که استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی قیمت اختیار معاملات در بازارهای مالی به دقت بالاتری نسبت به مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی منجر می‌شود. این مطالعه بر اهمیت استفاده از روش‌های غیرخطی و پویا در پیش‌بینی‌های مالی تأکید دارد و نشان می‌دهد که ترکیب این روش‌ها با مدل‌های اقتصادسنجی مالی می‌تواند بهبودهای قابل‌توجهی در دقت پیش‌بینی‌ها ایجاد کند [14].

با وجود این، یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از روش‌های هوش محاسباتی، نیاز به حجم عظیمی از داده‌ها و زمان محاسباتی بالاست. این موضوع می‌تواند در برخی موارد به محدودیت‌هایی در کاربرد عملی این روش‌ها منجر شود. علاوه بر این، بسیاری از مدل‌های هوش محاسباتی همچنان به صورت "جعبه سیاه" عمل می‌کنند و تفسیر نتایج آن‌ها برای پژوهشگران و تصمیم‌گیران دشوار است [8]. در مقابل، مدل‌های اقتصادسنجی مالی معمولاً شفاف‌تر هستند و تفسیر نتایج آن‌ها برای تحلیلگران مالی آسان‌تر است. با این حال، ترکیب این دو حوزه می‌تواند به پژوهشگران و مدیران مالی کمک کند تا از نقاط قوت هر دو رویکرد بهره‌مند شوند و به مدل‌های پیش‌بینی دقیق‌تر و قابل تفسیرتری دست یابند.

در نتیجه، هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به‌ویژه در مدل‌سازی ریسک‌های مالی، مزایای قابل‌توجهی را به همراه دارد. استفاده از روش‌های هوش محاسباتی در کنار مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و شناسایی بهتر ریسک‌های سیستمیک منجر شود [15]. همچنین، این ترکیب می‌تواند به پژوهشگران کمک کند تا شکاف‌های موجود در مدل‌های فعلی را شناسایی کرده و ابزارهای جدیدتری برای مدیریت ریسک‌های مالی ارائه دهند.

پژوهش‌های آینده می‌توانند بر توسعه مدل‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی متمرکز شوند و کاربردهای عملی این هم‌افزایی را در حوزه‌های مختلف مالی بررسی کنند. به‌عنوان مثال، توسعه مدل‌های جدیدی که از قابلیت‌های هر دو حوزه استفاده می‌کنند، می‌تواند به بهبود مدیریت ریسک و پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی منجر شود [16]. این مدل‌ها می‌توانند به سرمایه‌گذاران و مدیران مالی در تصمیم‌گیری‌های بهینه و کاهش ریسک‌های مالی کمک کنند و نتایج عملی موثرتری را به همراه داشته باشند.

یافته‌ها

تحلیل نتایج به‌دست آمده از مدل‌های اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک نشان می‌دهد که هر یک از این دو رویکرد دارای نقاط قوت و ضعف خاص خود هستند. مدل‌های اقتصادسنجی مالی به‌ویژه در تحلیل سری‌های زمانی مالی و پیش‌بینی نوسانات بازارها توانمندی بالایی دارند. این مدل‌ها با استفاده از داده‌های تاریخی و روابط علّی میان متغیرها، می‌توانند نوسانات بازار و ریسک‌های مرتبط با آن را تحلیل کنند. به‌عنوان مثال، مدل‌های GARCH و VAR از جمله پرکاربردترین مدل‌های اقتصادسنجی مالی هستند که در تحلیل نوسانات بازارهای مالی و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک (VaR) به‌طور گسترده استفاده شده‌اند [3, 4]. این مدل‌ها می‌توانند روندهای بلندمدت بازارهای مالی را شناسایی کنند و برای مدیران مالی ابزارهای موثری برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک فراهم آورند.

با این حال، یکی از نقاط ضعف مدل‌های اقتصادسنجی مالی این است که آن‌ها به‌طور عمده فرض می‌کنند که روابط میان متغیرها خطی هستند و نمی‌توانند به‌خوبی الگوهای غیرخطی و پیچیده را تحلیل کنند. این موضوع به‌ویژه در شرایطی که نوسانات بازارهای مالی به‌طور ناگهانی و شدید تغییر می‌کند، موجب کاهش دقت پیش‌بینی‌های این مدل‌ها می‌شود [10]. به‌عنوان مثال، در بحران‌های مالی جهانی مانند بحران مالی سال ۲۰۰۸، مدل‌های اقتصادسنجی مالی به‌خوبی نتوانستند ریسک‌های سیستمیک و شوک‌های مالی را پیش‌بینی کنند. این امر نشان داد که در شرایط پیچیده و غیرقابل پیش‌بینی، مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی ممکن است ناتوان باشند.

در مقابل، هوش محاسباتی به دلیل توانایی در تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده، در این زمینه بسیار کارآمدتر عمل می‌کند. روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند الگوهای پنهان در داده‌ها را شناسایی کنند و به پیش‌بینی دقیق‌تری از نوسانات بازارهای مالی دست یابند [2]. به‌عنوان مثال، شبکه‌های عصبی به دلیل قابلیت یادگیری و تطبیق با داده‌های پیچیده، می‌توانند نوسانات بازار را با دقت بیشتری پیش‌بینی کنند و در شناسایی ریسک‌های مالی غیرخطی مؤثرتر عمل کنند. مطالعه‌ای که توسط Jia & Yang (۲۰۲۱) انجام شد، نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی شاخص‌های مالی به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها منجر می‌شود و این روش‌ها توانایی بیشتری در شناسایی الگوهای ناپیوسته و تغییرات شدید بازار دارند [5].

تحلیل و مقایسه نتایج این دو رویکرد نشان می‌دهد که ترکیب اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی می‌تواند به بهبود دقت مدل‌سازی ریسک کمک کند. به عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط Baldovin et al. (۲۰۱۵) انجام شد، نشان داده شد که استفاده از مدل‌های ترکیبی اقتصادسنجی و هوش محاسباتی در تحلیل قیمت اختیار معاملات به دقت بالاتری نسبت به استفاده از هر یک از این روش‌ها به‌تنهایی منجر می‌شود. این مطالعه به‌ویژه بر اهمیت استفاده از روش‌های غیرخطی و پویا در پیش‌بینی‌های مالی تأکید دارد و نشان می‌دهد که ترکیب این دو رویکرد می‌تواند بهبودهای قابل‌توجهی در پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی ایجاد کند [14].

یکی از یافته‌های کلیدی این تحقیق، آن است که روش‌های هوش محاسباتی می‌توانند ضعف‌های مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی را جبران کنند. به‌طور خاص، در شرایطی که داده‌ها غیرخطی و پیچیده هستند و روابط میان متغیرها به سادگی قابل تفسیر نیستند، هوش محاسباتی می‌تواند به‌طور مؤثری به تحلیل داده‌ها و شناسایی الگوهای پنهان کمک کند [6]. از سوی دیگر، مدل‌های اقتصادسنجی مالی به دلیل شفافیت و سادگی در تفسیر، همچنان در بسیاری از موارد کاربردی هستند و می‌توانند در تحلیل روابط علّی میان متغیرها به‌خوبی عمل کنند. به این ترتیب، استفاده از هر دو روش به‌طور هم‌زمان می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و کاهش خطاهای مدل‌های مالی منجر شود.

یکی دیگر از یافته‌های مهم این تحقیق، آن است که روش‌های هوش محاسباتی نیازمند داده‌های بزرگ و پیچیده هستند. اگرچه این روش‌ها در تحلیل داده‌های پیچیده کارآمدتر هستند، اما به دلیل نیاز به حجم عظیمی از داده‌ها و زمان محاسباتی بالا، ممکن است در برخی موارد با چالش‌هایی مواجه شوند [8]. این موضوع می‌تواند در کاربردهای عملی محدودیت‌هایی ایجاد کند. با این حال، با توجه به پیشرفت‌های تکنولوژیکی در زمینه پردازش داده‌ها و افزایش دسترسی به داده‌های مالی، این چالش‌ها در حال کاهش هستند و انتظار می‌رود که در آینده کاربردهای هوش محاسباتی در مدل‌سازی ریسک مالی گسترش یابد.

در نهایت، نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که ترکیب اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی می‌تواند به‌طور مؤثری به بهبود مدیریت ریسک‌های مالی کمک کند. استفاده از این دو روش به‌طور هم‌زمان می‌تواند به شناسایی دقیق‌تر ریسک‌های سیستمیک، بهبود پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی، و ارائه ابزارهای مؤثرتری برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک مالی منجر شود [7]. این ترکیب می‌تواند به‌ویژه در شرایط بحرانی و ناپایدار بازارهای مالی که نوسانات غیرقابل پیش‌بینی و شدیدی وجود دارند، مؤثر باشد و به کاهش ریسک‌ها و افزایش کارایی سیستم‌های مالی کمک کند.

اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی دو حوزه‌ای هستند که به‌صورت مستقل به تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی می‌پردازند، اما در سال‌های اخیر، بسیاری از پژوهشگران به این نتیجه رسیده‌اند که ترکیب این دو می‌تواند به دستاوردهای قابل‌توجهی منجر شود. نقاط هم‌افزای اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی عمدتاً در توانایی هر یک از این دو رویکرد در تحلیل داده‌های پیچیده و مدل‌سازی روابط میان متغیرهای مالی نهفته است. اقتصادسنجی مالی با استفاده از مدل‌های آماری و ریاضیاتی به بررسی و پیش‌بینی نوسانات مالی می‌پردازد و در این راستا توانسته است الگوهای معناداری را در داده‌های سری زمانی مالی کشف کند [3, 4]. از سوی دیگر، هوش محاسباتی، به‌ویژه با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، قادر است داده‌های غیرخطی و پیچیده را تحلیل کند و به شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های مالی بپردازد [5].

یکی از نقاط هم‌افزای کلیدی میان این دو حوزه در قابلیت‌های ترکیبی آن‌ها برای تحلیل داده‌های بزرگ و پیش‌بینی نوسانات ناگهانی و پیچیده بازارهای مالی است. در حالی که مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی قادر به شناسایی روابط علّی میان متغیرهای اقتصادی و مالی هستند، این مدل‌ها به‌طور معمول در مواجهه با داده‌های غیرخطی و نامنظم دچار محدودیت می‌شوند. اینجاست که هوش محاسباتی می‌تواند با تحلیل الگوهای پیچیده‌تر و کشف روابط پنهان در داده‌ها، عملکرد مدل‌های اقتصادسنجی را تکمیل کند [2]. برای مثال، مدل‌های شبکه‌های عصبی توانسته‌اند الگوهای پنهانی را در داده‌های مالی کشف کنند که مدل‌های سنتی قادر به شناسایی آن‌ها نبوده‌اند. این امر به‌ویژه در شرایطی که بازارهای مالی با نوسانات غیرقابل پیش‌بینی و شدید مواجه هستند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند [7].

همچنین، از دیگر نقاط هم‌افزا می‌توان به توانایی ترکیب مدل‌های پیش‌بینی اقتصادسنجی با روش‌های بهینه‌سازی هوش محاسباتی اشاره کرد. در این راستا، مدل‌های ترکیبی به پژوهشگران این امکان را می‌دهند که از دقت و قابلیت تحلیل مدل‌های اقتصادسنجی در کنار توانایی یادگیری و انطباق هوش محاسباتی بهره‌مند شوند. به عنوان مثال، در پژوهش‌هایی که به بررسی مدل‌های قیمت‌گذاری اختیار معاملات پرداخته‌اند، استفاده از روش‌های ترکیبی منجر به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها شده است [14]. این امر نشان می‌دهد که استفاده هم‌زمان از روش‌های سنتی اقتصادسنجی و هوش محاسباتی می‌تواند به کاهش خطاهای پیش‌بینی و بهبود دقت مدل‌سازی در شرایط پیچیده مالی منجر شود.

کاربرد موفق هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی را می‌توان در مدل‌سازی ریسک و پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی مشاهده کرد. یکی از نمونه‌های برجسته این هم‌افزایی، استفاده از مدل‌های ترکیبی برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک (VaR) است. ارزش در معرض ریسک یک معیار کلیدی برای اندازه‌گیری ریسک در بازارهای مالی است که نشان می‌دهد چقدر سرمایه در معرض زیان‌های بالقوه قرار دارد. مدل‌های اقتصادسنجی مانند GARCH برای محاسبه VaR بسیار مفید بوده‌اند، اما این مدل‌ها اغلب در مواجهه با داده‌های پیچیده و نوسانات ناگهانی بازار ناکارآمد می‌شوند [3, 4]. در این راستا، پژوهشگران با ترکیب روش‌های هوش محاسباتی مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، توانسته‌اند مدل‌هایی را توسعه دهند که دقت بیشتری در پیش‌بینی VaR دارند و به‌طور هم‌زمان می‌توانند الگوهای پنهان در داده‌ها را شناسایی کنند [6].

نمونه دیگر از کاربردهای موفق این هم‌افزایی در حوزه مالی، در تحلیل و پیش‌بینی بحران‌های مالی مشاهده می‌شود. بحران‌های مالی معمولاً با نوسانات شدید و ناگهانی در بازارهای مالی همراه هستند و مدل‌های سنتی اقتصادسنجی قادر به پیش‌بینی دقیق این نوسانات نیستند. به‌عنوان مثال، بحران مالی سال ۲۰۰۸ که با کاهش شدید ارزش دارایی‌ها و بروز بحران‌های سیستمی در نهادهای مالی همراه بود، نشان داد که مدل‌های اقتصادسنجی مالی به‌تنهایی نمی‌توانند این شوک‌های مالی را به‌درستی پیش‌بینی کنند [7]. در این راستا، پژوهشگران با استفاده از مدل‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی توانسته‌اند الگوهای پیچیده‌تری را در داده‌های مالی شناسایی کرده و به پیش‌بینی دقیق‌تری از بحران‌های مالی دست یابند. به‌عنوان مثال، مطالعه‌ای که توسط Baldovin et al. (۲۰۱۵) انجام شد، نشان داد که ترکیب این دو رویکرد می‌تواند به پیش‌بینی بهتر بحران‌های مالی و کاهش اثرات منفی آن‌ها بر اقتصاد جهانی کمک کند [14].

علاوه بر این، هم‌افزایی میان این دو حوزه در بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی قیمت دارایی‌ها نیز کاربرد دارد. قیمت دارایی‌ها در بازارهای مالی تحت تأثیر عوامل بسیاری قرار دارند و مدل‌سازی این تغییرات نیازمند تحلیل دقیق و جامع از داده‌های مالی است. مدل‌های اقتصادسنجی مالی توانسته‌اند با تحلیل روابط علّی میان متغیرها به پیش‌بینی‌های دقیقی از قیمت دارایی‌ها دست یابند، اما در بسیاری از موارد، این مدل‌ها نمی‌توانند الگوهای غیرخطی و پیچیده بازار را به‌درستی تحلیل کنند [5]. در این راستا، استفاده از هوش محاسباتی برای تحلیل داده‌های بزرگ و شناسایی الگوهای پیچیده می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها کمک کند. به‌عنوان مثال، شبکه‌های عصبی توانسته‌اند با استفاده از داده‌های تاریخی و کشف الگوهای پنهان در آن‌ها، به پیش‌بینی دقیق‌تری از قیمت دارایی‌ها دست یابند [2].

یکی دیگر از نمونه‌های کاربرد موفق این هم‌افزایی، در مدیریت پرتفوی و بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری است. در مدیریت پرتفوی، هدف اصلی کاهش ریسک و افزایش بازدهی است. مدل‌های اقتصادسنجی مالی با تحلیل داده‌های تاریخی و پیش‌بینی بازده دارایی‌ها می‌توانند به سرمایه‌گذاران کمک کنند تا تصمیمات بهتری در مورد ترکیب سبد سرمایه‌گذاری خود بگیرند [9]. با این حال، استفاده از هوش محاسباتی می‌تواند به بهینه‌سازی این تصمیمات کمک کند. به‌عنوان مثال، الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند به شناسایی بهترین ترکیب دارایی‌ها برای کاهش ریسک و افزایش بازدهی در سبد سرمایه‌گذاری کمک کنند. این الگوریتم‌ها با شبیه‌سازی فرایند تکامل طبیعی و جستجوی بهینه‌سازی در فضای راه‌حل‌ها، قادر به ارائه راهکارهای بهینه‌تری برای مدیریت پرتفوی هستند [2].

در مجموع، هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی توانسته است به بهبود مدل‌سازی ریسک و پیش‌بینی‌های مالی در حوزه‌های مختلف منجر شود. استفاده از روش‌های ترکیبی این دو حوزه به پژوهشگران و مدیران مالی این امکان را داده است که دقت پیش‌بینی‌ها را افزایش دهند و ریسک‌های مالی را بهتر مدیریت کنند. این هم‌افزایی به‌ویژه در شرایط بحرانی و ناپایدار بازارهای مالی که نیازمند تحلیل دقیق و سریع داده‌های پیچیده است، اهمیت زیادی پیدا کرده است [14]. به‌طور کلی، توسعه مدل‌های ترکیبی و استفاده از توانمندی‌های هر دو حوزه می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی و مدیریت ریسک در بازارهای مالی جهانی کمک شایانی کند.

بحث و تحلیل

یافته‌های این تحقیق نشان می‌دهد که ترکیب اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به‌عنوان دو رویکرد مکمل می‌تواند به بهبود دقت مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی کمک کند. اقتصادسنجی مالی با تأکید بر تحلیل‌های آماری و مدل‌های ریاضیاتی، به‌ویژه در بررسی روابط علّی میان متغیرهای اقتصادی و مالی بسیار مفید است. این حوزه با استفاده از مدل‌های سری زمانی مانند GARCH و VAR توانسته است نوسانات مالی و ریسک‌های مرتبط با آن‌ها را به‌خوبی تحلیل کند [1]. با این حال، یکی از چالش‌های اصلی این مدل‌ها ناتوانی در تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده است. در مقابل، هوش محاسباتی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی، قادر است الگوهای پنهان و پیچیده را در داده‌های مالی شناسایی کند [2]. این دو رویکرد، هر یک با نقاط قوت و ضعف خود، می‌توانند با هم ترکیب شده و به رویکردی جامع‌تر و مؤثرتر در مدل‌سازی ریسک منجر شوند.

یکی از مزایای کلیدی ترکیب این دو حوزه در افزایش دقت پیش‌بینی‌های مالی نهفته است. مدل‌های اقتصادسنجی مالی، اگرچه به دلیل سادگی و شفافیت نتایج در بسیاری از موارد بسیار مفید هستند، اما در پیش‌بینی نوسانات شدید و ناگهانی بازارهای مالی ضعف‌هایی دارند. به‌عنوان مثال، مدل‌های GARCH و VAR، که به‌طور گسترده برای پیش‌بینی نوسانات مالی به کار می‌روند، معمولاً فرض می‌کنند که روابط میان متغیرها خطی هستند. این فرض ممکن است در بازارهای پیچیده و غیرقابل پیش‌بینی که نوسانات ناگهانی و شدید وجود دارند، نادرست باشد [7]. در اینجا، هوش محاسباتی با قابلیت تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده وارد عمل می‌شود و می‌تواند با استفاده از روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک به شناسایی الگوهای پنهان و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر کمک کند [5].

یکی دیگر از مزایای ترکیب اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی، توانایی آن‌ها در مدل‌سازی ریسک‌های سیستمیک و غیرقابل پیش‌بینی است. بحران مالی سال ۲۰۰۸ نشان داد که مدل‌های سنتی اقتصادسنجی به‌تنهایی قادر به شناسایی و پیش‌بینی ریسک‌های سیستمیک و شوک‌های مالی نیستند. این بحران منجر به افزایش علاقه به استفاده از روش‌های هوش محاسباتی برای تحلیل داده‌های پیچیده و شناسایی ریسک‌های سیستمیک شد [3, 4]. به‌عنوان مثال، مدل‌های ترکیبی که از هر دو رویکرد استفاده می‌کنند، نشان داده‌اند که می‌توانند به پیش‌بینی دقیق‌تری از نوسانات و بحران‌های مالی دست یابند. این مدل‌ها به‌ویژه در شرایط بحرانی و ناپایدار بازارهای مالی که نیاز به تحلیل سریع و دقیق داده‌های پیچیده دارند، بسیار کارآمدتر هستند.

با این حال، چالش‌های خاصی نیز در استفاده از ترکیب این دو رویکرد وجود دارد. یکی از چالش‌های اصلی استفاده از هوش محاسباتی، نیاز به حجم عظیمی از داده‌ها و زمان محاسباتی بالا است. اگرچه این روش‌ها در تحلیل داده‌های پیچیده بسیار کارآمد هستند، اما نیاز به داده‌های بزرگ و پردازش محاسباتی بالا می‌تواند محدودیت‌هایی در کاربرد عملی آن‌ها ایجاد کند [8]. علاوه بر این، بسیاری از الگوریتم‌های هوش محاسباتی همچنان به‌صورت "جعبه سیاه" عمل می‌کنند و تفسیر نتایج آن‌ها برای پژوهشگران و

تصمیم‌گیران مالی دشوار است. این موضوع می‌تواند در برخی موارد به کاهش اعتماد به این روش‌ها منجر شود، به‌ویژه در حوزه‌های مالی که شفافیت و تفسیرپذیری نتایج بسیار حائز اهمیت است.

با وجود این چالش‌ها، هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی توانسته است به بهبود مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی منجر شود. یکی از اثرات اصلی این هم‌افزایی، بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و کاهش خطاهای مدل‌سازی است. به‌عنوان مثال، در مطالعه‌ای که توسط Baldovin et al. (۲۰۱۵) انجام شد، استفاده از روش‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی برای پیش‌بینی قیمت اختیار معاملات منجر به دقت بالاتری نسبت به استفاده از هر یک از این روش‌ها به‌تنهایی شد. این مطالعه نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کنار مدل‌های اقتصادسنجی مالی می‌تواند به شناسایی بهتر الگوهای پیچیده و ناپیوسته در بازارهای مالی کمک کند [14].

علاوه بر این، ترکیب این دو رویکرد می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی نیز منجر شود. مدیران مالی و سرمایه‌گذاران همواره به دنبال ابزارهایی هستند که بتوانند ریسک‌های مالی را به‌درستی شناسایی و مدیریت کنند. مدل‌های ترکیبی که از نقاط قوت هر دو حوزه استفاده می‌کنند، می‌توانند ابزارهای بهتری برای مدیریت ریسک ارائه دهند. به‌عنوان مثال، در مدیریت پرتفوی، ترکیب مدل‌های اقتصادسنجی مالی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوش محاسباتی می‌تواند به بهبود ترکیب سبد سرمایه‌گذاری و کاهش ریسک‌های مرتبط با آن کمک کند [9]. این ترکیب به سرمایه‌گذاران این امکان را می‌دهد که بازدهی بالاتری در کنار کاهش ریسک داشته باشند و به‌طور هم‌زمان از ابزارهای تحلیلی قوی‌تری برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک خود استفاده کنند.

یکی دیگر از اثرات مثبت این هم‌افزایی، شناسایی ریسک‌های سیستمیک و کاهش اثرات منفی آن‌ها بر بازارهای مالی است. بحران‌های مالی نشان داده‌اند که ریسک‌های سیستمیک می‌توانند به سرعت به سایر بخش‌های اقتصاد گسترش یابند و اثرات مخربی بر اقتصاد جهانی داشته باشند. مدل‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی، به‌ویژه در شناسایی این ریسک‌های سیستمیک و پیش‌بینی اثرات آن‌ها، بسیار کارآمدتر عمل کرده‌اند [7]. به‌عنوان مثال، استفاده از شبکه‌های عصبی در کنار مدل‌های سری زمانی اقتصادسنجی توانسته است به شناسایی الگوهای پیچیده‌تر در داده‌های مالی کمک کند و به پیش‌بینی دقیق‌تری از شوک‌های مالی دست یابد.

با این وجود، یکی از چالش‌های اساسی در استفاده از این روش‌های ترکیبی، پیچیدگی محاسباتی و نیاز به تخصص‌های متنوع است. استفاده از مدل‌های ترکیبی نیازمند دانش عمیق در هر دو حوزه اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی است و ممکن است برای بسیاری از پژوهشگران و تحلیلگران مالی چالش‌برانگیز باشد. علاوه بر این، توسعه و اجرای این مدل‌ها نیازمند زیرساخت‌های محاسباتی قوی و دسترسی به داده‌های بزرگ است که ممکن است در برخی موارد محدودیت‌هایی ایجاد کند [15].

در مجموع، یافته‌ها و تحلیل‌های این تحقیق نشان می‌دهد که هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی به بهبود مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی کمک کند. این ترکیب به پژوهشگران و مدیران مالی این امکان را می‌دهد که از نقاط قوت هر دو حوزه بهره‌مند شوند و به دقت بالاتری در پیش‌بینی نوسانات بازار و شناسایی ریسک‌های مالی دست یابند. اگرچه چالش‌هایی نظیر پیچیدگی محاسباتی و نیاز به داده‌های بزرگ وجود دارد، اما با پیشرفت‌های تکنولوژیکی و افزایش دسترسی به داده‌ها، انتظار می‌رود که کاربرد این روش‌های ترکیبی در مدل‌سازی ریسک مالی گسترش یابد و به بهبود مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزه‌های مختلف مالی منجر شود [2].

نتیجه‌گیری

در این مقاله، تلاش شد تا با ترکیب دو حوزه اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی، به بررسی چگونگی هم‌افزایی این دو رویکرد در بهبود مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی پرداخته شود. یافته‌های این تحقیق نشان داد که هر یک از این دو حوزه، با توجه به نقاط قوت خاص خود، به‌طور مستقل مزایای فراوانی در تحلیل و پیش‌بینی‌های مالی دارند. اقتصادسنجی مالی، با تأکید بر تحلیل‌های آماری و ریاضیاتی، توانسته است در تحلیل داده‌های سری زمانی و بررسی روابط علّی میان متغیرهای اقتصادی موفق عمل کند. با استفاده از مدل‌هایی مانند GARCH و VAR، پژوهشگران توانسته‌اند به نتایج قابل‌اعتمادی در پیش‌بینی نوسانات بازار دست یابند [1]. از سوی دیگر، هوش محاسباتی با استفاده از روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک، قابلیت تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده را فراهم می‌کند و به‌ویژه در شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های مالی بسیار موفق بوده است [2].

یکی از نتایج اصلی این مقاله، تأکید بر هم‌افزایی این دو حوزه در مدل‌سازی ریسک است. یافته‌ها نشان داد که ترکیب این دو رویکرد می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌های مالی منجر شود. مدل‌های اقتصادسنجی مالی، اگرچه در تحلیل‌های آماری و ریاضیاتی دقیق هستند، اما در مواجهه با داده‌های پیچیده و غیرخطی دچار محدودیت‌هایی می‌شوند. در اینجا هوش محاسباتی با قابلیت‌های یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های بزرگ، می‌تواند این محدودیت‌ها را جبران کرده و به نتایج دقیق‌تری دست یابد [5]. به عنوان مثال، در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک (VaR)، استفاده از ترکیب روش‌های اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی نشان داده است که می‌توان دقت پیش‌بینی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش داد [6].

نتیجه‌گیری دیگر این مقاله، تأکید بر قابلیت‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی در پیش‌بینی بحران‌های مالی و شناسایی ریسک‌های سیستمیک است. بحران‌های مالی جهانی، نظیر بحران سال ۲۰۰۸، نشان دادند که مدل‌های سنتی اقتصادسنجی به‌تنهایی قادر به شناسایی و پیش‌بینی ریسک‌های سیستمیک و شوک‌های مالی نیستند. این بحران‌ها موجب شدند تا پژوهشگران به‌دنبال روش‌های جدیدتری برای تحلیل داده‌های پیچیده و پیش‌بینی شوک‌های مالی باشند [7]. ترکیب هوش محاسباتی با روش‌های اقتصادسنجی مالی، به‌ویژه در شرایط بحرانی، نشان داده است که می‌تواند به شناسایی دقیق‌تر ریسک‌های سیستمیک و پیش‌بینی بهتر نوسانات بازار کمک کند. به‌عنوان مثال، مدل‌های ترکیبی شبکه‌های عصبی و اقتصادسنجی مالی در پیش‌بینی بحران‌های مالی عملکرد بهتری از خود نشان داده‌اند [14].

با وجود مزایای فراوان این ترکیب، چالش‌هایی نیز در استفاده از آن وجود دارد. یکی از چالش‌های اصلی، نیاز به داده‌های بزرگ و پیچیدگی محاسباتی این روش‌هاست. هوش محاسباتی به‌ویژه در تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده کارآمد است، اما نیاز به دسترسی به داده‌های گسترده و زیرساخت‌های محاسباتی قوی دارد [8]. علاوه بر این، الگوریتم‌های هوش محاسباتی هنوز هم به‌عنوان "جعبه سیاه" شناخته می‌شوند و تفسیر نتایج آن‌ها برای بسیاری از پژوهشگران و مدیران مالی دشوار است. این موضوع می‌تواند اعتماد به این روش‌ها را در برخی موارد کاهش دهد، به‌ویژه در حوزه‌های مالی که شفافیت و قابلیت تفسیر نتایج از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

با توجه به این یافته‌ها، پیشنهاد می‌شود که تحقیقات آینده به بررسی راهکارهای بهینه‌تری برای ترکیب این دو رویکرد بپردازند. یکی از حوزه‌های پیشنهادی برای تحقیقات آینده، توسعه مدل‌های ترکیبی جدیدی است که بتواند نقاط قوت هر دو حوزه را به‌طور کامل‌تر به‌کار گیرد و از نقاط ضعف هر یک جلوگیری کند. به‌عنوان مثال، می‌توان از روش‌های جدیدتر هوش محاسباتی مانند یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی پیچشی برای بهبود دقت پیش‌بینی‌ها در کنار مدل‌های سنتی اقتصادسنجی مالی استفاده کرد [5]. همچنین، تحقیقات آینده می‌توانند به بررسی کاربردهای عملی این ترکیب در حوزه‌های مختلف مالی مانند مدیریت پرتفوی، پیش‌بینی نوسانات بازار، و مدیریت ریسک‌های سیستمیک بپردازند.

یکی دیگر از پیشنهادات برای تحقیقات آینده، توسعه ابزارهایی است که بتوانند به شفافیت و تفسیرپذیری نتایج هوش محاسباتی کمک کنند. یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از هوش محاسباتی، ناتوانی در تفسیر نتایج این الگوریتم‌هاست. توسعه الگوریتم‌های تفسیرپذیر که بتوانند نتایج به‌دست آمده را به زبان ساده‌تری برای مدیران و تصمیم‌گیران مالی توضیح دهند، می‌تواند به پذیرش بیشتر این روش‌ها در صنعت مالی منجر شود [8]. علاوه بر این، توسعه روش‌های جدید برای بهبود کارایی محاسباتی هوش محاسباتی و کاهش نیاز به داده‌های بزرگ نیز می‌تواند به گسترش کاربردهای عملی این روش‌ها در حوزه مالی کمک کند.

از نظر کاربردهای عملی، ترکیب این دو رویکرد می‌تواند به بهبود مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزه‌های مختلف مالی کمک کند. به‌عنوان مثال، در مدیریت پرتفوی، استفاده از مدل‌های ترکیبی اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری در مورد ترکیب سبد سرمایه‌گذاری و کاهش ریسک‌های مرتبط با آن کمک کند [9]. همچنین، در پیش‌بینی نوسانات بازار و شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های مالی، این ترکیب می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی دقت پیش‌بینی‌ها را افزایش دهد. به‌عنوان مثال، در بازارهای ناپایدار و بحران‌های مالی، استفاده از این روش‌های ترکیبی می‌تواند به شناسایی دقیق‌تر شوک‌های مالی و کاهش اثرات منفی آن‌ها بر بازارهای مالی کمک کند [7].

در مجموع، هم‌افزایی میان اقتصادسنجی مالی و هوش محاسباتی به‌طور قابل‌توجهی توانسته است به بهبود مدل‌سازی ریسک و تصمیم‌گیری‌های مالی کمک کند. اگرچه چالش‌هایی نظیر پیچیدگی محاسباتی و نیاز به داده‌های بزرگ وجود دارد، اما مزایای این ترکیب به‌ویژه در شرایط بحرانی و ناپایدار بازارهای مالی بسیار قابل توجه است. با توجه

به پیشرفت‌های تکنولوژیکی در زمینه پردازش داده‌ها و افزایش دسترسی به داده‌های بزرگ، انتظار می‌رود که استفاده از این روش‌های ترکیبی در آینده گسترش یابد و به بهبود مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزه مالی منجر شود [2].

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 منافعی 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

[1] M. Beine and B. Candelon, "Liberalisation and Stock Market Co-Movement Between Emerging Economies," *Quantitative Finance,* vol. 11, no. 2, pp. 299-312, 2011, doi: 10.1080/14697680903213815.
[2] M. Magris, M. Shabani, and A. Iosifidis, "Bayesian Bilinear Neural Network for Predicting the Mid-Price Dynamics in Limit-Order Book Markets," 2022, doi: 10.48550/arxiv.2203.03613.
[3] C.-L. Chang, J.-Á. Jiménez-Martín, E. Maasoumi, and T. Pérez-Amaral, "A Stochastic Dominance Approach to Financial Risk Management Strategies," *Journal of Econometrics,* vol. 187, no. 2, pp. 472-485, 2015, doi: 10.1016/j.jeconom.2015.02.032.
[4] C. L. Chang and M. McAleer, "Econometric Analysis of Financial Derivatives: An Overview," *Journal of Econometrics,* vol. 187, no. 2, pp. 403-407, 2015, doi: 10.1016/j.jeconom.2015.02.026.
[5] F. Jia and B. Yang, "Forecasting Volatility of Stock Index: Deep Learning Model With Likelihood-Based Loss Function," *Complexity,* vol. 2021, no. 1, 2021, doi: 10.1155/2021/5511802.
[6] C. Chaiboonsri and S. Wannapan, "Applying Quantum Mechanics for Extreme Value Prediction of VaR and ES in the ASEAN Stock Exchange," *Economies,* vol. 9, no. 1, p. 13, 2021, doi: 10.3390/economies9010013.
[7] M. Billio, M. Getmansky, A. W. Lo, and L. Pelizzon, "Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors," *Journal of Financial Economics,* vol. 104, no. 3, pp. 535-559, 2012, doi: 10.1016/j.jfineco.2011.12.010.
[8] A. G. F. Hoepner, D. G. McMillan, A. Vivian, and C. W. Simen, "Significance, Relevance and Explainability in the Machine Learning Age: An Econometrics and Financial Data Science Perspective," *European Journal of Finance,* vol. 27, no. 1-2, pp. 1-7, 2020, doi: 10.1080/1351847x.2020.1847725.
[9] S. Chen, L. Guo, and Q. Qiang, "Spatial Spillovers of Financial Risk and Their Dynamic Evolution: Evidence From Listed Financial Institutions in China," *Entropy,* vol. 24, no. 11, p. 1549, 2022, doi: 10.3390/e24111549.
[10] D. F. Ahelegbey, "The Econometrics of Bayesian Graphical Models: A Review With Financial Application," *The Journal of Network Theory in Finance,* vol. 2, no. 2, pp. 1-33, 2016, doi: 10.21314/jntf.2016.016.
[11] N. T. Hobbs and M. B. Hooten, "7. Markov Chain Monte Carlo," pp. 145-180, 2015, doi: 10.1515/9781400866557-009.
[12] L. Catania and A. G. Billé, "Dynamic Spatial Autoregressive Models With Autoregressive and Heteroskedastic Disturbances," *Journal of Applied Econometrics,* vol. 32, no. 6, pp. 1178-1196, 2017, doi: 10.1002/jae.2565.

[13] L. E. Calvet, M. Fearnley, A. J. Fisher, and M. Leippold, "What Is Beneath the Surface? Option Pricing With Multifrequency Latent States," *Journal of Econometrics,* vol. 187, no. 2, pp. 498-511, 2015, doi: 10.1016/j.jeconom.2015.02.034.

[14] F. Baldovin, M. Caporin, M. Caraglio, A. L. Stella, and M. Zamparo, "Option Pricing With Non-Gaussian Scaling and Infinite-State Switching Volatility," *Journal of Econometrics,* vol. 187, no. 2, pp. 486-497, 2015, doi: 10.1016/j.jeconom.2015.02.033.

[15] A. Eder and S. Keiler, "CDS Spreads and Contagion Amongst Systemically Important Financial Institutions – A Spatial Econometric Approach," *International Journal of Finance & Economics,* vol. 20, no. 4, pp. 291-309, 2015, doi: 10.1002/ijfe.1516.

[16] M. Dungey, M. Kangogo, and V. Volkov, "Dynamic Effects of Network Exposure on Equity Markets," *Eurasian Economic Review,* vol. 12, no. 4, pp. 569-629, 2022, doi: 10.1007/s40822-022-00210-y.