

Designing a Composite Comprehensive Stress Index for the Tehran Stock Exchange Using a Machine Learning Approach

1. Elham Babaheidarian¹: Department of Financial Management, CT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

2. Farhad Hanifi^{2*}: Department of Financial Management, CT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: hanifi_farhad@yahoo.com (Corresponding Author)

3. Mirfiz Fallah Shams³: Department of Financial Management, CT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

Article history



Received: 08 June 2025

Revised: 27 September 2025

Accepted: 05 October 2025

Published: 22 May 2026

Abstract:

This study aimed to design and validate a comprehensive index to monitor systemic risk and market-wide stress in the Tehran Stock Exchange using advanced econometric models and machine learning algorithms. Daily time-series data of selected Tehran Stock Exchange indices from 2014 to 2024 were analyzed. Logarithmic returns were calculated, and the DCC-MGARCH model was applied to estimate the dynamic conditional correlation matrix and systemic risk metrics such as ΔCoVaR . To determine feature importance and optimal weighting of indices, three supervised learning algorithms (support vector regression, artificial neural networks, and random forest) were compared, with random forest selected due to superior predictive accuracy. The composite stress index was then constructed and validated using time stability analysis, stress (shock) testing, and logistic regression forecasting. The results revealed that automobile, real estate, paper products, and metal products sectors carried the highest systemic risk, while computer, coal, and textiles showed the lowest. The comprehensive stress index provided reliable early warning signals during market turbulence and achieved strong predictive performance, with an AUC of 0.801 and an accuracy of 89.9% in logistic regression analysis for shock detection. The developed composite stress index is a robust and dynamic tool for identifying vulnerability points and forecasting systemic crises in the Tehran Stock Exchange. It offers significant practical value for policymakers, market analysts, and regulatory authorities to strengthen market resilience and implement proactive risk management strategies. Incorporating macroeconomic variables and extending the historical dataset could further enhance its accuracy and generalizability.

Keywords: Systemic risk, financial contagion, comprehensive stress index, DCC-MGARCH, random forest algorithm

Citation: Babaheidarian, E., Hanifi, F., & Fallah Shams, M. (2026). Designing a Composite Comprehensive Stress Index for the Tehran Stock Exchange Using a Machine Learning Approach. *Accounting, Finance and Computational Intelligence*, 4(1), 1-28.



Copyright: © 2026 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

Systemic risk has emerged as one of the most pressing concerns for financial stability and market resilience in the past two decades. Global crises, including the 2008 financial meltdown and the COVID-19 pandemic, revealed how quickly local disturbances can spread through interconnected networks of institutions and markets, undermining investor confidence and economic growth (Flavin & Lagoa-Varela, 2020; Tedeschi et al., 2020). Unlike idiosyncratic risks, which are isolated to individual firms or sectors, systemic risk represents the possibility of widespread breakdowns in the financial system due to the high degree of interconnectedness and contagion among market participants (Gai & Kapadia, 2019; Martins, 2020). Consequently, the development of robust frameworks for early warning and stress detection is critical for policymakers, regulators, and market participants.

A key manifestation of systemic risk is financial contagion, defined as the rapid transmission of shocks across markets and institutions via direct exposures, network dependencies, and psychological channels (Boshkoska et al., 2024; Yarovaya et al., 2022). During COVID-19, for instance, asset co-movements and information spillovers intensified sharply, challenging traditional static correlation models (Akhtaruzzaman et al., 2021). This experience underlined the need to move beyond linear and time-invariant measures toward dynamic and network-oriented approaches (So et al., 2024). Bayesian latent space network models and counterparty risk analysis have advanced understanding of contagion paths and vulnerable nodes in complex financial systems (So et al., 2024; Zhang & Hu, 2024).

Yet, capturing the multifaceted nature of systemic risk remains challenging. Traditional value-at-risk (VaR) and conditional value-at-risk (CoVaR) models provide useful risk quantification but struggle with nonlinear dependencies and time-varying volatilities (Liu et al., 2020). Enhancements such as Δ CoVaR improved systemic contribution measurement (Covi et al., 2019), but new frameworks are needed that integrate high-frequency market data, dynamic correlation, and adaptive weighting mechanisms. Econometric models like the Dynamic Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (DCC-GARCH) approach provide a more flexible means to measure evolving dependencies (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024).

Meanwhile, advances in machine learning offer complementary predictive and interpretive power. Ensemble algorithms and deep learning architectures can uncover hidden, nonlinear structures and provide enhanced early warning capabilities. These techniques have shown promise not only in finance but also in stress detection in human physiology (Diaz-Ramos et al., 2021; Ding et al., 2023) and in material science (Bhaduri et al., 2022; Shokrollahi et al., 2023). In financial risk, machine learning models have been successfully applied to identify systemic drivers in both traditional and FinTech institutions, providing interpretable and data-driven insights (Chen et al., 2024). Combining econometric rigor with the adaptive learning capabilities of artificial intelligence can result in robust systemic stress indicators (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024).

Emerging markets such as Iran present a unique context for systemic risk research. The Tehran Stock Exchange (TSE), while increasingly complex and integrated, is also vulnerable to behavioral and informational shocks due to the high presence of retail investors with relatively low financial literacy. Studies show that financial illiteracy contributes to portfolio fragility and amplifies systemic vulnerabilities, especially in volatile environments (Gao et al., 2025). Despite the TSE's growth and

modernization, most local studies have focused on micro-level risk or have applied static risk models, leaving a gap in developing a comprehensive and dynamic stress index tailored to its market structure (Dastkhan, 2020).

This research addresses that gap by designing a Composite Comprehensive Stress Index (CCSI) for the Tehran Stock Exchange. The index integrates dynamic econometric models (DCC-GARCH), systemic risk contribution measures (ΔCoVaR), and advanced machine learning algorithms to capture nonlinear interactions and evolving market fragilities. By doing so, it aims to deliver an early warning system capable of supporting regulatory oversight, risk management, and market resilience.

Methods and Materials

Daily time-series data from selected Tehran Stock Exchange sector indices covering a ten-year period (2014–2024) were analyzed. Logarithmic returns were calculated to stabilize variance and remove scale effects. A multivariate DCC-GARCH model was first employed to estimate time-varying conditional covariances and dynamic correlations between sectors. Using these outputs, ΔCoVaR was calculated to quantify the systemic risk contribution of each sector to the overall market stress.

Next, feature selection and variable importance were conducted using supervised machine learning algorithms. Three models — support vector regression (SVR), artificial neural networks (ANN), and random forest (RF) — were compared to determine the most accurate approach for weighting sectoral risk contributions and integrating them into a single composite index. The RF algorithm was selected based on superior out-of-sample predictive performance.

The resulting Composite Comprehensive Stress Index (CCSI) was then validated through multiple approaches. Time stability tests assessed the index's ability to adapt across different market conditions, while stress scenario analyses evaluated responses under hypothetical and historical shock events. Predictive power was tested using logistic regression to examine whether the index could anticipate crisis episodes and heightened volatility periods.

Findings

The analysis revealed substantial heterogeneity in systemic risk contributions across sectors. Automotive, real estate and construction, paper products, and metal products emerged as the most critical risk transmitters in the Tehran Stock Exchange, exhibiting the highest ΔCoVaR values and strongest time-varying correlations with other sectors. In contrast, sectors such as computer technology, coal, and textiles demonstrated relatively low systemic impact and weak contagion potential.

The proposed Composite Comprehensive Stress Index (CCSI) effectively tracked periods of market turbulence, providing early warning signals ahead of major downturns, including the intense volatility episode observed in 2020–2021. The CCSI demonstrated strong predictive capacity with an Area Under the Curve (AUC) of 0.801 and overall classification accuracy of 89.9% in logistic regression forecasting of market stress episodes.

Comparative evaluation of machine learning models confirmed that the random forest approach outperformed ANN and SVR in weighting systemic risk indicators and producing a stable and interpretable composite measure. Time stability analysis showed that the CCSI maintained robust performance across both expansionary and contractionary phases of the market, while stress testing confirmed resilience under simulated positive and negative shock scenarios.

Discussion and Conclusion

The results underscore the value of combining advanced econometric modeling with machine learning to monitor systemic risk in complex and evolving markets. Identifying the automotive, construction, and industrial goods sectors as key systemic transmitters aligns with network-based theories of contagion, which emphasize that highly connected and liquid sectors act as critical nodes for shock propagation (Gai & Kapadia, 2019; Zhang & Hu, 2024). These findings also support prior research

on the Tehran market, where large sectors with significant retail participation and leveraged trading have been shown to intensify market-wide risk (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024).

The predictive strength of the CCSI confirms that integrating DCC-GARCH and ΔCoVaR with ensemble learning models yields early warning tools superior to traditional static indicators. This outcome is consistent with studies showing that machine learning can improve risk assessment by capturing nonlinear dependencies and complex dynamic interactions (Chen et al., 2024; Diaz-Ramos et al., 2021; Ding et al., 2023). Moreover, the robustness of the index under both positive and negative shocks supports calls for more adaptive, data-driven systemic risk measures (So et al., 2024; Tedeschi et al., 2020).

Another significant insight is the implicit role of financial literacy in systemic vulnerability. As (Gao et al., 2025) highlighted, low investor sophistication can amplify contagion effects through herding and speculative trading. The prominence of sectors like automotive and construction — popular among retail investors — reflects how behavioral dynamics contribute to systemic fragility. Addressing such vulnerabilities may require coupling quantitative stress monitoring with investor education and macroprudential interventions.

In a broader context, this study demonstrates the importance of tailoring systemic risk measurement to the structural and behavioral characteristics of emerging markets. While global frameworks provide theoretical guidance, local market structures, trading patterns, and data limitations necessitate context-specific adaptation (Dastkhan, 2020; Martins, 2020). The CCSI advances this localization by combining proven international methodologies with data and modeling suited to the Tehran Stock Exchange.

Practically, the CCSI offers regulators and market authorities a real-time tool to detect vulnerability clusters and intervene preemptively to stabilize the market. Portfolio managers and institutional investors can also integrate the index into strategic asset allocation and hedging decisions to manage exposure during systemic stress.

In conclusion, this research contributes both theoretically and practically to systemic risk management in emerging markets. By integrating dynamic econometric models and machine learning, the Composite Comprehensive Stress Index provides a sophisticated, adaptive, and context-aware measure of market fragility. Its successful application in the Tehran Stock Exchange highlights its potential to support regulatory oversight, enhance financial stability, and guide risk-informed investment strategies. Future work could expand the model by including macroeconomic and global risk indicators, experimenting with deep learning architectures, and conducting cross-market comparisons to strengthen generalizability and resilience across different financial systems.

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 شاخص ترکیبی استرس فراگیر برای بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد یادگیری ماشین



تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۸ خرداد ۱۴۰۴

تاریخ بازنگری: ۵ مهر ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۳ مهر ۱۴۰۴

تاریخ انتشار: ۱ خرداد ۱۴۰۵

۱. الهام باباحیدریان^{ID}: گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲. فرهاد حنیفی^{ID*}: گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. ایمیل: hanifi_farhad@yahoo.com (نویسنده مسئول)

۳. میرفیض فلاح شمس^{ID}: گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

چکیده

هدف این پژوهش طراحی و اعتبارسنجی شاخصی جامع برای پایش استرس فراگیر و ریسک سیستمی در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های پیشرفته آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. این مطالعه از داده‌های روزانه شاخص‌های منتخب بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۳ استفاده کرده است. ابتدا بازدهی لگاریتمی محاسبه شد و با مدل DCC-MGARCH ماتریس همبستگی شرطی و شاخص‌های ریسک سیستمی از جمله ΔCoVaR استخراج گردید. سپس برای تعیین اهمیت و وزن‌دهی شاخص‌ها سه الگوریتم یادگیری ماشین (بردار پشتیبان رگرسیونی، شبکه عصبی و جنگل تصادفی) مقایسه شد و مدل جنگل تصادفی به دلیل دقت بالاتر انتخاب گردید. نهایتاً شاخص ترکیبی استرس فراگیر طراحی و از طریق آزمون‌های پایداری زمانی، تحلیل استرس (شوگ) و مدل رگرسیون لجستیک اعتبارسنجی شد. نتایج نشان داد شاخص‌های خودرو، انبوه‌سازی، محصولات کاغذی و محصولات فلزی بیشترین ریسک سیستمی و شاخص‌های رایانه، ذغال سنگ و منسوجات کمترین ریسک سیستمی را دارند. شاخص استرس فراگیر توانست سیگنال‌های هشدار زودهنگام در دوره‌های پرتنش بازار ارائه دهد و در آزمون رگرسیون لجستیک با AUC معادل ۰.۸۰۱ و دقت ۸۹.۹٪ توانایی خوبی در پیش‌بینی شوک‌های بازار داشت. شاخص استرس فراگیر طراحی شده ابزاری کارآمد برای شناسایی نقاط آسیب‌پذیری و پیش‌بینی بحران در بورس تهران است و می‌تواند به تحلیلگران، سیاست‌گذاران و نهادهای نظارتی در مدیریت ریسک‌های سیستمی و افزایش تاب‌آوری بازار کمک کند. توسعه بیشتر این شاخص با لحاظ داده‌های کلان اقتصادی و بازه‌های زمانی طولانی‌تر پیشنهاد می‌شود.

کلیدواژه‌گان: ریسک سیستمی، سرایت مالی، شاخص استرس فراگیر، DCC-MGARCH، الگوریتم جنگل تصادفی

شبهه استناددهی: باباحیدریان، الهام، حنیفی، فرهاد، و فلاح شمس، میرفیض. (۱۴۰۵). طراحی شاخص ترکیبی استرس فراگیر برای بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد یادگیری ماشین. *حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی*، ۴(۱)، ۱-۲۸.



مقدمه

در دهه‌های اخیر، بازارهای مالی جهان با بحران‌های متوالی و گاه غیرقابل پیش‌بینی مواجه بوده‌اند که پایداری نظام‌های اقتصادی و اعتماد عمومی به بازار سرمایه را به‌طور جدی تهدید کرده‌اند. رخدادهایی مانند بحران مالی جهانی ۲۰۰۸، همه‌گیری کووید-۱۹ و پیامدهای اخیر نوسانات ژئوپلیتیکی نشان داده‌اند که ریسک‌های مالی دیگر محدود به نهادهای منفرد یا بخش‌های خاص نیستند، بلکه می‌توانند به سرعت در سطح کل سیستم انتشار یافته و ثبات بازارها را تضعیف کنند (Flavin & Lagoa-Varela, 2020; Tedeschi et al., 2020). در چنین بستری، مفهوم «ریسک سیستمی» به‌عنوان احتمال بروز اختلال گسترده در عملکرد بازارهای مالی و انتقال آن به سایر بخش‌های اقتصادی اهمیت محوری یافته است (Martins, 2020). ریسک سیستمی برخلاف ریسک‌های خرد، ماهیتی شبکه‌ای و درهم‌تنیده دارد و با وابستگی‌های متقابل میان نهادهای مالی تشدید می‌شود (Gai & Kapadia, 2019). به همین دلیل، توسعه چارچوب‌های تحلیلی و ابزارهای هشدار زودهنگام برای شناسایی و مدیریت این نوع ریسک بیش از هر زمان دیگری ضرورت دارد.

یکی از پدیده‌های مرتبط با ریسک سیستمی، «سرایت مالی» است که به فرآیند انتقال شوک‌ها از یک نهاد یا بازار به سایر بخش‌ها از طریق کانال‌های مستقیم و غیرمستقیم اشاره دارد (Boshkoska et al., 2024; Yarovaya et al., 2022). در بحران کووید-۱۹، مطالعات نشان دادند که همبستگی بازده دارایی‌ها به شکل چشمگیری افزایش یافته و شبکه‌های ارتباطی میان مؤسسات مالی کانال‌های اصلی انتقال استرس و تشدید شوک‌ها بوده‌اند (Akhtaruzzaman et al., 2021). این امر نشان داد که مدل‌های سنتی مبتنی بر همبستگی ایستا و خطی، توانایی کافی برای درک پویایی‌های سریع و غیرخطی بازارهای امروزی ندارند (So et al., 2024). از این‌رو، استفاده از مدل‌های شبکه‌ای و تحلیل ساختار وابستگی پویا به یکی از محورهای اصلی پژوهش‌های مالی تبدیل شده است. مدل‌های شبکه‌ای و بیزی فضای پنهان، به‌ویژه در سال‌های اخیر، ابزاری قدرتمند برای ترسیم الگوهای پیچیده سرایت و شناسایی گره‌های بحرانی ارائه کرده‌اند (So et al., 2024; Zhang & Hu, 2024).

با وجود پیشرفت‌های مفهومی، اندازه‌گیری کمی ریسک سیستمی همچنان چالشی اساسی است. رویکردهای سنتی مانند ارزش در معرض ریسک (VaR) و ارزش در معرض ریسک شرطی (CoVaR) اگرچه تصویر مفیدی از ریسک ارائه می‌دهند، اما در مدل‌سازی تعاملات غیرخطی و وابستگی‌های پویا محدود هستند (Liu et al., 2020). روش‌های توسعه‌یافته‌تر مانند ΔCoVaR تلاش کرده‌اند مشارکت یک نهاد در ریسک سیستمیک کل را محاسبه کنند (Covi et al., 2019)، اما همچنان نیاز به چارچوب‌هایی جامع‌تر که بتوانند چندین منبع ریسک و پویایی‌های شبکه‌ای را ترکیب کنند، احساس می‌شود. در همین راستا، استفاده از مدل‌های گارچ چندمتغیره، به‌ویژه رهیافت همبستگی شرطی پویا (DCC-GARCH)، امکان مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی و تغییرپذیر بین شاخص‌ها را فراهم کرده است (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024). این مدل‌ها با ترکیب ساختار واریانس-کوواریانس شرطی و پویایی همبستگی، زمینه‌ای مناسب برای تحلیل سربایت مالی و طراحی شاخص‌های هشداردهنده فراهم می‌کنند.

تحول دیگر، به‌کارگیری هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در تحلیل ریسک مالی است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی عمیق توانایی بالایی در کشف الگوهای غیرخطی و وابستگی‌های پنهان دارند و در حوزه‌های مختلف از جمله پیش‌بینی استرس در انسان (Ding et al., 2021; Diaz-Ramos et al., 2023) و مواد (Bhaduri et al., 2022; Shokrollahi et al., 2023) اثربخشی خود را نشان داده‌اند. در بازارهای مالی نیز این تکنیک‌ها با بهبود قدرت پیش‌بینی و تفسیر، مسیر تازه‌ای برای سنجش و مدیریت ریسک گشوده‌اند (Chen et al., 2024). ترکیب روش‌های کلاسیک مالی مانند DCC-GARCH و ΔCoVaR با الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند مدلی منعطف، دقیق و پویا ایجاد کند که همزمان از مزایای اقتصادسنجی و توان محاسباتی هوش مصنوعی بهره‌مند است (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024).

در بستر بازار سرمایه ایران و به‌ویژه بورس اوراق بهادار تهران، این نیاز بیش از پیش احساس می‌شود. مطالعات موجود اغلب به تحلیل ریسک‌های خرد یا استفاده از مدل‌های سنتی مانند VaR محدود شده‌اند و کمتر به توسعه شاخص‌های جامع استرس فراگیر پرداخته‌اند (Dastkhan, 2020). در حالی که وابستگی ساختاری و رفتار هم‌جهت بسیاری از صنایع بورسی در دوره‌های پرتنش، نشان می‌دهد شوک‌های محدود می‌توانند به سرعت به سایر بخش‌ها سرایت کنند و کل بازار را متلاطم سازند (Tedeschi et al., 2020). علاوه بر این، افزایش پیچیدگی ابزارهای مالی، رشد بازارهای دیجیتال و نفوذ سرمایه‌گذاران خرد با سطح سواد مالی محدود، ریسک سیستمیک را در سطح جدیدی تعریف کرده

است (Gao et al., 2025). پژوهش‌های اخیر تأکید کرده‌اند که بی‌سواد مالی و تصمیم‌گیری‌های غیرمنطقی سرمایه‌گذاران می‌تواند مانند یک محرک پنهان، شکنندگی بازار را افزایش دهد و بحران‌های فراگیر ایجاد کند (Gao et al., 2025).

از منظر نظری، رویکردهای جدید به‌ویژه مدل‌های شبکه‌ای و تحلیل ساختار وابستگی پویا، دیدگاهی چندبعدی نسبت به سرایت و شکنندگی مالی ارائه می‌دهند. برای مثال، (Zhang & Hu, 2024) نشان می‌دهند که ریسک طرف مقابل و تراکم روابط اعتباری چگونه می‌تواند شدت و سرعت انتشار شوک‌ها را افزایش دهد، در حالی که (So et al., 2024) با استفاده از مدل‌های بیزی فضای پنهان، امکان تحلیل دقیق‌تر تعاملات پویای نهادهای مالی را فراهم کرده‌اند. در سطح ابزارهای سنجش، استفاده از DCC-GARCH و ΔCoVaR نه تنها توانسته همبستگی‌های زمان‌متغیر را آشکار کند بلکه در شناسایی نهادهای اثرگذار بر ریسک کل سیستم نیز موفق بوده است (Fallah et al., 2024; Pourmansouri et al., 2024). در کنار این پیشرفت‌ها، هوش مصنوعی و یادگیری عمیق توانسته‌اند روش‌های سنتی شبیه‌سازی ریسک را ارتقا دهند و با کاهش وابستگی به فروض خطی، دقت پیش‌بینی را افزایش دهند (Chen et al., 2024; Shokrollahi et al., 2023).

در این چارچوب، طراحی شاخصی ترکیبی که بتواند هم‌زمان چندین جنبه از ریسک سیستمی را در خود جای دهد، یک نیاز علمی و عملی است. اهمیت چنین شاخصی فراتر از بعد دانشگاهی است و کاربردهای عملی گسترده‌ای دارد. نهادهای ناظر و سیاست‌گذاران می‌توانند از این شاخص برای شناسایی نقاط ضعف ساختاری و طراحی سیاست‌های پیشگیرانه بهره‌برداری کنند (Tedeschi et al., 2020). همچنین مدیران ریسک و سرمایه‌گذاران حرفه‌ای می‌توانند با پایش آن، استراتژی‌های پوشش ریسک و تخصیص بهینه دارایی‌ها را تدوین کنند (Martins, 2020). از سوی دیگر، توسعه این شاخص به ایجاد شفافیت بیشتر در بازار و افزایش اعتماد عمومی کمک می‌کند و می‌تواند بستر تصمیم‌گیری عقلایی‌تر را فراهم آورد، خصوصاً در شرایطی که سطح سواد مالی عمومی پایین و رفتارهای هیجانی در بازار پررنگ است (Gao et al., 2025). در نهایت، با توجه به تجربه بازار سرمایه ایران در سال‌های اخیر و وقوع دوره‌های پر نوسان و شوک‌های ناگهانی، نیاز به شاخصی جامع، پویا و مبتنی بر رویکردهای نوین کاملاً محسوس است. این پژوهش تلاش دارد با تلفیق مدل‌های اقتصادسنجی پیشرفته و قدرت یادگیری ماشین، ابزاری نوآورانه و قابل اتکا برای سنجش و مدیریت ریسک سیستمی ارائه دهد.

روش پژوهش و مواد

برای آماده‌سازی متغیرهای لازم جهت استفاده در مدل مربوط به آزمون فرضیه‌ها، از نرم‌افزار صفحه گسترده Excel استفاده شده است. ابتدا اطلاعات گردآوری شده در صفحات کاری ایجاد شده در محیط این نرم‌افزار وارد گردید و سپس محاسبه‌های لازم برای دستیابی به متغیرهای این پژوهش انجام شد. بعد از محاسبه کلیه متغیرهای لازم جهت استفاده در مدل‌های این پژوهش، این متغیرها در صفحات کاری واحدی ترکیب شدند تا به نرم‌افزار استفاده در تجزیه و تحلیل نهایی منتقل شوند. لازم به ذکر است تجزیه و تحلیل‌های صورت گرفته در این پژوهش در نرم افزار R ۴.۳.۱ انجام می‌شود. جامعه آماری و قلمرو داده‌های جمع آوری شده در پژوهش حاضر متشکل از سری زمانی روزانه برخی از شاخص‌های منتخب بورس اوراق بهادار تهران از تاریخ ۱۳۹۳-۰۹-۰۱ الی ۱۴۰۳-۰۹-۰۱ به مدت ده سال می‌باشند. پس از استخراج و یکسان سازی تاریخی داده‌ها بازدهی لگاریتمی هریک از طریق فرمول زیر محاسبه شده است:

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) * 100$$

از جدول (۱) متغیرهای تحقیق به همراه نمادشان معرفی شده است. (به منظور سهولت روند انجام پروژه در نرم افزار متغیرها را نماد گذاری نمودیم.)

جدول ۱. معرفی متغیرهای پژوهش

نام متغیر	نماد	نام متغیر	نماد
سرمایه گذاری ها	Investments	شاخص کل هم وزن	Total
رایانه	IT	زراعت	Agriculture
ماشین آلات	Machinery	بانک‌ها	Banks

باباحیدریان و همکاران

Base metals	فلزات اساسی	Metal ore	کانه فلزی
Bimeh	بیمه و بازنشستگی	Metal products	محصولات فلزی
Car	خودرو	Multi_Task	چند رشته‌ای صنعتی
Ceramic tiles	کاشی و سرامیک	Non-metallic minerals	کانی غیر فلزی
Chemical products	محصولات شیمیایی	Paper products	محصولات کاغذی
Coal	ذغال سنگ	Petroleum products	فرآورده‌های نفتی
Electrical_Devices	دستگاه‌های برقی	Pharmaceutical materials	مواد دارویی
Foods	غذایی به جز قند	Plastic	لاستیک
RealEstate	انبوه سازی	Cement	سیمان
Sugar	قند و شکر	Textiles	منسوجات

یافته‌ها

پس از محاسبه بازدهی لگاریتمی، آمار توصیفی متغیرها شامل میانگین، میانه، کمینه، بیشینه، انحراف معیار، ضریب چولگی و ضریب کشیدگی محاسبه شد. میانگین، شاخص اصلی مرکزیت داده‌ها و نقطه تعادل توزیع است. میانه، ۵۰ درصد داده‌ها را به دو بخش تقسیم می‌کند و در توزیع‌های غیرممتقارن کاربرد دارد. انحراف معیار، نشان‌دهنده پراکندگی داده‌ها حول میانگین، ضریب چولگی، انحراف توزیع از حالت نرمال، و ضریب کشیدگی، تیزی یا پخی قله توزیع را نشان می‌دهد.

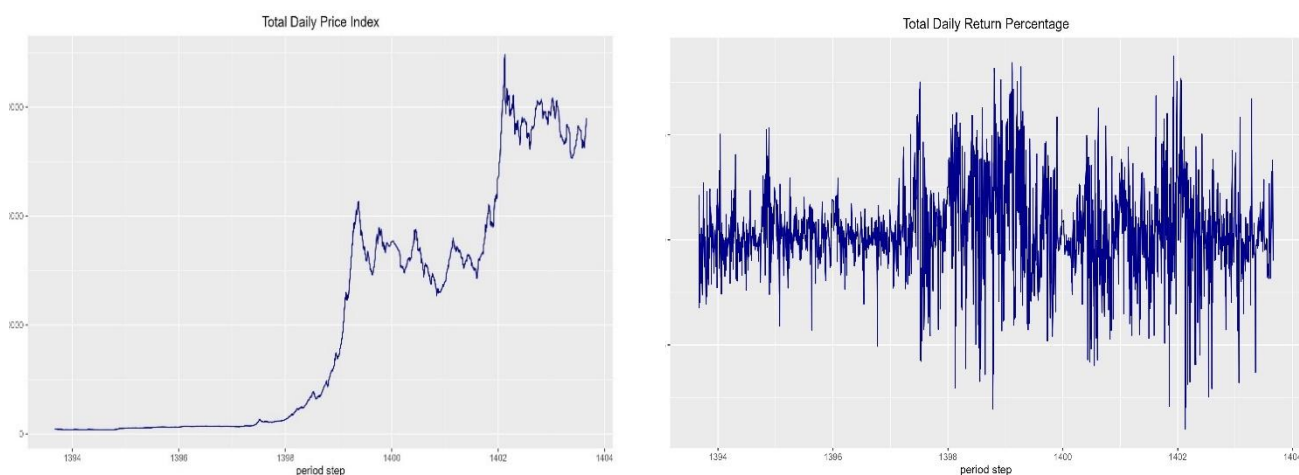
جدول (۲) نشان می‌دهد که پس از یکسان‌سازی تاریخی، تعداد مشاهدات ۲۴۰۷ روز است. دامنه بازدهی روزانه شاخص کل هم‌وزن بین ۴.۵٪- تا ۴.۳۷٪، با میانگین و میانه ۰.۱٪ تا ۰.۱۷٪ و انحراف معیار حدود ۱٪ است که نشان‌دهنده ریسک عدم تحقق بازدهی است. چولگی و کشیدگی بین ۲- تا ۲، حاکی از تقارن نسبی و توزیع نرمال است. انحراف معیار شاخص ذغال سنگ (۲.۷۸٪) بالاترین و نشان‌دهنده ریسک بیشتر است، با شوک مثبت ۱۹٪. شاخص سرمایه‌گذاری‌ها با انحراف معیار ۱.۰۷٪ کم‌ریسک‌ترین است. فرآورده‌های نفتی با شوک منفی ۶۲٪ و منسوجات با دامنه ۴۵٪- تا ۱۴٪ از شاخص‌های پرتلاطم‌اند. محصولات دارویی با بازدهی ۰.۱۵٪، انحراف معیار ۱.۳۸٪ و تلاطم ۶٪- تا ۶٪، ریسک معقولی دارد.

جدول ۲. جدول خلاصه آماره‌های توصیفی مربوط به متغیرهای پژوهش

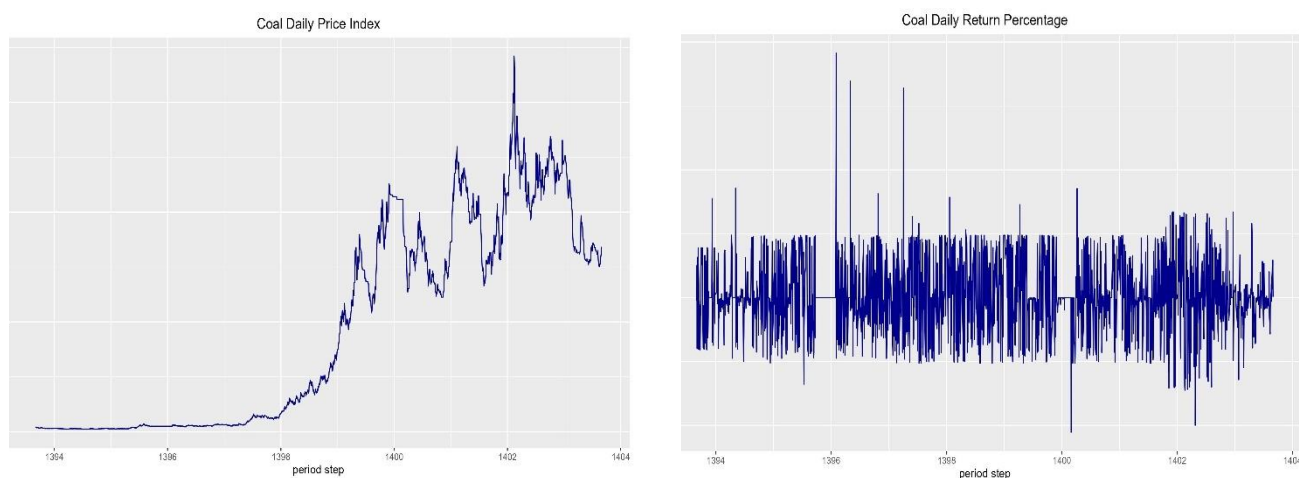
متغیرها	تعداد مشاهدات	کمینه	بیشینه	میانگین	میانه	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
Total	۲۴۰۷	-۴.۵	۴.۳۷	۰.۱۷	۰.۰۹	۱.۰۸	۰.۱۱	۱.۹۳
Agriculture	۲۴۰۷	-۶.۳۷	۱۲.۷۵	۰.۱۵	۰	۲.۱۹	۰.۳۲	۱.۱۴
Banks	۲۴۰۷	-۱۲.۰۲	۹.۸۳	۰.۱۱	-۰.۰۳	۱.۶	۰.۰۸	۳.۷۶
Base.metals	۲۴۰۷	-۸.۱۴	۶.۴۸	۰.۱۶	-۰.۰۱	۱.۶۳	۰.۳۶	۱.۸۴
Bimeh	۲۴۰۷	-۶.۳۲	۶.۱	۰.۱۴	-۰.۰۲	۱.۴۸	۰.۲۳	۱.۲۹
Car	۲۴۰۷	-۶.۱۳	۱۳.۵۲	۰.۱۳	۰.۰۳	۲.۱۷	۰.۲۸	۰.۹۵
Ceramic.tiles	۲۴۰۷	-۹.۳	۱۱.۲۵	۰.۱۴	۰	۱.۵۹	۰.۱۶	۲.۶۹
Chemical.products	۲۴۰۷	-۵.۸۵	۵.۹	۰.۱۵	۰.۰۱	۱.۳۸	۰.۲۹	۲.۶۱
Coal	۲۴۰۷	-۱۰.۵۳	۱۹.۱۴	۰.۱۵	۰	۲.۷۸	۰.۳۲	۱.۵۳
Electrical_Devices	۲۴۰۷	-۵.۷۶	۹.۳۲	۰.۱۴	-۰.۰۱	۱.۵۶	۰.۳۷	۲.۰۴
Foods	۲۴۰۷	-۵.۵۱	۱۰.۱۵	۰.۱۲	۰	۱.۴۱	۰.۱۸	۲.۳۲
Investments	۲۴۰۷	-۴.۳	۹.۳۳	۰.۱۲	۰.۰۱	۱.۰۷	۰.۹۲	۵.۶۲
IT	۲۴۰۷	-۴.۹۳	۹.۷۸	۰.۱۳	۰.۰۱	۱.۲۱	۰.۵۶	۵.۱۶
Machinery	۲۴۰۷	-۵.۹۵	۶.۹	۰.۱۴	۰.۰۲	۱.۴۶	۰.۱۷	۰.۹۸
Metal.ore	۲۴۰۷	-۵.۶۶	۹.۱۳	۰.۱۴	-۰.۰۴	۱.۶۶	۰.۵۸	۲.۳۶

۲۰۰۱	-۰.۱۲	۱.۸۷	-۰.۰۲	۰.۱	۱۰.۳۷	-۱۲.۵۶	۲۴۰.۷	Metal.products
۴.۵۴	۰.۱۳	۱.۴۹	۰	۰.۱۶	۷.۰۵	-۱۲.۴۴	۲۴۰.۷	Multi_Task
۵.۸۲	۰.۰۳	۱.۵۳	۰.۰۱	۰.۱۴	۱۴.۰۳	-۱۲.۵۴	۲۴۰.۷	Non.metallic.minerals
۰.۱	۰.۰۶	۲.۳۳	۰	۰.۰۷	۸.۳۱	-۹.۶۱	۲۴۰.۷	Paper.products
۲۰۸.۹۳	-۷.۷۹	۲.۳۵	۰.۰۲	۰.۱۴	۸.۰۶	-۶۲.۴۲	۲۴۰.۷	Petroleum.products
۲.۹۳	۰.۵۹	۱.۲۲	-۰.۰۱	۰.۱۵	۵.۷۶	-۵.۴۲	۲۴۰.۷	Pharmaceutical.materials
۲.۳۵	۰.۱۴	۱.۷۸	-۰.۰۳	۰.۱۴	۱۱.۰۶	-۱۱.۱۴	۲۴۰.۷	Plastic
۰.۵۹	۰.۱۱	۱.۷۲	-۰.۰۳	۰.۱۱	۶.۴۱	-۶.۵	۲۴۰.۷	RealEstate
۱.۳۶	۰.۳	۱.۵۷	-۰.۰۱	۰.۱۵	۸.۶۹	-۸.۱۲	۲۴۰.۷	Sugar
۱.۴۹	۰.۳۷	۱.۳۳	-۰.۰۲	۰.۱۵	۵.۳۵	-۵.۷۴	۲۴۰.۷	Cement
۱۰۶.۰۶	-۴.۳۴	۲.۰۱	۰	۰.۱۲	۱۴.۱۸	-۴۴.۹۸	۲۴۰.۷	Textiles

تحلیل توصیفی سایر شاخص‌ها مشابه موارد ذکر شده است. نمودارهای (۱) تا (۶) قیمت و بازدهی درصدی شاخص‌های منتخب را نشان می‌دهند. این نمودارها حاکی از رشد شاخص‌ها تا اواسط سال ۱۳۹۹ و سپس ریزش شدید آن‌هاست که به دلیل فراگیر بودن، فرضیه سرایت‌پذیری بین شاخص‌ها را تقویت می‌کند. همچنین، خوشه‌ای بودن نوسانات سری زمانی بازدهی لگاریتمی، به صورت شهودی فرض ناهمسانی واریانس را تأیید می‌کند. برای اطمینان، آزمون اثرات ناهمسانی واریانس (آرچ) در ادامه انجام شده است.

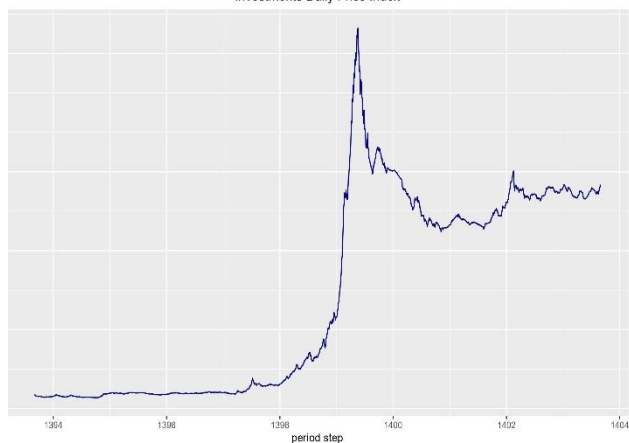


شکل ۱. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص کل هم وزن

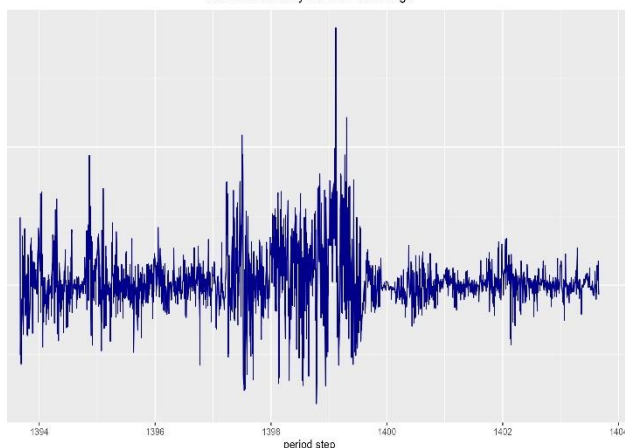


شکل ۲. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص ذغال سنگ

Investments Daily Price Index

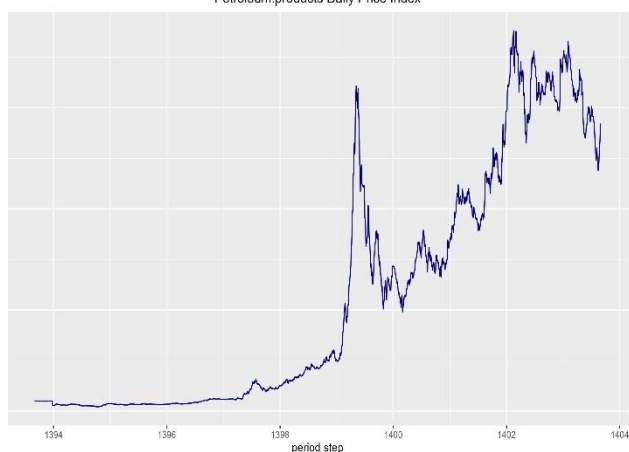


Investments Daily Return Percentage

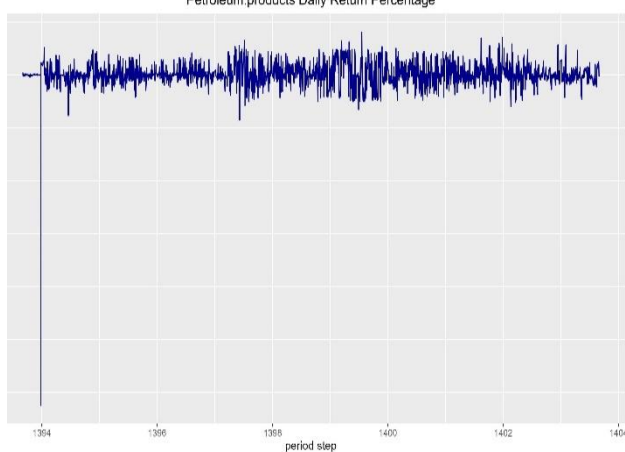


شکل ۳. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص سرمایه گذاری ها

Petroleum.products Daily Price Index

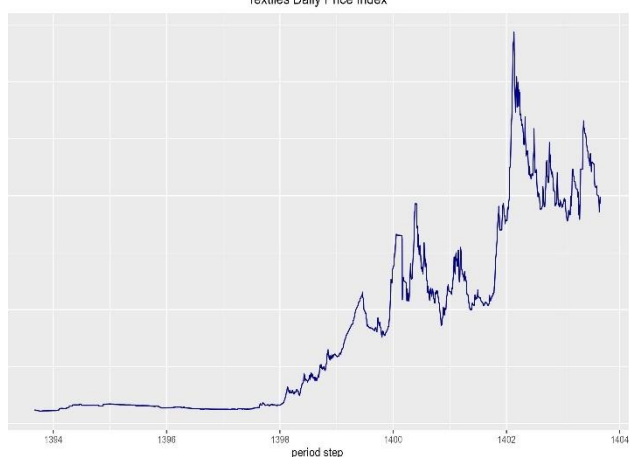


Petroleum.products Daily Return Percentage

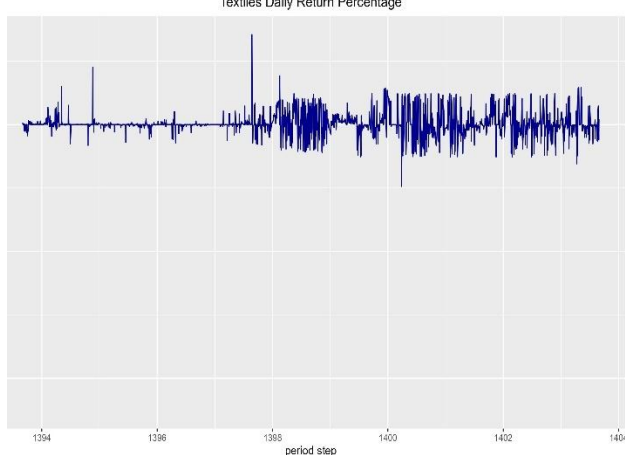


شکل ۴. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص فرآورده های نفتی

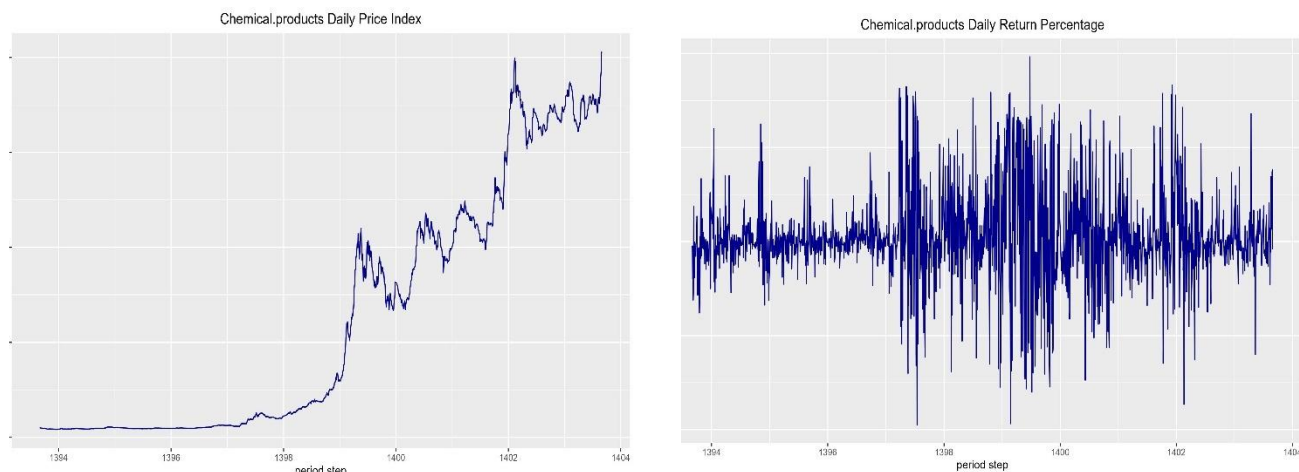
Textiles Daily Price Index



Textiles Daily Return Percentage



شکل ۵. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص منسوجات



شکل ۶. به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص محصولات شیمیایی

برای بررسی پیش فرض‌های اساسی شامل نرمالیتی، مانایی و ناهمسانی واریانس، به ترتیب از آزمون‌های جارکو-برای، دیکی-فولر تعمیم یافته و آرج-لاگرانژ استفاده شد. در آزمون جارکو-برای، فرض صفر نرمال بودن توزیع است؛ اگر مقدار معنی داری بیش از ۰.۰۵ باشد، فرض صفر در سطح اطمینان ۹۵٪ رد شده و توزیع غیرنرمال تلقی می‌شود. در آزمون دیکی-فولر، فرض صفر نامانایی (ریشه واحد) و در آزمون آرج، فرض صفر همسانی واریانس است. مقدار معنی داری کمتر از ۰.۰۵ در این دو آزمون، مانایی و وجود ناهمسانی واریانس را با اطمینان ۹۵٪ تأیید می‌کند (مقادیر معنی داری تا دو رقم اعشار گرد شده‌اند). بررسی این پیش فرض‌ها برای مدل سازی آماری ریسک سیستمی در مراحل بعدی ضروری است.

جدول ۳. نتایج آزمون‌های مقدماتی قبل از مدلسازی جهت بررسی پیش فرض‌های اساسی

ردیف	متغیرها	آزمون جارکو برا	آزمون دیکی فولر تعمیم یافته	آزمون اثرات آرج		
		آماره	مقدار معنی داری	آماره	مقدار معنی داری	معنی
۱	Total	۳۸۰.۶۷	۰.۰۰	-۹.۲۳	<۰.۰۱	۵۸۲.۲۳
۲	Agriculture	۱۷۱.۸۹	۰.۰۰	-۱۰.۹۴	<۰.۰۱	۳۵۰.۳۰
۳	Banks	۱۴۲۸.۲۴	۰.۰۰	-۱۰.۵۳	<۰.۰۱	۵۶۱.۰۷
۴	Base.metals	۳۹۲.۷۹	۰.۰۰	-۱۰.۴۱	<۰.۰۱	۵۶۷.۰۵
۵	Bimeh	۱۸۸.۶۶	۰.۰۰	-۱۰.۶۷	<۰.۰۱	۵۶۳.۵۰
۶	Car	۱۲۱.۷۲	۰.۰۰	-۱۰.۱۰	<۰.۰۱	۲۲۱.۸۳
۷	Ceramic.tiles	۷۳۹.۹۹	۰.۰۰	-۱۰.۷۹	<۰.۰۱	۳۷۹.۳۵
۸	Chemical.products	۷۲۰.۴۹	۰.۰۰	-۱۰.۷۴	<۰.۰۱	۶۸۸.۷۷
۹	Coal	۲۷۷.۵۲	۰.۰۰	-۱۲.۹۰	<۰.۰۱	۲۴۶.۶۶
۱۰	Electrical_Devices	۴۷۳.۶۴	۰.۰۰	-۱۰.۶۰	<۰.۰۱	۳۴۴.۶۷
۱۱	Foods	۵۵۳.۶۷	۰.۰۰	-۹.۵۹	<۰.۰۱	۴۵۸.۳۵
۱۲	Investments	۳۵۱۳.۵۶	۰.۰۰	-۹.۲۰	<۰.۰۱	۸۰۱.۴۱
۱۳	IT	۲۸۰۱.۶۳	۰.۰۰	-۱۰.۹۳	<۰.۰۱	۸۳۷.۸۴
۱۴	Machinery	۱۰۸.۸۴	۰.۰۰	-۹.۹۳	<۰.۰۱	۳۹۳.۹۷
۱۵	Metal.ore	۶۹۶.۷۲	۰.۰۰	-۱۰.۲۳	<۰.۰۱	۶۰۷.۰۷
۱۶	Metal.products	۴۱۲.۸۵	۰.۰۰	-۱۰.۷۹	<۰.۰۱	۳۴۸.۸۷
۱۷	Multi_Task	۲۰۸۰.۳۶	۰.۰۰	-۱۰.۱۴	<۰.۰۱	۶۳۴.۵۸

باباحیدریان و همکاران

۱۸	Non.metallic.minerals	۳۴۰۶.۲۲	۰.۰۰	-۱۰.۴۰	<۰.۰۱	۳۸۶.۳۳	۰.۰۰
۱۹	Paper.products	۲.۵۵	۰.۲۸	-۱۰.۷۴	<۰.۰۱	۲۴۳.۰۹	۰.۰۰
۲۰	Petroleum.products	۴۴۰۹۵۰۷.۶۱	۰.۰۰	-۱۱.۱۵	<۰.۰۱	۴۰۳.۲۲	۰.۰۰
۲۱	Pharmaceutical.materials	۱۰۰۳.۳۷	۰.۰۰	-۱۰.۷۱	<۰.۰۱	۸۸۳.۳۴	۰.۰۰
۲۲	Plastic	۵۶۵.۱۸	۰.۰۰	-۱۱.۲۰	<۰.۰۱	۳۸۹.۹۲	۰.۰۰
۲۳	RealEstate	۳۹.۹۷	۰.۰۰	-۱۰.۸۰	<۰.۰۱	۳۹۷.۹۵	۰.۰۰
۲۴	Sugar	۲۲۱.۶۸	۰.۰۰	-۱۱.۳۱	<۰.۰۱	۳۴۷.۳۲	۰.۰۰
۲۵	Cement	۲۷۸.۵۲	۰.۰۰	-۱۰.۳۴	<۰.۰۱	۶۰۴.۸۴	۰.۰۰
۲۶	Textiles	۱۱۳۷۵۹۰.۲۱	۰.۰۰	-۱۱.۸۸	<۰.۰۱	۷۵۴.۲۴	۰.۰۰

جدول (۳) نشان می‌دهد که مقدار معنی‌داری آزمون جاکو-برا برای بازدهی لگاریتمی همه شاخص‌ها، به‌جز محصولات کاغذی، صفر است، که حاکی از غیرنرمال بودن توزیع این شاخص‌هاست. در مقابل، مقادیر معنی‌داری آزمون‌های دیکی-فولر تعمیم‌یافته و آرچ کمتر از ۰.۰۵ است، که به‌ترتیب مانایی سری زمانی بازدهی لگاریتمی و وجود ناهمسانی واریانس در تمام شاخص‌ها را با اطمینان ۹۵٪ تأیید می‌کند.

به منظور محاسبه ریسک سیستمی از سنج ΔCoVaR توسط رویکرد مدل گارچ چندمتغیره رهیافت همبستگی شرطی پویا (DCC-MGARCH) مطابق فرمول زیر استفاده شده است:

$$\Delta\text{CoVaR}_{it}(\alpha) = \gamma_{it}[\text{VaR}_{it}(\alpha) - \text{VaR}_{it}(0.5)]$$

$$\gamma_{it} = \frac{\rho_{it} \sigma_{mt}}{\sigma_{it}} \quad \text{که در فرمول فوق:}$$

متغیرهای σ_{mt} ، σ_{it} و ρ_{it} به ترتیب انحراف معیار شرطی بازدهی بازار، انحراف معیار شرطی شرکت i ام و ضریب همبستگی شرطی بین بازدهی بازار و بازدهی شرکت در زمان t می‌باشند که از طریق ماتریس واریانس-کواریانس شرطی استخراج شده از مدل DCC-MGARCH بدست می‌آیند.

$$H_t = \begin{pmatrix} \sigma_{mt}^2 & \sigma_{it}\sigma_{mt}\rho_{it} \\ \sigma_{it}\sigma_{mt}\rho_{it} & \sigma_{it}^2 \end{pmatrix}$$

در عبارت فوق H_t ماتریس واریانس-کواریانس شرطی می‌باشد.

لذا مدل DCC-MGARCH را می‌توانیم بصورت زیر تعریف کنیم:

$$r_t = \mu_t + a_t$$

$$a_t = H_t^{1/2} z_t$$

$$H_t = D_t R_t D_t$$

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1/2}$$

$$\varepsilon_t = D_t^{-1} a_t \sim N(0; R_t)$$

$$\bar{Q} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t \varepsilon_t^T$$

$$Q_t = (1 - a - b) \bar{Q} + a \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}^T + b Q_{t-1}$$

که در آن r_t یک بردار n تایی از سری زمانی بازدهی در زمان t است.

a_t : بردار n تایی از جملات اخلاص در زمان t

H_t : ماتریس $n \times n$ واریانس-کواریانس شرطی a_t در زمان t

$H_t^{1/2}$: ماتریس $n \times n$ که معمولاً از تجزیه چولسکی ماتریس H_t بدست می‌آید.

D_t : ماتریس $n \times n$ قطری که از انحراف معیار شرطی a_t در زمان t است.

R_t : ماتریس $n \times n$ همبستگی شرطی a_t در زمان t است.

Z_t : یک بردار n تایی از متغیرهای تصادفی نرمال استاندارد است.

$\bar{Q}$: ماتریس کواریانس غیر شرطی ε_t

ε_t : پسماندهای استاندارد شده ولی همبسته اند.

a, b : پارامترهای dcc هستند که باید در دو شرط زیر صدق کنند.

$$1) a \geq 0; b \geq 0$$

$$2) a + b < 1$$

- نکته: در فرمول کلی اولیه ارائه شده توزیع مقادیر پسماند نرمال استاندارد در نظر گرفته شده است اما در پژوهش حاضر توزیع حاشیه‌ای پسماندها جانشون Su در نظر گرفته شده است.

متغیر $Var_{it}(\alpha)$ نیز در فرمول محاسبه $\Delta CoVaR$ همان ارزش در معرض ریسک شرکت i ام در سطح ریسک α می‌باشد که از طریق انحراف معیار شرطی استخراج شده بدست می‌آید. قبل از انجام مدلسازی گارچ چند متغیره رهیافت همبستگی شرطی پویا، لازم است ابتدا پویایی همبستگی هر شاخص را با شاخص کل هم وزن که نماینده بازار است را آزمون کنیم. بدین منظور از آزمون انگل - شپارد استفاده شده است که نتیجه آن را در جدول (۴) مشاهده می‌کنید. در این آزمون فرض صفر بیانگر همبستگی ثابت بین متغیرها می‌باشد که در صورت پذیرش این موضوع بایستی از رویکرد همبستگی ثابت شرطی (CCC) استفاده شود؛ اما همانطور که نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد مقادیر معنی داری آزمون برای تمامی شاخص‌ها کمتر از ۰.۰۵ بدست آمده است که حاکی از رد فرض صفر و پذیرش فرض مقابل یعنی همبستگی پویا در سطح اطمینان ۹۵٪ می‌باشد. لذا با توجه به معنی داری همبستگی پویا بین هر شاخص با شاخص کل هم وزن برای بدست آوردن تلاطم‌ها و همچنین محاسبه $\Delta CoVaR$ از رویکرد همبستگی شرطی پویا (DCC) استفاده شده است.

جدول ۴. نتایج حاصل از آزمون همبستگی پویا انگل و شپارد

ردیف	متغیرها	آماره	مقدار معنی داری
۱	Agriculture	۵۵.۵۳	۰.۰۰
۲	Banks	۸.۷۸	۰.۰۱
۳	Base.metals	۴۲.۹۴	۰.۰۰
۴	Bimeh	۴۲.۳۰	۰.۰۰
۵	Car	۱۳.۳۳	۰.۰۰
۶	Ceramic.tiles	۴۶.۵۲	۰.۰۰
۷	Chemical.products	۷۳.۷۳	۰.۰۰
۸	Coal	۲۷.۸۷	۰.۰۰
۹	Electrical_Devices	۷۶.۸۲	۰.۰۰
۱۰	Foods	۶۵.۲۸	۰.۰۰
۱۱	Investments	۸۸.۲۶	۰.۰۰
۱۲	IT	۲۹.۲۹	۰.۰۰
۱۳	Machinery	۱۹.۶۳	۰.۰۰
۱۴	Metal.ore	۳۳.۹۲	۰.۰۰
۱۵	Metal.products	۲۹.۶۳	۰.۰۰

باباحیدریان و همکاران

۰.۰۰	۲۱.۲۸	Multi_Task	۱۶
۰.۰۰	۸۹.۷۲	Non.metallic.minerals	۱۷
۰.۰۰	۴۶.۶۷	Paper.products	۱۸
۰.۰۰	۱۶.۸۰	Petroleum.products	۱۹
۰.۰۰	۷۲.۹۷	Pharmaceutical.materials	۲۰
۰.۰۰	۲۷.۸۷	Plastic	۲۱
۰.۰۰	۳۲.۳۳	RealEstate	۲۲
۰.۰۰	۶۸.۱۵	Sugar	۲۳
۰.۰۰	۶۲.۹۸	Cement	۲۴
۰.۰۰	۲۴.۰۳	Textiles	۲۵

با روش بکس-جنکینز، وقفه‌های بهینه مدل میانگین برای هر شاخص محاسبه شد (جدول ۵). سپس، مدلسازی تلاطم با مدل DCC-MGARCH و توزیع جاسون Su انجام گرفت. این توزیع به دلیل انعطاف در مدل‌سازی چولگی، کشیدگی و دم‌های سنگین داده‌های مالی، که معمولاً غیرنرمال و نامتقارن‌اند، انتخاب شد. جاسون Su نسبت به توزیع‌های نرمال یا تی-استیودنت، رفتار واقعی داده‌ها، از جمله رویدادهای نادر و شدید، را بهتر مدل‌سازی کرده و برای تحلیل ریسک و شبیه‌سازی بازار مناسب است.

جدول ۵. مدل‌های گارچ بهینه انتخاب شده برای هر شاخص

ردیف	متغیرها	مدل بهینه
۱	Total	ARMA(۵,۱)-GARCH(۱,۱)
۲	Agriculture	ARMA(۰,۵)-GARCH(۱,۱)
۳	Banks	ARMA(۴,۲)-GARCH(۱,۱)
۴	Base.metals	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۵	Bimeh	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۶	Car	ARMA(۵,۲)-GARCH(۱,۱)
۷	Ceramic.tiles	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۸	Chemical.products	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۹	Coal	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۰	Electrical_Devices	ARMA(۴,۳)-GARCH(۱,۱)
۱۱	Foods	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۱۲	Investments	ARMA(۴,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۳	IT	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۴	Machinery	ARMA(۴,۰)-GARCH(۱,۱)
۱۵	Metal.ore	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۶	Metal.products	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۷	Multi_Task	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۸	Non.metallic.minerals	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۹	Paper.products	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۰	Petroleum.products	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۱	Pharmaceutical.materials	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۲	Plastic	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۲۳	RealEstate	ARMA(۴,۱)-GARCH(۱,۱)
۲۴	Sugar	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۵	Cement	ARMA(۰,۴)-GARCH(۱,۱)
۲۶	Textiles	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)

پس از مدل‌سازی گارچ تک متغیره برای هر متغیر؛ ماتریس واریانس-کواریانس شرطی برای پسماندهای استاندارد شده هر شاخص با شاخص کل هم وزن تشکیل می‌شود تا در نهایت ساختار مدل DCC تشکیل شود. لذا این رویکرد با استفاده از مدل‌های گارچ تک‌متغیره برای هر متغیر، آن‌ها را به هم مرتبط می‌کند تا همبستگی‌های شرطی میان متغیرها را در طول زمان مدل‌سازی کند. در جدول (۶) نتایج حاصل از مدل‌سازی شاخص خودرو با شاخص کل هم وزن برای نمونه آورده و تفسیر شده است. نتایج مابقی ۲۴ شاخص دیگر نیز در قسمت پیوست ارائه شده است.

جدول ۶. نتایج حاصل از برازش مدل DCC-GARCH برای شاخص خودرو و شاخص کل هم وزن

پارامترها	ضریب برآوردی	خطای استاندارد	آماره تی	مقدار معنی داری
[R_it].mu	۰.۰۰۰۴۴۶۳۱۷	۰.۰۰۰۷۷۴۰۰۷	۰.۵۸	۰.۵۶
[R_it].ar۱	۰.۲۳۵۸۴۰۷۷۲	۰.۰۲۱۹۲۵۷۴۸	۱۰.۷۶	۰.۰۰
[R_it].ar۲	۰.۸۲۲۱۲۵۶۷۴	۰.۰۲۳۲۸۸۷۹۳	۳۵.۳۰	۰.۰۰
[R_it].ar۳	-۰.۰۹۴۷۷۰۹۸	۰.۰۲۷۶۹۲۳۸	-۳.۴۲	۰.۰۰
[R_it].ar۴	۰.۰۷۱۲۵۰۷۰۲	۰.۰۲۲۵۷۱۴۹	۳.۲۰	۰.۰۰
[R_it].ar۵	-۰.۱۰۹۲۱۵۶۸	۰.۰۲۱۲۲۹۸۱۷	-۵.۱۴	۰.۰۰
[R_it].ma۱	۰.۰۴۹۵۴۲۲۳۴	۰.۰۰۵۱۸۱۸۹۷	۹.۵۶	۰.۰۰
[R_it].ma۲	-۰.۸۹۲۰۱۸۵۳	۰.۰۰۷۹۵۳۰۶۹	-۱۱۲.۱۶	۰.۰۰
[R_it].omega	۱.۰۶۳۹۷E-۰۵	۱.۴۶۲۴۱E-۰۶	۷.۲۸	۰.۰۰
[R_it].alpha۱	۰.۰۸۴۶۶۲۱۳۷	۰.۰۰۹۲۳۷۴۲۶	۹.۱۷	۰.۰۰
[R_it].beta۱	۰.۸۹۰۸۳۷۵۵۵	۰.۰۱۰۵۹۶۸۹	۸۴.۰۷	۰.۰۰
[R_it].skew	۰.۰۹۷۸۳۹۷۷۱	۰.۴۲۸۷۸۱۴۳۱	۰.۲۳	۰.۸۲
[R_it].shape	۴.۵۴۵۰۳۷۲۶۵	۲.۰۲۴۰۲۳۰۴۴	۲.۲۵	۰.۰۲
[R_mt].mu	۰.۰۰۰۵۶۴۷۱۶	۰.۰۰۰۶۱۷۱۹۴	۰.۹۱	۰.۳۶
[R_mt].ar۱	۱.۴۲۸۱۰۹۹۷۲	۰.۰۵۶۵۲۲۸۰۱	۲۵.۲۷	۰.۰۰
[R_mt].ar۲	-۰.۵۶۱۰۴۵۲۹	۰.۰۸۴۷۵۵۹۳۶	-۶.۶۲	۰.۰۰
[R_mt].ar۳	۰.۳۱۶۸۲۳۴۴۳	۰.۰۵۶۵۵۲۷۷۹	۵.۶۰	۰.۰۰
[R_mt].ar۴	-۰.۱۸۴۶۶۳۶۷	۰.۰۵۰۰۹۷۶۹۹	-۳.۶۹	۰.۰۰
[R_mt].ar۵	-۰.۰۰۴۳۹۴۴۳	۰.۰۲۹۱۵۸۸۴۷	-۰.۱۵	۰.۸۸
[R_mt].ma۱	-۰.۹۷۱۷۲۳۶۹	۰.۰۰۰۵۷۷۱۰۹	-۱۶۸۳.۷۸	۰.۰۰
[R_mt].omega	۹.۶۴۴۸۷E-۰۷	۱.۶۲۶۴۶E-۰۶	۰.۵۹	۰.۵۵
[R_mt].alpha۱	۰.۱۹۹۸۱۶۶۱۶	۰.۰۴۸۴۸۴۹۸	۴.۱۲	۰.۰۰
[R_mt].beta۱	۰.۷۹۹۱۸۳۲۲۶	۰.۰۴۵۹۸۷۱۲۱	۱۷.۳۸	۰.۰۰
[R_mt].skew	-۰.۱۷۶۲۴۳۲	۰.۰۹۶۷۶۳۳۳۳	-۱.۸۲	۰.۰۷
[R_mt].shape	۱.۹۸۲۶۹۹۶۱۴	۰.۱۶۶۸۲۶۶۳۴	۱۱.۸۸	۰.۰۰
[Joint]dcca۱	۰.۰۵۲۸۴۳۳۳۲	۰.۰۰۹۸۸۴۸۱۸	۵.۳۵	۰.۰۰
[Joint]dccb۱	۰.۹۳۲۵۹۸۶۹۵	۰.۰۱۴۰۳۱۳۳۳	۶۶.۴۷	۰.۰۰
[Joint]mshape	۸.۷۳۵۸۸۱۶۳۳	۰.۸۷۰۵۴۳۰۳۸	۱۰.۰۳	۰.۰۰

جدول (۶) نشان می‌دهد که R_mt و R_it به ترتیب بازدهی شاخص خودرو و شاخص کل هم‌وزن (نماینده بازار) هستند. پارامترهای [R_it].alpha1 و [R_it].beta1 (جزء آرج و گارچ) و همچنین پارامترهای [R_it].alpha1 و [R_it].beta1 با مقدار معنی‌داری کمتر از ۰.۰۰۵، در سطح ۹۵٪ معنی‌دارند. مجموع alpha1 و beta1 در هر دو مورد بیش از ۰.۹ و کمتر از ۱ است، که نشان‌دهنده پایداری بالای واریانس شرطی و مانایی قوی آن است. پارامترهای [Joint]dcca1 و [Joint]dccb1 در مدل DCC نیز مثبت، معنی‌دار (در سطح ۹۵٪) و با مجموع کمتر از ۱ هستند، که برتری مدل همبستگی پویا نسبت به مدل‌های همبستگی ثابت را نشان می‌دهد. [Joint]dcca1 مثبت،

حساسیت همبستگی شرطی به شوک‌های ناگهانی را نشان داده و (Joint)dccb1) بالا، حاکی از حافظه بلندمدت و پایداری همبستگی شرطی است. این نتایج وجود سرایت‌پذیری شوک و تلاطم بین دو شاخص را با ارتباط آماری قوی تأیید می‌کند. بنابراین مدل گارچ چندمتغیره رهیافت همبستگی شرطی پویا را بصورت زیر می‌توان نوشت:

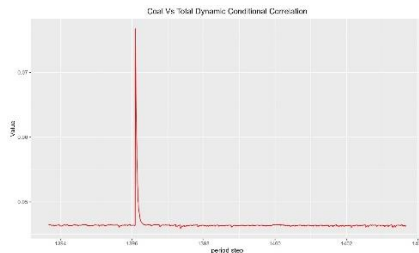
$$h_{11t} = 1.06397E - 05 + 0.084662137 \epsilon_{1,t-1}^2 + 0.890837555 h_{11,t-1}$$

$$h_{22t} = 9.64487E - 07 + 0.199816616 \epsilon_{2,t-1}^2 + 0.799183226 h_{22,t-1}$$

$$Q_t = (1 - 0.052843332 - 0.932598695) \cdot \bar{Q} + 0.052843332 \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + 0.932598695 Q_{t-1}$$

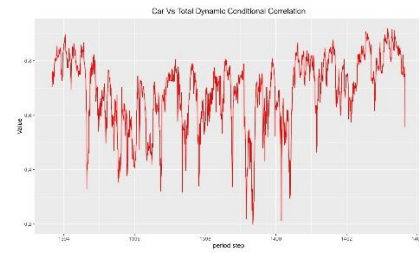
(توجه: عبارت $E - 05$ نماد علمی می‌باشد که برابر با 10^{-5} معادل است با ۰.۰۰۰۰۰۱). در ادامه از شکل‌های (۷) الی (۱۰) نمودارهای همبستگی شرطی پویا بین این دو

شاخص و برخی شاخص‌های دیگر ملاحظه می‌گردد.



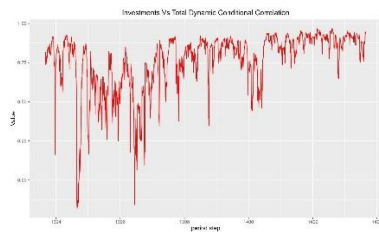
شکل ۸. نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص ذغال

سنگ و شاخص کل هم وزن



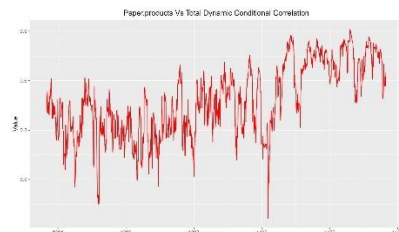
شکل ۷. نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص خودرو و

شاخص کل هم وزن



شکل ۱۰. نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص

سرمایه گذاری‌ها و شاخص کل هم وزن



شکل ۹. نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص

محصولات کاغذی و شاخص کل هم وزن

نمودارهای همبستگی نشان می‌دهند که شاخص خودرو با شاخص کل هم‌وزن همبستگی مثبت اما پرنوسانی دارد. همبستگی شرطی پویا در بازه زمانی موردنظر نوسانات زیادی نشان می‌دهد، که حاکی از عدم ثبات رابطه بین این دو شاخص و تأثیرپذیری آن از شرایط بازار یا تغییرات اقتصادی است. نوسانات شدید، به‌ویژه افت‌های سریع همبستگی، احتمالاً ناشی از شوک‌های ناگهانی یا تغییرات بزرگ در یکی از شاخص‌هاست. همبستگی شرطی عمدتاً در بازه ۰.۴ تا ۰.۸ قرار دارد، که نشان‌دهنده حرکت هم‌جهت دو شاخص در اکثر مواقع است، هرچند افت‌های کوتاه‌مدت به زیر ۰.۴ نشان‌دهنده تضعیف موقت این رابطه است.

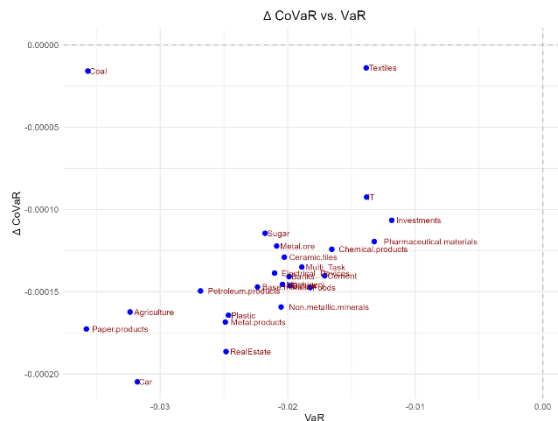
مدل DCC نشان می‌دهد ضریب (Joint)dcca1 (۰.۰۵۳) اثر محدود شوک‌های ناگهانی بر شاخص خودرو را تأیید می‌کند، اما این شوک‌ها در مقاطع خاص باعث افت یا افزایش همبستگی می‌شوند. ضریب (Joint)dccb1 (۰.۹۳۲۶) حافظه بلندمدت همبستگی را نشان می‌دهد، که با تغییرات آرام همبستگی شرطی در نمودار تأیید می‌شود. در مقابل، شاخص ذغال سنگ (شکل ۴-۸) همبستگی بسیار پایین و ثابتی با شاخص بازار دارد، با تغییر آنی در یک مقطع خاص، که نشان‌دهنده عدم سرایت‌پذیری است. همبستگی محصولات

کاغذی با بازار در اوایل ۱۴۰۰ منفی بود، اما پس از آن صعودی شده و تا ۰.۹ مثبت و قوی باقی مانده است. همبستگی شاخص سرمایه‌گذاری‌ها با بازار از ۱۳۹۷ به بعد روند صعودی ملایمی داشته، که وابستگی فزاینده آن را نشان می‌دهد. بطور کلی تفسیر تمامی نمودارهای همبستگی دیگر که در فایل پیوست ارائه شده است در چارچوب تفسیری فوق قرار می‌گیرد. در ادامه پس از محاسبه معیار ریسک سیستمی ΔCoVaR برای تمامی شاخص‌ها نتایج آنها در جدول (۷) ارائه شده است.

جدول ۷. نتایج رتبه بندی شاخص‌ها بر اساس ریسک سیستمی

ردیف	شاخص‌ها	میانگین ارزش در معرض ریسک (VaR)	میانگین ریسک (DCoVaR)	سیستمی
۱	Car	-۰.۰۳۱۷۸	-۰.۰۰۰۰۲	
۲	RealEstate	-۰.۰۲۴۸۳	-۰.۰۰۰۰۱۹	
۳	Paper.products	-۰.۰۳۵۷۹	-۰.۰۰۰۰۱۷	
۴	Metal.products	-۰.۰۲۴۸۹	-۰.۰۰۰۰۱۷	
۵	Plastic	-۰.۰۲۴۶۵	-۰.۰۰۰۰۱۶	
۶	Agriculture	-۰.۰۳۲۳۶	-۰.۰۰۰۰۱۶	
۷	Non.metallic.minerals	-۰.۰۲۰۵۲	-۰.۰۰۰۰۱۶	
۸	Petroleum.products	-۰.۰۲۶۸۳	-۰.۰۰۰۰۱۵	
۹	Foods	-۰.۰۱۸۲۴	-۰.۰۰۰۰۱۵	
۱۰	Base.metals	-۰.۰۲۲۳۷	-۰.۰۰۰۰۱۵	
۱۱	Bimeh	-۰.۰۱۹۸۱	-۰.۰۰۰۰۱۵	
۱۲	Machinery	-۰.۰۲۰۴	-۰.۰۰۰۰۱۵	
۱۳	Banks	-۰.۰۱۹۸۹	-۰.۰۰۰۰۱۴	
۱۴	Cement	-۰.۰۱۷۱۱	-۰.۰۰۰۰۱۴	
۱۵	Electrical_Devices	-۰.۰۲۱۰۳	-۰.۰۰۰۰۱۴	
۱۶	Multi_Task	-۰.۰۱۸۸۹	-۰.۰۰۰۰۱۳	
۱۷	Ceramic.tiles	-۰.۰۲۰۲۷	-۰.۰۰۰۰۱۳	
۱۸	Chemical.products	-۰.۰۱۶۵۴	-۰.۰۰۰۰۱۲	
۱۹	Metal.ore	-۰.۰۲۰۸۷	-۰.۰۰۰۰۱۲	
۲۰	Pharmaceutical.materials	-۰.۰۱۳۲۱	-۰.۰۰۰۰۱۲	
۲۱	Sugar	-۰.۰۲۱۷۸	-۰.۰۰۰۰۱۱	
۲۲	Investments	-۰.۰۱۱۸۴	-۰.۰۰۰۰۱۱	
۲۳	IT	-۰.۰۱۳۸۱	-۹.۲۴E-۰۵	
۲۴	Coal	-۰.۰۳۵۶۷	-۱.۵۸E-۰۵	
۲۵	Textiles	-۰.۰۱۳۸۵	-۱.۳۹E-۰۵	

جدول (۷) نشان می‌دهد که شاخص‌های خودرو، انبوه‌سازی، محصولات کاغذی و محصولات فلزی بالاترین ریسک سیستمی را دارند، در حالی که شاخص‌های رایانه، ذغال سنگ و منسوجات کمترین ریسک سیستمی را دارا هستند. همچنین، محصولات کاغذی و ذغال سنگ بیشترین متوسط ارزش در معرض ریسک (VaR) و سرمایه‌گذاری‌ها کمترین آن را دارند. نمودار پراکنش در شکل (۱۱) رابطه بین معیارهای ریسک سیستمی و VaR را برای درک بهتر این ارتباط نمایش می‌دهد.



شکل ۱۱. نمودار پراکنش متوسط ارزش در معرض ریسک شاخص‌ها در مقابل متوسط ریسک سیستمی آن‌ها

محور افقی نمودار، متوسط ارزش در معرض ریسک (VaR) شاخص‌ها را در سطح اطمینان ۹۵٪ نشان می‌دهد؛ مقادیر سمت چپ‌تر، VaR بالاتر و ریسک مستقل بیشتری را نشان می‌دهند. محور عمودی، متوسط ریسک سیستمی را نمایش می‌دهد، به‌طوری‌که مقادیر پایین‌تر، ریسک سیستمی بیشتری را نشان می‌دهند. شاخص‌های خودرو، محصولات کاغذی و زراعت، علاوه بر ریسک سیستمی بالا، به‌صورت مستقل نیز پریسک هستند. منسوجات، با ریسک سیستمی و مستقل پایین، کم‌ریسک است. ذغال‌سنگ، با وجود ریسک سیستمی پایین، به‌صورت مستقل پریسک است. سرمایه‌گذاری‌ها و محصولات دارویی، با ریسک سیستمی متوسط، به‌صورت مستقل کم‌ریسک و باثبات هستند. برای تعیین اهمیت هر شاخص در تغییرات قیمتی شاخص کل هم‌وزن، از یادگیری ماشین نظارت‌شده استفاده شد. به‌دلیل ارتباطات بین شاخص‌ها، هم‌خطی و ماهیت غیرخطی احتمالی، سه مدل بردار پشتیبان رگرسیونی، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی بررسی شدند. مدل جنگل تصادفی انتخاب شد و با استخراج و نرمال‌سازی اهمیت ویژگی‌ها، اوزان هر شاخص محاسبه شد. ویژگی‌های ورودی، ارزش در معرض ریسک (VaR) شاخص‌ها و متغیر هدف، VaR شاخص بازار است. داده‌ها به نسبت ۸۰٪ آموزشی و ۲۰٪ آزمایشی تقسیم شدند. از جدول (۸) نتایج دقت پیش‌بینی این چهار مدل بر اساس توابع زیان‌های معروف جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطاها (MAE) آورده شده است که این معیارها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

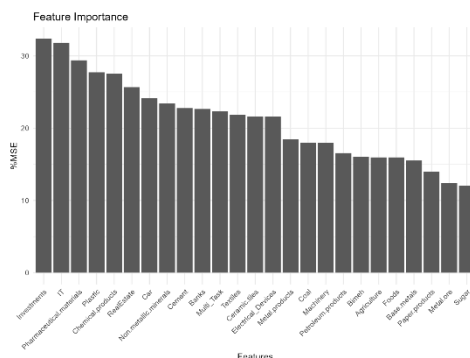
معیار MAE به نوعی نشان دهنده متوسط اندازه خطاها و معیار RMSE بیانگر پراکندگی خطاها حول صفر می‌باشند، بنابراین هرچه مقدار این دو معیار کمتر باشد بیانگر دقت بیشتر پیش‌بینی‌ها است. معمولاً مقدار MAE کوچکتر از مقدار RMSE می‌باشد.

جدول ۸. مقایسه نتایج دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ریسک بازار

مدل	MAE آموزشی	MAE آزمایشی	RMSE آموزشی	RMSE آزمایشی
بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR)	۰.۰۰۱۳۶۹	۰.۰۰۴۲۰۱	۰.۰۰۲۱۰۸	۰.۰۰۵۴۷
جنگل تصادفی (RandomForest)	۰.۰۰۰۷۹۷	۰.۰۰۳۵۶	۰.۰۰۱۱۱	۰.۰۰۴۸۴۹
شبکه عصبی (ANN)	۰.۰۰۶۴۹۴	۰.۰۰۴۵۳۳	۰.۰۰۷۶۰۹	۰.۰۰۵۴۹۲

مدل جنگل تصادفی به‌دلیل میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) کمتر، نسبت به بردار پشتیبان رگرسیونی و شبکه عصبی (با یک لایه پنهان و ۱۰ نورون) دقت و ثبات بیشتری نشان داد و برای محاسبه اهمیت شاخص‌ها انتخاب شد، هرچند نتایج سه مدل نزدیک بود. اهمیت ویژگی‌ها بر اساس درصد افزایش

خطای میانگین مربعات (MSE) محاسبه شد؛ این معیار نشان می‌دهد حذف یک متغیر تا چه حد دقت مدل را کاهش می‌دهد. متغیرهایی که حذف آن‌ها افزایش قابل‌توجهی در خطا ایجاد کند، اهمیت بیشتری دارند. نتایج این معیار برای هر شاخص در شکل (۱۲) نمایش داده شده است.



شکل ۱۲. نمودار اهمیت ویژگی‌های بدست آمده حاصل از مدل جنگل تصادفی بر اساس معیار درصد تغییر خطا

نمودار نشان می‌دهد شاخص‌های سرمایه‌گذاری‌ها و رایانه با تأثیر بیش از ۳۰٪ در تغییرات ریسک بازار (ارزش در معرض ریسک)، بیشترین اهمیت را دارند، به‌طوری‌که حذف آن‌ها خطای مدل را حدود ۳۰٪ افزایش می‌دهد. اهمیت سایر متغیرها نیز به‌همین ترتیب قابل‌مشاهده است. با نرمال‌سازی این معیار، اوزان هر شاخص محاسبه شد. پس از محاسبه معیار ریسک فراگیر (ΔCoVaR) هر شاخص و همچنین وزن اهمیت هر یک از آن‌ها می‌توانیم شاخص استرس فراگیر را بر مبنای متدولوژی هالو و همکاران ۲۰۱۲ بصورت زیر تعریف کنیم:

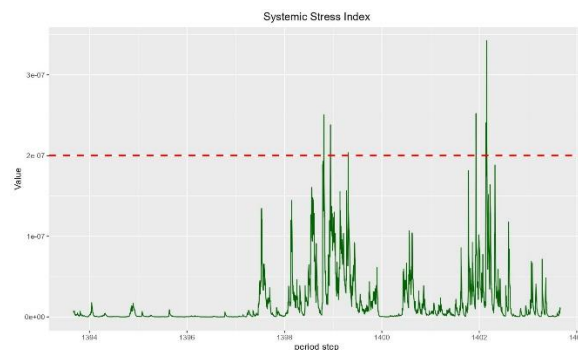
$$\text{SSI}_t = (w \cdot \Delta\text{CoVaR}_t) C_t (w \cdot \Delta\text{CoVaR}_t)'$$

که در عبارت فوق SSI_t شاخص ریسک فراگیر در زمان t ، ΔCoVaR_t بردار ریسک فراگیر شاخص‌ها در زمان t ، w بردار اوزان اهمیت هر شاخص و C_t نیز ماتریس همبستگی شرطی بین شاخص‌ها در زمان t می‌باشد که از طریق مدل DCC-MGARCH بدست می‌آید. لذا بار دیگر مدل DCC-MGARCH را این بار با حضور تمامی شاخص‌ها بدون شاخص بازار برازش داده و ماتریس همبستگی شرطی را استخراج شده است. از جدول (۹) نتیجه آزمون همبستگی پویا انگل و شپارد گزارش شده است.

جدول ۹. آزمون همبستگی پویا انگل و شپارد برای شاخص‌ها

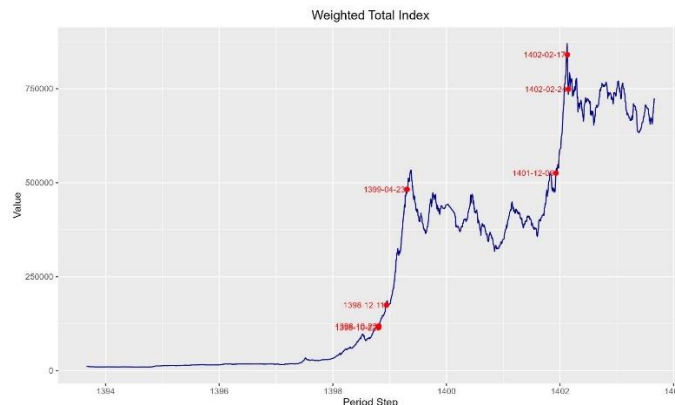
متغیرها	آماره	مقدار معنی داری
کلیه شاخص‌ها به جز شاخص بازار	۲۸۲۴.۱۴۶	۰.۰۰۰

با توجه به معنی دار بودن فرض همبستگی پویا لذا مدل DCC-MGARCH برای شاخص‌ها برازش نموده و ماتریس همبستگی شرطی پویا استخراج شده است. پس از استخراج ماتریس همبستگی شرطی پویا شاخص استرس ساخته می‌شود که از نمودار شکل (۱۳) قابل رویت است.



شکل ۱۳. نمودار شاخص استرس فراگیر

نمودار شاخص استرس فراگیر بازار را نشان می‌دهد. عبور شاخص از خط قرمز، نشان‌دهنده اوج ریسک فراگیر است که شوک‌ها از شرکت‌های درون شاخص‌ها به سرعت سرایت کرده، بازار را متلاطم و شاخص کل را دچار تغییرات ناگهانی می‌کند. ویژگی کلیدی این شاخص، ارائه هشدار زودهنگام پیش از تلاطم کامل بازار است. نمودار شکل (۱۴) نشان می‌دهد که سیگنال‌های استرس بالا قبل از اشباع بازار، هشدار وقوع تلاطم را صادر کرده‌اند.



شکل ۱۴. نمودار قیمت شاخص کل به همراه تاریخ‌هایی که شاخص استرس فراگیر هشدار داده است

نمودار شکل (۱۴) نشان می‌دهد اولین سیگنال استرس فراگیر در ۱۳۹۸-۱۰-۲۲، پیش از رشد شاخص کل، و سیگنال بعدی در ۱۳۹۸-۱۲-۱۱ صادر شد، که نشان‌دهنده تلاطم بازار قبل از جهش تاریخی است. پس از رشد شاخص، در ۱۳۹۹-۰۴-۲۳ سیگنال قوی دیگری صادر شد که به دنبال آن بازار دچار ریزش و اصلاح قیمتی شد. در ۱۳۹۹-۱۲-۰۶-۱۴۰۱ سیگنال استرس تشدید شد و بازار رشد کرد. در سال ۱۴۰۲، سیگنال‌های قوی در ۱۴۰۲-۰۲-۱۷ و ۱۴۰۲-۰۲-۲۴ صادر شدند، که قوی‌ترین سیگنال در ۱۴۰۲-۰۲-۲۴ بود، نشان‌دهنده اوج ریسک فراگیر در بازار.

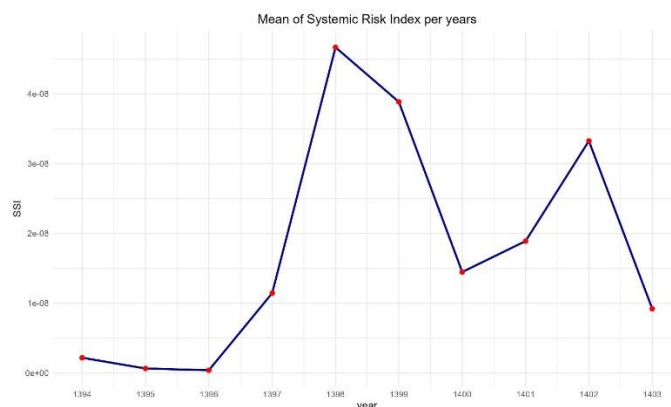
برای ارزیابی شاخص استرس فراگیر، آزمون‌های پایداری زمانی، تحلیل استرس و پیش‌بینی‌پذیری انجام شد. این شاخص باید در شرایط مختلف بازار، بازه‌های زمانی متفاوت و در مواجهه با شوک‌ها پایدار باشد تا قابل اعتماد تلقی شود. پایداری آن از سه منظر بررسی شد.

هدف از تحلیل پایداری زمانی بررسی این موضوع است که آیا شاخص استرس فراگیر طراحی شده در دوره‌های زمانی مختلف رفتار مشابهی داشته است یا خیر؟ برای این منظور مجموعه داده‌های پژوهش را به ده زیر مجموعه تقسیم می‌کنیم و با استفاده از آزمون کروسکال والیس در سطح خطای ۵ درصد آماری فرض برابری میانگین مقدار شاخص در این ده گروه را آزمون می‌کنیم.

جدول ۱۰. میانگین مقدار شاخص استرس فراگیر در دوره‌های سالیانه

مجموعه	مجموعه ۱	مجموعه ۲	مجموعه ۳	مجموعه ۴	مجموعه ۵	مجموعه ۶	مجموعه ۷	مجموعه ۸	مجموعه ۹	مجموعه ۱۰
سال	۱۳۹۴	۱۳۹۵	۱۳۹۶	۱۳۹۷	۱۳۹۸	۱۳۹۹	۱۴۰۰	۱۴۰۱	۱۴۰۲	۱۴۰۳
میانگین	۲.۱۸E-۰۹	۶.۳۷E-۱۰	۳.۸۶E-۱۰	۱.۱۴E-۰۸	۴.۶۷E-۰۸	۳.۸۸E-۰۸	۱.۴۵E-۰۸	۱.۸۹E-۰۸	۳.۳۳E-۰۸	۹.۲۰E-۰۹
شاخص	۱۰									
استرس	۰.۸									

از نمودار شکل (۱۵) میانگین شاخص استرس بصورت یک سری زمانی سالیانه نمایش داده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود میانگین سطح شاخص استرس در طی سال‌های ۱۳۹۸ و ۱۳۹۹ اختلاف محسوسی نسبت به سال‌های گذشته و پیش روی خود داشته‌اند. در ادامه آزمون‌ها همگنی واریانس لون و آزمون ناپارامتری کروسکال والیس عدم یکنواختی زمانی شاخص استرس را تایید می‌کنند.



شکل ۱۵. نمودار سری زمانی میانگین شاخص استرس فراگیر طراحی شده طی سالهای قلمرو پژوهش

جدول ۱۱. نتایج آزمون همگنی واریانس و برابری میانگین مقدار شاخص طی سالهای ۱۳۹۴ الی ۱۴۰۳

آزمون	درجه آزادی	آماره آزمون	مقدار معنی داری	نتیجه
همگنی واریانس لون	۹	۵۴.۵	۰.۰۰	رد فرض صفر
کروسکال والیس	۹	۱۲۹۸.۴	۰.۰۰	رد فرض صفر

آزمون همگنی واریانس لون نشان داد فرض صفر (برابری واریانس شاخص استرس در سالها) با مقدار معنی داری کمتر از ۰.۰۵ در سطح ۹۵٪ رد شده و واریانس شاخص ناهمگن است. آزمون کروسکال-والیس نیز با مقدار معنی داری کمتر از ۰.۰۵ فرض برابری میانگین شاخص در سالهای ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ را رد کرد. بنابراین، رفتار شاخص استرس در سالهای مختلف متفاوت بوده و از پایداری زمانی برخوردار است.

آزمون استرس (شوگ) بررسی می کند که آیا سطح شاخص استرس در شرایط پرتنش بازار به طور معنی داری متفاوت است و آیا این تفاوت به نوع شوگ (مثبت یا منفی) وابسته است. برای این منظور، متغیر مجازی شوگ با سه سطح (عادی، شوگ مثبت، شوگ منفی) تعریف شد. این متغیر بر اساس چندکهای آماری، با محاسبه چارک اول و سوم بازدهی شاخص کل و تعیین باندهای بالا و پایین برای شناسایی مشاهدات دورافتاده (شوگها) ایجاد شد.

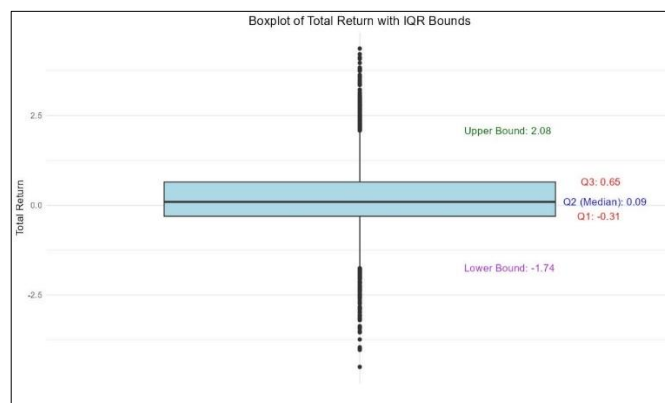
$$IQR = Q_3 - Q_1$$

$$lower_{bound} = Q_1 - 1.5 * IQR$$

$$upper_{bound} = Q_3 + 1.5 * IQR$$

در عبارات فوق Q_1 چارک اول و Q_3 چارک سوم می باشد. بدیهی است که مقادیر بازدهی کمتر از باند پایین بعنوان شوکهای منفی و مقادیر بازدهی بالاتر از باند بالایی بعنوان

شوگهای مثبت تعیین علامت می شوند. شکل (۱۶) نمودار جعبه ای بازدهی شاخص کل را به همراه مشخصات چارکها را نشان می دهد.



شکل ۱۶. نمودار جعبه‌ای بازدهی شاخص کل به همراه اطلاعات چارکی

حد بالای شوک مثبت ۲.۰۸٪ و حد آستانه شوک منفی ۱.۷۴٪- تعیین شد؛ بازدهی‌های بالاتر از ۲.۰۸٪ به‌عنوان شوک مثبت و کمتر از ۱.۷۴٪- به‌عنوان شوک منفی روزانه محسوب می‌شوند. متغیر مجازی شوک با سه سطح (عادی، شوک مثبت، شوک منفی) تعریف شد و توزیع فراوانی آن در جدول (۱۲) ارائه شده است.

جدول ۱۲. توزیع فراوانی شوک‌های مثبت و منفی بازدهی شاخص کل

توزیع	شوک منفی	نرمال	شوک مثبت
فراوانی	۱۰۰	۲۱۸۲	۱۲۵
درصد فراوانی نسبی	٪۴	٪۹۱	٪۵

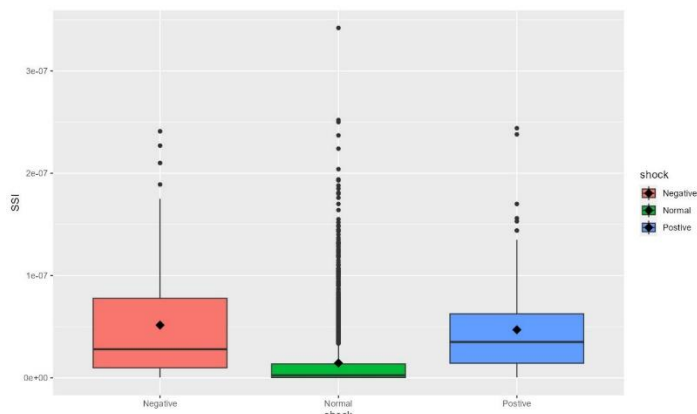
جدول (۱۲) نشان می‌دهد ۹۱٪ بازدهی‌ها در دامنه عادی، ۹٪ غیرعادی (شوک)، شامل ۵٪ شوک مثبت و ۴٪ شوک منفی بوده‌اند، که تفاوت فراوانی آن‌ها تنها ۱٪ است. آزمون کروسکال-والیس (جدول ۱۳) با رد فرض برابری میانگین شاخص استرس در شرایط عادی و پرتنش (سطح اطمینان ۹۵٪)، تفاوت رفتار شاخص در این شرایط را تأیید کرد. آزمون تعقیبی دان (جدول ۱۴) برای بررسی اثر یکسان شوک‌های مثبت و منفی بر شاخص استرس انجام شد. جدول (۱۴) نشان می‌دهد مقدار شاخص استرس در شوک‌های مثبت و منفی در سطح اطمینان ۹۵٪ یکسان است (مقدار معنی‌داری $0.447 < 0.005$)، که تأییدکننده اثر یکسان این شوک‌ها بر شاخص است. نمودار جعبه‌ای شکل (۱۷) نشان می‌دهد میانگین و میانه شاخص استرس در شرایط پرتنش (شوک) نسبت به حالت عادی فاصله بیشتری دارند، اما بین شوک‌های مثبت و منفی تفاوت قابل‌توجهی مشاهده نمی‌شود.

جدول ۱۳. نتایج آزمون همگنی واریانس و برابری میانگین مقدار شاخص استرس در سطوح شوک

آزمون	درجه آزادی	آماره آزمون	مقدار معنی‌داری	نتیجه
همگنی واریانس لون	۲	۵۵.۱۶۸	۰.۰۰	رد فرض صفر
کروسکال والیس	۲	۲۴۳.۲۴	۰.۰۰	رد فرض صفر

جدول ۱۴. نتایج آزمون تعقیبی دان برای مقایسات زوجی بین سطوح مختلف متغیر شوک

مقایسات	میانگین اختلاف رتبه	مقدار معنی‌داری	نتیجه
عادی- شوک منفی	-۶۹۶.۰۹	۰.۰۰	رد فرض صفر
شوک مثبت- شوک منفی	۶۸.۵۲	۰.۴۴۷	تأیید فرض صفر
شوک مثبت- عادی	۷۶۴.۵۱	۰.۰۰	رد فرض صفر



شکل ۱۷. نمودار جعبه‌ای شاخص استرس فراگیر به تفکیک هر سطح متغیر شوک

برای بررسی توانایی شاخص استرس فراگیر در پیش‌بینی شوک، از مدل رگرسیون لجستیک استفاده شد. متغیر شوک با دو سطح (عادی و شوک) به‌عنوان متغیر وابسته تعریف شد، بدون توجه به جهت شوک. هدف، ارزیابی رابطه علی شاخص استرس (متغیر مستقل) با وقوع شوک و توانایی پیش‌گویی آن است. این موضوع با برازش مدل رگرسیون لجستیک و آزمون معنی‌داری ضریب بتا بررسی شد. جدول (۱۵) نتایج مدل رگرسیون لجستیک را نشان می‌دهد. ضریب بتای شاخص استرس با مقدار معنی‌داری کمتر از ۰.۰۰۵، در سطح ۹۵٪ معنی‌دار است. ضریب برآوردی مثبت (۱۶۵۷۰۳۳) نشان می‌دهد شاخص استرس با وقفه یک، اثر مستقیم و مثبت بر احتمال وقوع شوک دارد؛ یعنی با افزایش شاخص، احتمال شوک افزایش می‌یابد.

- این نکته لازم به ذکر است که متغیر شاخص استرس با یک وقفه بعنوان متغیر مستقل در مدل لحاظ شده است. بدین ترتیب عملاً مقدار شاخص در یک روز قبل جهت پیش‌بینی شوک روز جاری مورد استفاده واقع می‌شود.

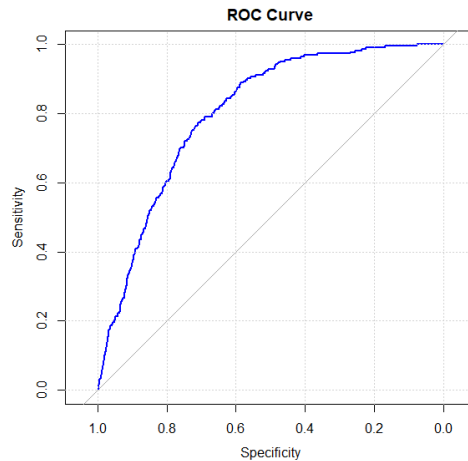
جدول (۱۶) معیارهای ارزیابی مدل رگرسیون لجستیک را نشان می‌دهد. ضریب تعیین مکفادن (۰.۰۷۷) بیانگر توضیح تنها ۷.۷٪ از تغییرات متغیر وابسته است، که نشان‌دهنده قدرت توضیحی نسبتاً ضعیف مدل است، هرچند در مسائل واقعی و با داده‌های نامتوازن (عدم تعادل مشاهدات ۰ و ۱)، این مقدار قابل‌قبول است. معمولاً انتظار می‌رود R^2 McFadden's بالای ۰.۲ باشد، اما نامتوانی داده‌ها این مقدار پایین را توجیه می‌کند. معیار AUC، مساحت زیر منحنی ROC را نشان می‌دهد که رابطه بین حساسیت (True Positive Rate) و نرخ خطای مثبت (False Positive Rate) را در شکل (۱۸) نمایش می‌دهد. مقدار AUC برابر با ۰.۸۰۱ حاکی از توانایی خوب مدل در تفکیک دو کلاس متغیر وابسته است. مقادیر AUC بین ۰.۷ تا ۰.۸ معمولاً نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل هستند. در نهایت دقت مدل Accuracy نشان‌دهنده درصد پیش‌بینی‌های صحیح است. ۸۹.۹٪ دقت نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل در پیش‌بینی نتایج است، اما با توجه به نامتوازن بودن داده‌ها نمی‌توان صرفاً به این دقت در پیش‌بینی درون نمونه‌ای اکتفا نمود.

جدول ۱۵. نتایج برازش مدل رگرسیون لجستیک

پارامترها	ضریب برآوردی	خطای استاندارد	آماره Z	مقدار معنی داری
(Intercept)	-۲.۶۶۷۴۳	۰.۰۸۸۸۳۱	-۳۰.۰۲۸۳	۰.۰۰
SSI	۱.۶۵۷۰۳۳	۰.۱۵۴۰۶۳	۱۰.۷۵۵۵۸	۰.۰۰

جدول ۱۶. نتایج ارزیابی برازش مدل رگرسیون لجستیک

McFadden's R^2	AUC	Accuracy
۰.۰۷۷	۰.۸۰۱	٪۸۹.۹



شکل ۱۸. نمودار منحنی ROC (Receiver Operating Characteristic)

با توجه به نتایج بدست آمده فوق می‌توانیم نتیجه بگیریم شاخص استرس فراگیر طراحی شده در پیش بینی وقوع شوک در بازار اثرگذار است. اما با توجه به نامتوازن بودن مشاهدات متغیر وابسته (شوک) برخی معیارهای ارزیابی کفایت مدل برازش کلی مدل را متوسط در نظر گرفته اند که امری طبیعی تلقی می‌شود.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که شاخص استرس فراگیر طراحی شده بر پایه مدل DCC-GARCH، معیار ΔCoVaR و الگوریتم جنگل تصادفی، توانایی بالایی در شناسایی و پایش ریسک سیستمی در بورس اوراق بهادار تهران دارد. نتایج نشان دادند که صنایع خودرو، انبوه‌سازی، محصولات کاغذی و محصولات فلزی بیشترین سهم را در افزایش ریسک فراگیر دارند، در حالی که صنایع رایانه، ذغال‌سنگ و منسوجات کمترین اثرگذاری را بر ریسک سیستمیک نشان می‌دهند. همچنین مشخص شد این شاخص توانسته است سیگنال‌های هشدار زودهنگام قبل از دوره‌های تلاطم شدید بازار ارائه دهد و در آزمون‌های اعتبارسنجی، از جمله رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی شوک، عملکردی قابل قبول داشته است. این نتایج اهمیت ترکیب ابزارهای پیشرفته اقتصادسنجی و یادگیری ماشین را در طراحی شاخص‌های هشداردهنده نشان می‌دهد و می‌تواند مبنای توسعه سیاست‌های مدیریت ریسک در بازار سرمایه ایران باشد.

یافته‌های مربوط به شناسایی صنایع با ریسک سیستمی بالا، با چارچوب نظریه شبکه‌ای و مفهوم سرایت مالی همخوان است. در این نظریه تأکید می‌شود که صنایع یا نهادهایی با ارتباطات متقابل گسترده و نقدشوندگی بالا می‌توانند به‌عنوان «گره‌های بحرانی» عمل کنند و شوک‌ها را به سایر بخش‌ها منتقل نمایند (Gai & Kapadia, 2019). نتایج این مطالعه که صنایع خودرو و انبوه‌سازی را در رأس پریسک‌ترین بخش‌ها قرار داد، با شواهد (Zhang & Hu, 2024) همسو است که نشان دادند تراکم روابط اعتباری و طرف‌های مقابل در شبکه‌های مالی می‌تواند سرعت و شدت انتقال شوک را افزایش دهد. همچنین یافته‌های مربوط به اهمیت نسبی صنایع، با مطالعه (Pourmansouri et al., 2024) که با استفاده از مدل‌های DCC و رویکردهای یادگیری ماشین به طراحی شاخص تنش مالی در ایران پرداخت، مطابقت دارد و بر نقش صنایع بزرگ و پرتعامل در سرایت ریسک تأکید می‌کند.

علاوه بر این، پیش‌بینی‌پذیری مطلوب شاخص طراحی شده در شناسایی نقاط پرتنش بازار، همراستا با رویکردهای نوین استفاده از یادگیری ماشین در تحلیل ریسک مالی است. استفاده از جنگل تصادفی برای وزن‌دهی شاخص‌ها و بهبود دقت پیش‌بینی، با یافته‌های (Chen et al., 2024) مطابقت دارد که نشان دادند مدل‌های یادگیری ماشین قادرند محرک‌های ریسک سیستمی در مؤسسات مالی سنتی و فین‌تک را شناسایی کنند. همچنین نتایج این پژوهش از نظر توانایی ارائه سیگنال‌های زودهنگام با مطالعاتی که بر توسعه شاخص‌های هشدار اولیه تمرکز داشته‌اند، همخوانی دارد (So et al., 2024; Tedeschi et al., 2020). در واقع، شاخص پیشنهادی توانست پیش از وقوع افت شدید در سال ۱۳۹۹ هشدار دهد و این همان ویژگی‌ای است که (Yarovaya et al., 2022) در بررسی سرایت اطلاعاتی در بحران کووید-۱۹ بر ضرورت آن تأکید کرده‌اند.

از منظر نظری، ادغام روش‌های مبتنی بر گارچ چندمتغیره با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، رویکردی نوین برای مقابله با محدودیت‌های مدل‌های سنتی است. مدل‌های خطی قادر به شناسایی روابط غیرایستا و غیرخطی میان دارایی‌ها نیستند و این امر در شرایط بحران به کاهش کارایی آن‌ها منجر می‌شود (Flavin & Lagoa-Varela, 2020). نتایج این مطالعه که نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل جنگل تصادفی نسبت به شبکه عصبی و بردار پشتیبان رگرسیونی بود، با نتایج (Ding et al., 2023) و (Diaz-Ramos et al., 2021) در پیش‌بینی استرس و واکنش‌های پیچیده تطبیق دارد و نشان می‌دهد مدل‌های درختی و تجمیعی می‌توانند انعطاف‌پذیری بیشتری در داده‌های مالی نشان دهند.

همچنین استفاده از DCC-GARCH برای استخراج ماتریس همبستگی شرطی در این پژوهش، با توصیه‌های (Liu et al., 2020) و (Covi et al., 2019) سازگار است که نشان داده‌اند همبستگی‌های پویا برای اندازه‌گیری دقیق ریسک سیستمیک ضروری است. این مطالعه با انتخاب توزیع جانسون Su به جای نرمال یا تی-استیودنت برای داده‌های مالی غیرنرمال، از دستاوردهای (Pourmansouri et al., 2024) و (Fallah et al., 2024) بهره برده است. بدین ترتیب، ساختار پیشنهادی توانسته با انعکاس رفتار غیرخطی و دم‌های سنگین بازدهی، به مدل‌سازی دقیق‌تر ریسک کمک کند.

یکی از نکات مهم نتایج این پژوهش، نقش بی‌سواد مالی و رفتارهای غیرمنطقی سرمایه‌گذاران در تشدید ریسک سیستمیک است. (Gao et al., 2025) تأکید می‌کند که ضعف در سواد مالی می‌تواند موجب انتخاب‌های پرریسک و افزایش شکنندگی پرتفوی‌ها شود؛ یافته‌ای که در بازار ایران با رشد سریع سرمایه‌گذاران خرد و رفتارهای هیجانی به‌خوبی قابل مشاهده است. این مسئله توضیح می‌دهد که چرا برخی صنایع مانند خودرو و انبوه‌سازی با جریان‌های سرمایه‌ای غیرمنطقی به نقاط تمرکز ریسک تبدیل می‌شوند.

علاوه بر این، نتایج آزمون‌های پایداری و تحلیل استرس نشان داد شاخص طراحی‌شده در برابر تغییر شرایط بازار و وقوع شوک‌های مثبت و منفی، عملکردی باثبات دارد. این یافته با رویکرد (Martins, 2020) در تحلیل پایداری ساختارهای مالی و (Tedeschi et al., 2020) در معرفی شاخص‌های انعطاف‌پذیر در برابر نوسانات همسو است. همچنین هم‌سویی اثر شوک‌های مثبت و منفی بر شاخص استرس، می‌تواند نشانگر ساختار شبکه‌ای متوازن در بازار ایران باشد، همان‌گونه که (Boshkoska et al., 2024) و (Yarovaya et al., 2022) نیز اشاره کرده‌اند شوک‌ها صرف‌نظر از جهت حرکت، می‌توانند از طریق کانال‌های روانی و اطلاعاتی مشابه سرایت یابند.

در مجموع، این مطالعه گامی نو در زمینه طراحی شاخص‌های بومی‌شده برای بازارهای نوظهور محسوب می‌شود و نشان می‌دهد ترکیب رویکردهای اقتصادسنجی پیشرفته و تکنیک‌های یادگیری ماشین می‌تواند ابزارهای قدرتمند و قابل اعتماد برای مدیریت ریسک سیستمی فراهم آورد.

هرچند شاخص استرس فراگیر طراحی‌شده توانایی بالایی در شناسایی و پیش‌بینی ریسک‌های سیستمیک دارد، اما این پژوهش با محدودیت‌هایی مواجه بوده است. نخست، داده‌های مورد استفاده صرفاً از شاخص‌های داخلی بورس اوراق بهادار تهران استخراج شده و متغیرهای کلان اقتصادی نظیر نرخ ارز، نرخ بهره یا تورم لحاظ نشده است. این امر می‌تواند دقت و جامعیت شاخص را در مواجهه با شوک‌های اقتصاد کلان کاهش دهد. دوم، افق زمانی مطالعه محدود به یک دهه اخیر است و استفاده از داده‌های طولانی‌تر می‌توانست پایداری بلندمدت مدل را بهتر نشان دهد. همچنین، اگرچه مدل جنگل تصادفی در مقایسه با سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشت، اما پیچیدگی و نیاز به محاسبات سنگین می‌تواند کاربرد عملی آن را برای نهادهای ناظر محدود سازد. علاوه بر این، برخی داده‌ها در بازار سرمایه ایران ممکن است از نظر کیفیت و دسترسی با محدودیت مواجه باشند که می‌تواند بر دقت نتایج تأثیر بگذارد.

برای گسترش دامنه این پژوهش، توصیه می‌شود تحقیقات آتی از متغیرهای کلان اقتصادی مانند سیاست‌های پولی، نرخ تورم و شاخص‌های ریسک جهانی استفاده کنند تا دقت و قابلیت تعمیم شاخص ارتقا یابد. همچنین می‌توان از مدل‌های پیشرفته‌تر یادگیری ماشین مانند یادگیری عمیق و شبکه‌های گرافی برای تحلیل ساختار شبکه‌ای بازار بهره گرفت. بررسی نقش سرمایه‌گذاران نهادی و اثر رفتارهای سرمایه‌گذاران خرد بر سرایت ریسک در چارچوب‌های چندسطحی نیز می‌تواند درک عمیق‌تری از مکانیسم‌های داخلی بازار ارائه دهد. گسترش این پژوهش به سایر بازارهای منطقه‌ای و مقایسه بین‌المللی شاخص‌های استرس فراگیر می‌تواند امکان ارزیابی قدرت و پایداری ابزارهای طراحی‌شده در محیط‌های متفاوت را فراهم کند.

نتایج این مطالعه می‌تواند در تدوین سیاست‌های پیشگیرانه و افزایش تاب‌آوری بازار سرمایه ایران مورد استفاده قرار گیرد. نهادهای ناظر می‌توانند شاخص استرس فراگیر را به‌عنوان یک ابزار پایش روزانه برای شناسایی سریع شرایط پرتنش به‌کار بگیرند و از آن در طراحی مقررات احتیاطی و مداخله‌های هدفمند استفاده کنند. مدیران ریسک در

شرکت‌های سرمایه‌گذاری می‌توانند از این شاخص برای بهینه‌سازی پرتفوی و پوشش ریسک بهره‌برداری کنند. همچنین، اطلاع‌رسانی عمومی و آموزش سرمایه‌گذاران خرد در استفاده از ابزارهای سنجش ریسک می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی و کاهش رفتارهای هیجانی در بازار کمک نماید.

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

- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., & Sensoy, A. (2021). Financial contagion during COVID-19 crisis. *Finance Research Letters*, 38, 101604. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101604>
- Bhaduri, A., Gupta, A., & Graham-Brady, L. (2022). Stress field prediction in fiber-reinforced composite materials using a deep learning approach. *Composites Part B: Engineering*, 238, 109879. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2022.109879>
- Boshkoska, M., Odzaklieska, D., & Spaseska, T. (2024). Understanding Financial Contagion: Insights Into Transmission Mechanisms and Their Contribution in Shock Intensification. *Balkan and Near Eastern Journal of Social Sciences*, 10(01), 119-125.
- Chen, Y., Wang, G. J., Zhu, Y., Xie, C., & Salah Uddin, G. (2024). Identifying systemic risk drivers of FinTech and traditional financial institutions: machine learning-based prediction and interpretation. *The European Journal of Finance*, 30(18), 2157-2190. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2024.2358940>
- Covi, G., Montagna, M., & Torri, G. (2019). Economic shocks and contagion in the euro area banking sector: a new micro-structural approach. *Financial stability review*, 1, 1.
- Dastkhan, H. (2020). *Principles of Systemic Risk in Financial Markets: A Special Focus on the Application of Financial Networks*.
- Diaz-Ramos, R. E., Gomez-Cravioto, D. A., Trejo, L. A., López, C. F., & Medina-Pérez, M. A. (2021). Towards a resilience to stress index based on physiological response: a machine learning approach. *Sensors*, 21(24), 8293. <https://doi.org/10.3390/s21248293>
- Ding, C., Zhang, Y., & Ding, T. (2023). A systematic hybrid machine learning approach for stress prediction. *Peerj Computer Science*, 9, e1154. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1154>
- Fallah, M. F., Pourmansouri, R., & Ahmadvpour, B. (2024). Presenting a new deep learning-based method with the incorporation of error effects to predict certain cryptocurrencies. *International Review of Financial Analysis*, 95, 103466. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103466>
- Flavin, T. J., & Lagoa-Varela, D. (2020). Financial Contagion and Shock Transmission During the Global Financial Crisis: A Review of the Literature. In *Emerging Tools and Strategies for Financial Management* (pp. 173-197). <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-2440-4.ch008>
- Gai, P., & Kapadia, S. (2019). Networks and systemic risk in the financial system. *Oxford Review of Economic Policy*, 35(4), 586-613. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grz023>

- Gao, Y., Rojasavachai, R., Rouxelin, F., & Yang, L. (2025). *Financial Illiteracy as a Systemic Risk: Implications for Household Resilience and Portfolio Vulnerability*.
- Liu, J., Song, Q., Qi, Y., Rahman, S., & Sriboonchitta, S. (2020). Measurement of systemic risk in global financial markets and its application in forecasting trading decisions. *Sustainability*, 12(10), 4000. <https://doi.org/10.3390/su12104000>
- Martins, N. M. (2020). Risco sistêmico, fragilidade financeira e crise: uma análise pós-keynesiana a partir da contribuição de Fernando Cardim de Carvalho. *Revista de Economia Contemporanea*, 24, e202428. <https://doi.org/10.1590/198055272428>
- Pourmansouri, R., Fallahshams, M., & Afshani, R. G. G. (2024). Designing a financial stress index based on the GHARCH-DCC approach and machine learning models. *Journal of the Knowledge Economy*, 1-30. <https://doi.org/10.1007/s13132-024-02075-9>
- Shokrollahi, Y., Nikahd, M. M., Gholami, K., & Azamirad, G. (2023). Deep learning techniques for predicting stress fields in composite materials: A superior alternative to finite element analysis. *Journal of Composites Science*, 7(8), 311. <https://doi.org/10.3390/jcs7080311>
- So, M. K., Chan, T. W., & Chu, A. M. (2024). Bayesian Systemic Risk Analysis using Latent Space Network Models. *Data Science in Science*, 3(1), 2381724. <https://doi.org/10.1080/26941899.2024.2381724>
- Tedeschi, G., Caccioli, F., & Recchioni, M. C. (2020). Taming financial systemic risk: models, instruments and early warning indicators. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 15, 1-7. <https://doi.org/10.1007/s11403-019-00278-x>
- Yarovaya, L., Brzeszczyński, J., Goodell, J. W., Lucey, B., & Lau, C. K. M. (2022). Rethinking financial contagion: Information transmission mechanism during the COVID-19 pandemic. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 79, 101589. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2022.101589>
- Zhang, X., & Hu, Q. (2024). Counterparty risk and contagion in financial networks. *Applied Economics Letters*, 1-14. <https://doi.org/10.1080/00036846.2024.2405202>