

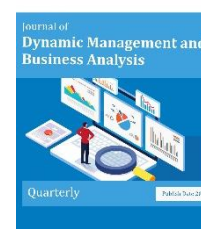


Journal Website

Article history:
Received 03 July 2025
Revised 11 November 2025
Accepted 18 November 2025
Initial Publication 24 November 2025
Final Publication 22 June 2025

Dynamic Management and Business Analysis

Volume 5, Issue 2, pp 1-33



E-ISSN: 3041-8933

Predicting the Comprehensive Stress Index of Iran's Capital Market Using Hybrid Machine Learning Modeling and Exogenous Variables

Elham. Babaheidarian¹, Farhad. Hanifi^{1*}, Mirfeiz. Fallah Shams¹

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

* Corresponding author email address: Far.Hanifi@iauctb.ac.ir

Article Info

Article type:

Original Research

How to cite this article:

Babaheidarian, E., Hanifi, F., & Fallah Shams, M. (2026). Predicting the Comprehensive Stress Index of Iran's Capital Market Using Hybrid Machine Learning Modeling and Exogenous Variables. *Dynamic Management and Business Analysis*, 5(2), 1-33.

<https://doi.org/10.61838/dmbaj.269>



© 2026 the author(s). Published by Knowledge Management Scientific Association. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) License.

ABSTRACT

Objective: The study aims to develop an efficient predictive model for Iran's capital market stress index by integrating machine learning algorithms with dynamic econometric modeling.

Methodology: Daily time-series data of 20 industrial indices from the Tehran Stock Exchange over a ten-year period (2014–2024) were analyzed. Log returns were calculated, and normality, stationarity, and ARCH effects were tested. Systemic risk was measured using the DCC–MGARCH framework combined with the ΔCoVaR criterion. Three supervised machine learning models—Random Forest, Support Vector Regression, and Artificial Neural Networks—were compared to determine feature importance and extract index weights. The final stress index was constructed using dynamic conditional correlations and normalized risk weights.

Findings: Most indices exhibited non-normality but were stationary and heteroskedastic. The Engle–Sheppard test confirmed dynamic conditional correlations. Based on ΔCoVaR , automotive, real estate, paper products, and basic metals demonstrated the highest systemic risk. Random Forest achieved the lowest MAE and RMSE, outperforming other models. The constructed stress index successfully identified high-risk periods and issued early warning signals prior to major market downturns. Granger causality tests revealed a unidirectional causal effect from the free-market exchange rate to the stress index, while gold coin returns showed no significant influence.

Conclusion: The hybrid modeling framework—combining DCC–MGARCH with machine learning—provides a reliable, forward-looking tool for monitoring systemic risk and forecasting comprehensive market stress in Iran's capital market.

Keywords: Comprehensive Stress Index; Machine Learning; DCC–MGARCH; ΔCoVaR ; Systemic Risk; Capital Market; Granger Causality

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Financial markets in emerging economies exhibit significant sensitivity to macroeconomic shocks, global disturbances, and structural vulnerabilities, necessitating advanced analytical frameworks to understand their dynamic behavior. In recent years, capital markets in developing countries have faced heightened levels of financial stress due to increased exchange rate volatility, inflationary pressures, commodity price fluctuations, and geopolitical uncertainties. This has amplified the need for robust, forward-looking stress indicators capable of capturing systemic fragilities and signaling early-warning conditions. Prior research has repeatedly emphasized that financial stress indices serve as essential tools for monitoring the health of financial systems and identifying transmission channels through which shocks propagate across markets (Yousfani et al., 2025; Zhao, 2024).

The capital market, as one of the primary mechanisms for channeling savings into productive investment, plays a crucial role in sustaining economic growth, enhancing financial stability, and strengthening investment activities. Several studies highlight that capital markets simultaneously support both the financing needs of businesses and governments, and the return-seeking objectives of investors, thereby functioning as indicators of economic vitality (Dewi et al., 2024; Permata & Ghoni, 2019). However, the behavior of these markets is strongly influenced by macroeconomic conditions, with factors such as exchange rate volatility, inflation, interest rates, and global shocks exerting substantial effects on asset valuations. This sensitivity is particularly pronounced in emerging economies, where structural rigidities and external dependencies heighten the risk of systemic instability (Jabil et al., 2025; Kanthimathinathan, 2020).

A significant body of research further indicates that financial stress tends to co-move with commodity markets, particularly oil, gold, and other primary resources. For instance, empirical evidence demonstrates strong correlations between financial stress indicators and major commodity indices, suggesting that global commodity shocks act as amplifiers of systemic risk (Ahmed et al., 2024). Meanwhile, in European markets, macroeconomic variables have been shown to exert differentiated effects across equity markets and investment funds, revealing structural differences in financial systems across regions (Nicolescu, 2020).

In Iran, financial markets have experienced unprecedented volatility due to persistent currency depreciation, sanctions-related constraints, inflationary surges, and speculative behaviors. Previous studies in the Iranian context reveal strong linkages between exchange rate movements, gold prices, and stock market fluctuations, indicating that shocks in foreign exchange markets often spill over into the equity market (Asadi et al., 2022; askar et al., 2022). Additional findings suggest that investor herding intensifies during periods of heightened currency and gold volatility, further amplifying systemic risks (Asadi et al., 2022). The gold futures market, too, reacts strongly to macroeconomic conditions, with oil prices and inflation playing central roles in shaping long-term volatility regimes (Torki et al., 2021). Moreover, structural break analyses confirm that major shifts in Iran's exchange market trigger substantial volatility spillovers into the Tehran Stock Exchange, highlighting the interconnected nature of domestic financial markets (Gholizadeh & Erfani, 2020).

Parallel to these developments, machine learning methods have emerged as powerful tools for analyzing complex, nonlinear financial data. Research has shown that advanced algorithms such as artificial neural networks, support vector regression, and swarm intelligence models significantly enhance forecasting accuracy in stock price prediction relative to traditional statistical methods (Behravan & Razavi, 2020). Similarly, studies combining time-series modeling, sentiment analysis, and machine learning demonstrate improved forecasts of Tehran Stock Exchange trends, confirming the relevance of hybrid predictive frameworks (Shamisavi & Jahanshahi, 2022). In addition, deep learning techniques have shown substantial promise in forecasting cryptocurrency volatility and addressing error sensitivity in financial prediction models, reflecting the broader applicability of machine learning in financial risk assessment (Fallah et al., 2024).

Recent research has increasingly integrated machine learning with financial stress modeling, proposing hybrid frameworks capable of capturing nonlinearities, cross-market contagion, and dynamic conditional correlations. Studies focused on financial volatility and stress indices in emerging markets have demonstrated the effectiveness of combining GARCH-family models with machine learning, yielding robust indicators of systemic risk (Ghaffari Gol Afshani et al., 2023; Pourmansouri et al., 2025). In Pakistan, for example, a financial stress index based on monetary and asset market dynamics effectively highlighted the role of global shocks in shaping local fragilities (Yousfani et al., 2025).

Despite these advances, a research gap remains concerning the joint incorporation of exogenous macroeconomic variables—particularly exchange rates, gold prices, and inflation—alongside industry-level stock indices in modeling financial stress in Iran. The present study addresses this gap by constructing a comprehensive stress index for Iran's capital market using a hybrid modeling approach that integrates DCC–MGARCH for dynamic covariance estimation with machine learning algorithms for feature weighting. This enables a multidimensional evaluation of systemic risk transmission across industries, along with early-warning detection of market stress.

Methods and Materials

This study utilized daily time-series data from 20 industrial indices of the Tehran Stock Exchange covering a ten-year period from December 2014 to December 2024. Logarithmic returns were computed for all series, and statistical pre-tests—including normality, stationarity, and ARCH effects—were performed. Systemic risk was measured using the ΔCoVaR metric combined with dynamic conditional correlations extracted from the DCC–MGARCH model. Optimal ARMA–GARCH specifications were estimated for each industry prior to DCC modeling.

For feature weighting, three supervised machine learning models—Random Forest, Support Vector Regression, and Artificial Neural Networks—were trained on 80% of the data and tested on the remaining 20%. Model performance was evaluated using MAE and RMSE. The Random Forest model was selected for final weight extraction. The comprehensive stress index was constructed using weighted ΔCoVaR values and the time-varying correlation matrix. Additional Granger causality tests assessed causal relationships between the stress index and exogenous markets.

Findings

Descriptive statistics indicated non-normality across nearly all industry return series, along with significant heteroskedasticity and stationarity in first differences. The Engle–Sheppard test confirmed

dynamic conditional correlations across all industries, substantiating the use of the DCC–MGARCH framework.

ΔCoVaR calculations revealed that the automotive, real estate, paper products, and basic metals industries exhibited the highest systemic risk contributions, while the computer-IT, coal mining, and textiles industries demonstrated the lowest. VaR results showed that the paper products and coal industries had the highest independent risk levels.

Machine learning results identified the Random Forest model as superior, achieving the lowest MAE and RMSE among the tested models. Feature importance analysis indicated that the investment and pharmaceutical sectors exerted the largest influence on market-wide risk dynamics.

The constructed comprehensive stress index successfully identified major stress periods, issuing early warning signals prior to the market downturns of 2019, 2020, 2021, and 2022. Granger causality tests confirmed a statistically significant unidirectional causal relationship from the free-market exchange rate to the stress index, while gold coin returns exhibited no causal influence.

Discussion and Conclusion

The results demonstrate that combining machine learning with dynamic econometric modeling provides a powerful approach for capturing systemic fragilities in Iran's capital market. The nonlinearities and high volatility inherent in financial data necessitate advanced methods such as Random Forest and DCC–MGARCH, both of which revealed strong cross-industry contagion channels. Industries with high exposure to macroeconomic variables—particularly automotive and basic metals—emerged as primary transmitters of systemic stress. The stress index's ability to deliver early-warning signals underscores its potential value for policymakers and market regulators.

Furthermore, the causal impact of exchange rate shocks on financial stress highlights the central role of currency markets in transmitting macroeconomic instability to the capital market. The absence of a causal link from gold prices suggests that the gold market, while volatile, may not play a structural role in systemic risk propagation.

Overall, the study provides a comprehensive modeling framework that integrates risk measurement, machine learning, and dynamic correlation analysis to generate a reliable and forward-looking financial stress index. This framework can be leveraged for monitoring systemic risks, designing policy interventions, and enhancing financial stability in Iran's capital market.



پیش‌بینی شاخص استرس فراگیر بازار سرمایه ایران با استفاده از مدل‌سازی ترکیبی یادگیری ماشین و متغیرهای برون‌زا

الهام باباحیدریان^۱، فرهاد حنیفی^{۱*}، میرفیض فلاح شمس^۱

۱. گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

*ایمیل نویسنده مسئول: Far.Hanifi@iauctb.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله

پژوهشی/اصیل

نحوه استناد به این مقاله:

باباحیدریان، الهام، حنیفی، فرهاد، و فلاح شمس، میرفیض. (۱۴۰۵). پیش‌بینی شاخص استرس فراگیر بازار سرمایه ایران با استفاده از مدل‌سازی ترکیبی یادگیری ماشین و متغیرهای برون‌زا. مدیریت پویا و تحلیل کسب و کار، ۵(۲)، ۳۳-۱.



© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده(گان) است. انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY 4.0) صورت گرفته است.

هدف: هدف پژوهش ارائه مدلی کارآمد برای پیش‌بینی شاخص استرس فراگیر بازار سرمایه ایران با بهره‌گیری از ترکیب یادگیری ماشین و مدل‌های پویا. **روش‌شناسی:** این مطالعه از داده‌های روزانه ۲۰ شاخص صنعتی بورس اوراق بهادار تهران در دوره ده‌ساله ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۳ استفاده کرد. ابتدا بازدهی لگاریتمی محاسبه شد و آزمون‌های نرمالیتی، مانایی و ناهمسانی واریانس اجرا شدند. برای سنجش ریسک سیستمی از مدل DCC-MGARCH و معیار $\Delta CoVaR$ استفاده شد. در ادامه سه مدل یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی، جنگل تصادفی و رگرسیون بردار پشتیبان برای تعیین اهمیت نسبی صنایع و استخراج وزن‌ها به کار رفتند و بهترین مدل انتخاب شد. در نهایت شاخص استرس فراگیر بر اساس ماتریس همبستگی شرطی و وزن‌های استخراج‌شده ساخته شد. **یافته‌ها:** نتایج نشان داد توزیع اکثر شاخص‌ها نرمال نیست اما تمامی سری‌ها مانا و دارای ناهمسانی واریانس‌اند. آزمون انگل-شپرد وجود همبستگی پویا میان شاخص‌ها و ضرورت استفاده از مدل DCC را تأیید کرد. براساس $\Delta CoVaR$ صنایع خودرو، انبوه‌سازی، محصولات کاغذی و فلزات اساسی بیشترین ریسک سیستمی را ایجاد کردند. مدل جنگل تصادفی دقیق‌ترین عملکرد را در پیش‌بینی ریسک بازار داشت. شاخص استرس فراگیر دوره‌های پرتنش بازار را به صورت پیش‌نگر شناسایی کرد و سیگنال‌های هشدار پیش از ریزش‌های عمده صادر شد. آزمون گرنجر رابطه علی یک‌طرفه از بازار ارز آزاد به شاخص استرس را تأیید کرد، در حالی که بازار سکه فاقد اثر معنادار بود. **نتیجه‌گیری:** مدل‌سازی ترکیبی شامل DCC-MGARCH و یادگیری ماشین ابزاری قابل اعتماد و پیش‌نگر برای سنجش ریسک سیستماتیک و پیش‌بینی استرس فراگیر بازار سرمایه ایران محسوب می‌شود و می‌تواند مبنایی برای مدیریت ریسک و سیاست‌گذاری کلان باشد.

کلیدواژگان: شاخص استرس فراگیر؛ یادگیری ماشین؛ $\Delta CoVaR$ ؛ DCC-MGARCH؛ ریسک سیستمی؛ بازار سرمایه؛ علیت گرنجر

مقدمه

بازارهای مالی در جهان معاصر به‌عنوان یکی از مهم‌ترین بسترهای انتقال منابع، تخصیص سرمایه و سنجش سلامت اقتصادی کشورها عمل می‌کنند و پویایی و ثبات آن‌ها مستقیماً به کیفیت سیاست‌گذاری‌های کلان و واکنش‌پذیری ساختارهای اقتصادی در برابر شوک‌های داخلی و خارجی وابسته است. در دهه‌های اخیر، نوسانات گسترده در بازارهای دارایی، بحران‌های مالی متوالی و تغییرات ساختاری در نظام‌های پولی موجب شده است که پایش استرس مالی و بررسی روابط میان بازار سهام و متغیرهای کلان اقتصادی به یکی از محورهای اصلی پژوهش‌های مالی تبدیل شود. مطالعات نشان می‌دهند که بازار سرمایه در اقتصادهای نوظهور معمولاً حساسیت بیشتری نسبت به تکانه‌های بیرونی داشته و پویایی آن متأثر از ترکیب پیچیده‌ای از عوامل داخلی و جهانی است (Dewi et al., 2024; Permata, 2019). این حساسیت سبب شده است که تحلیل‌گران و سیاست‌گذاران اقتصادی به دنبال شاخص‌هایی باشند که بتوانند تغییرات چندبعدی فشار مالی را در قالب یک متغیر ترکیبی اندازه‌گیری کرده و مسیر احتمالی بحران را پیش‌بینی کنند.

ریشه‌های نظری اهمیت ثبات مالی را می‌توان در ادبیات مربوط به مقاومت اقتصادها در برابر شوک‌ها جست‌وجو کرد. به اعتقاد بسیاری از پژوهشگران، ترکیب مناسبی از نظارت مالی، شفافیت اطلاعاتی و کارایی بازارها می‌تواند عملکرد نظام مالی را پایدارتر کند؛ در همین راستا، تحقیقات اخیر بر عوامل کلیدی حفظ ثبات و واکنش‌پذیری بازارها تأکید دارند (Zhao, 2024). افزون‌براین، شاخص‌های استرس مالی در سال‌های گذشته به ابزار اصلی بخش پولی و بانک مرکزی برای پایش فشارهای سیستماتیک تبدیل شده‌اند و امکان شناسایی دوره‌های تنش مالی را فراهم کرده‌اند (Yousfani et al., 2025). این شاخص‌ها قادرند سیگنال‌های پیش‌نگر ارائه دهند و دوره‌های پرریسک را پیش از بروز بحران‌هایی مشابه بحران مالی جهانی ۲۰۰۸ یا دوره‌های پرتنش ناشی از بیماری‌های فراگیر، رکود تورمی و درگیری‌های ژئوپلیتیک تشخیص دهند (Ahmed et al., 2024).

پژوهش‌های متعددی بیان می‌کنند که متغیرهای کلان اقتصادی مانند نرخ ارز، تورم، قیمت طلا، رشد تولید ناخالص داخلی و نرخ بهره بر کارکرد بازارهای سرمایه تأثیر قابل‌توجهی دارند. در بازارهای نوظهور، وابستگی بازار سرمایه به این متغیرها غالباً بیشتر از اقتصادهای پیشرفته است؛ به‌عنوان نمونه، در اقتصادهای آسیایی، بازار سرمایه از مسیرهایی چون شوک‌های ارزی و تورمی به‌شدت متأثر می‌شود (Choi et al., 2024). در این راستا، یافته‌های پژوهشگران نشان می‌دهد که در بسیاری از کشورها رابطه میان بازارهای کلایی و شاخص‌های فشار مالی بسیار قوی است و این موضوع نشان از ماهیت بین‌بازاری این نوسانات دارد (Ahmed et al., 2024). افزون‌براین، عملکرد بازار سرمایه در برابر متغیرهای کلان لزوماً یکسان نیست؛ برای مثال، در اروپا اثر متغیرهای اقتصادی بر بورس، به‌ویژه در اقتصادهای اروپای شرقی، قوی‌تر از اثر آن‌ها بر صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک گزارش شده است (Nicolescu, 2020). این شواهد نشان می‌دهد که ساختار اقتصاد و درجه توسعه‌یافتگی بازارها نقش تعیین‌کننده‌ای بر حساسیت آن‌ها نسبت به شوک‌های کلان دارد.

از منظر نقش بازار سرمایه در اقتصاد، پژوهش‌ها نشان داده‌اند که این بازار با ایجاد بستر تأمین مالی، مدیریت ریسک و ارتقای کارایی سرمایه‌گذاری، محرک رشد اقتصادی است. ادبیات مالی در کشورهای جنوب شرق آسیا و اقتصادهای اسلامی نشان می‌دهد که بازار سرمایه در کنار نقش سرمایه‌گذاری، شاخص مهمی برای تحلیل آینده اقتصاد نیز محسوب می‌شود (Dewi, 2024; Permata & Ghoni, 2019). همچنین مطالعات مربوط به کشورهای آفریقایی، ازجمله بازار سرمایه نیجریه، نشان می‌دهند که رشد تولید ناخالص داخلی و نرخ ارز به‌طور مثبت بر عملکرد بازار سرمایه اثر دارند، در حالی که نرخ بهره اثر منفی و بازدارنده دارد (Jabil et al., 2025). با این حال، در برخی اقتصادها

مانند نیجریه، تنها عرضه پول دارای رابطه معنادار با ارزش بازار سرمایه گزارش شده است (Okorontah & John, 2022). این تفاوت‌ها بیانگر پیچیدگی رابطه میان عوامل کلان و بازار سرمایه و ضرورت استفاده از روش‌های پیشرفته برای تحلیل این روابط است. در زمینه اقتصاد ایران نیز، پژوهش‌های فراوانی به بررسی پیوند میان نرخ ارز، قیمت سکه، رفتار گله‌ای و نوسانات بورس پرداخته‌اند. یکی از یافته‌های مهم این مطالعات آن است که رفتار سرمایه‌گذاران در زمان نوسانات شدید ارز و طلا به‌طور معناداری تهاجمی‌تر و هیجانی‌تر می‌شود و این امر به افزایش همبستگی میان شاخص سهام و بازارهای کالایی منجر می‌شود (Asadi et al., 2022). همچنین تحقیقات دیگری بیان می‌کنند که تغییرات بلندمدت نرخ ارز رابطه لیاری و هم‌جهت با قیمت سهام دارد و این تغییرات می‌توانند محرک نوسانات گسترده در بازار سرمایه باشند (askar et al., 2022). از سوی دیگر، شوک‌های ناشی از قیمت نفت، تورم و نقدینگی نقش مهمی در نوسانات قراردادهای آتی سکه ایفا می‌کنند و افزایش تورم و قیمت نفت موجب تغییر رژیم نوسانی در بازار ارز شده است (Torki et al., 2021). تحلیل‌های ساختاری نیز نشان می‌دهند که در بازار ارز ایران شکست‌های ساختاری متعددی در سال‌های اخیر روی داده و این امر به سرریز نوسانات در بازار سهام منجر شده است (Gholizadeh & Erfani, 2020).

افزون‌براین، پژوهش‌های داخلی و بین‌المللی تأکید دارند که بازار سرمایه ایران در سال‌های اخیر بیش از هر زمان دیگری تحت تأثیر شوک‌های برون‌زا قرار گرفته است. افزایش تورم، جهش نرخ ارز، تغییرات بازارهای جهانی، تنش‌های بین‌المللی و روند انتظارات تورمی باعث شده است که الگوهای کلاسیک پیش‌بینی بازار دیگر کارایی لازم را نداشته باشند. به همین دلیل، استفاده از روش‌های نوین مدل‌سازی، از جمله یادگیری ماشین، به‌عنوان مسیری کارآمد برای تحلیل روابط غیرخطی و پیچیده بازار سرمایه معرفی شده است. برای مثال، پژوهش‌هایی در ایران نشان داده‌اند که ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین با سری‌های زمانی و تحلیل احساسات خبری می‌تواند دقت پیش‌بینی روند بورس تهران را به‌طور چشمگیری افزایش دهد (Shamisavi & Jahanshahi, 2022). همچنین مدل‌های مبتنی بر هوش ازدحامی و رگرسیون بردار پشتیبان توانسته‌اند پیش‌بینی قیمت سهام را با دقت بالاتری نسبت به مدل‌های سنتی انجام دهند (Behravan & Razavi, 2020). افزون‌براین، استفاده از تابع هزینه‌های جدید و الگوریتم‌های ژنتیک نیز دقت مدل‌های عصبی را در پیش‌بینی نوسانات بازار افزایش داده است (Tavakoli & Doosti, 2021).

در ادامه، پژوهش‌های جدید بین‌المللی نشان می‌دهند که ترکیب شاخص‌های ریسک سیستمی با مدل‌های یادگیری ماشین قادر است تصویر دقیق‌تری از وضعیت فشار مالی ارائه دهد. برای نمونه، طراحی شاخص نوسان مالی توسط برخی محققان نشان داده است که همبستگی میان نوسانات نرخ ارز، صنعت بانکداری و بازار سهام قابل‌مدل‌سازی است و می‌توان از طریق این رابطه شاخص‌های هشداردهنده تنش مالی را ساخت (Ghaffari Gol Afshani et al., 2023). همچنین در مطالعه‌ای مشابه، طراحی شاخص استرس مالی در اقتصاد پاکستان نشان داده است که شوک‌های جهانی می‌توانند رفتار دارایی‌های محلی را تحت تأثیر قرار دهند و این شاخص‌ها نقش مهمی در سیاست‌گذاری پولی دارند (Yousfani et al., 2025). در ایران نیز طراحی شاخص استرس با رهیافت GHARCH-DCC و مدل‌های یادگیری ماشین توانسته است نشانه‌های دقیقی از دوره‌های تنش بازار ارائه دهد (Pourmansouri et al., 2025).

در چنین شرایطی که بازار سرمایه ایران دچار نوسانات شدید، عدم اطمینان گسترده و شوک‌های پی‌درپی است، ترکیب مدل‌های پویا و روش‌های یادگیری ماشین به‌عنوان یک راهکار مؤثر برای پیش‌بینی استرس مالی مطرح می‌شود. مدل‌های ترکیبی می‌توانند روابط غیرخطی و پویای میان متغیرها را شکار کرده و امکان سنجش دقیق‌تر فشارهای سیستمی را فراهم کنند. با توجه به شکاف موجود در پژوهش‌های داخلی که کمتر به ترکیب متغیرهای برون‌زا مانند نرخ ارز، قیمت سکه و تورم در کنار شاخص‌های بازار سهام پرداخته‌اند، ضرورت انجام پژوهشی



جامع و ترکیبی در این حوزه نمایان می‌شود. بنابراین، هدف این پژوهش ارائه مدلی ترکیبی و کارآمد برای پیش‌بینی شاخص استرس فراگیر بازار سرمایه ایران با بهره‌گیری از مدل‌های پویا و الگوریتم‌های یادگیری ماشین است.

روش پژوهش

در گام نخست، به منظور آماده‌سازی متغیرهای لازم برای آزمون فرضیه‌های پژوهش، از نرم‌افزار Microsoft Excel جهت ورود داده‌ها، پاک‌سازی و انجام محاسبات اولیه استفاده شد. داده‌های گردآوری‌شده شامل سری زمانی روزانه شاخص‌های منتخب صنایع بورس اوراق بهادار تهران در بازه‌ی زمانی ۱ آذر ۱۳۹۳ تا ۱ آذر ۱۴۰۳ (به مدت ده سال) است. پس از گردآوری داده‌ها و یکسان‌سازی بازه‌ی تاریخی، بازدهی لگاریتمی هر شاخص به صورت زیر محاسبه گردید:

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

به منظور سهولت در پردازش داده‌ها در نرم‌افزارهای آماری، متغیرها با نمادگذاری مشخص در جدول (۱) معرفی شده‌اند. داده‌ها شامل ۲۰ شاخص صنعتی از صنایع مختلف (نظیر بانک‌ها، فلزات اساسی، فرآورده‌های نفتی، خودرو، سیمان و غیره) به همراه شاخص کل هم‌وزن است. کلیه محاسبات نهایی و تحلیل‌های آماری در محیط نرم‌افزار R نسخه ۴.۳.۱ انجام می‌گیرد.

جدول ۱

معرفی متغیرهای پژوهش

نام متغیر	نماد	نام متغیر	نماد
سرمایه گذاری ها	Investment	شاخص کل هم وزن	Equal-Weight- Index
رایانه	Computer-IT	زراعت	Agriculture
ماشین آلات	Machinery	بانک‌ها	Banks
کانه فلزی	Metallic ores	فلزات اساسی	Base metals
محصولات فلزی	Metal products	بیمه و بازنشستگی	Insurance
چند رشته‌ای صنعتی	Multidisciplinary	خودرو	Automotive
کانی غیر فلزی	Non-metallic minerals	کاشی و سرامیک	Ceramic tiles
محصولات کاغذی	Paper products	محصولات شیمیایی	Chemical products
فرآورده‌های نفتی	Petroleum products	ذغال سنگ	Coal -mining
مواد دارویی	Pharmaceutical	دستگاه‌های برقی	Electrical_Devices
لاستیک	Rubber-Plastic	غذایی به جز قند	Food
سیمان	Cement	انبوه سازی، املاک و مستغلات	Construction-Real-State
منسوجات	Textiles	قند و شکر	Sugar

مدل‌سازی ریسک سیستمی با رهیافت DCC-MGARCH و معیار CoVaR

برای برآورد ریسک سیستمی در بازار سرمایه ایران، از مدل گارچ چندمتغیره رهیافت همبستگی شرطی پویا (Dynamic Conditional Correlation – MGARCH) به همراه معیار CoVaR استفاده شده است. معیار ΔCoVaR توسط توبیاس و برونمایر (۲۰۱۶) معرفی شد و میزان مشارکت یک نهاد یا بازار را در ریسک کل سیستم مالی می‌سنجد. در این پژوهش، با استفاده از همبستگی‌های

شرطی استخراج شده از مدل DCC-MGARCH، مقادیر $\Delta CoVaR$ برای هر صنعت محاسبه می شود. فرمول کلی این معیار به صورت زیر است:

$$\Delta CoVaR_{it}(\alpha) = \gamma_{it}[VaR_{it}(\alpha) - VaR_{it}(0.5)]$$

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

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 می باشند که از طریق ماتریس واریانس-کواریانس شرطی استخراج شده از مدل DCC-MGARCH بدست می آیند.

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

در عبارت فوق H_t ماتریس واریانس-کواریانس شرطی می باشد.

لذا مدل DCC-MGARCH را می توانیم 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 اخلال 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 می آید.

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 حاشیه ای پسماندها جانسون 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.

یافته‌ها

پس از محاسبه بازدهی لگاریتمی، آماره‌های توصیفی برای هر یک از متغیرها شامل میانگین، میانه، حداقل، حداکثر، انحراف معیار، ضریب چولگی و ضریب کشیدگی محاسبه شد. میانگین به عنوان شاخص اصلی مرکزیت داده‌ها و نقطه تعادل توزیع شناخته می‌شود. میانه نیز داده‌ها را به دو بخش ۵۰ درصدی تقسیم می‌کند و بیشتر در توزیع‌های غیرممتقارن به کار می‌رود. انحراف معیار نشان‌دهنده میزان پراکندگی داده‌ها نسبت به میانگین است، در حالی که ضریب چولگی انحراف توزیع از حالت نرمال و ضریب کشیدگی نمایانگر میزان تیزی یا پخی قله توزیع است.

جدول ۲

جدول خلاصه آماره‌های توصیفی مربوط به متغیرهای پژوهش

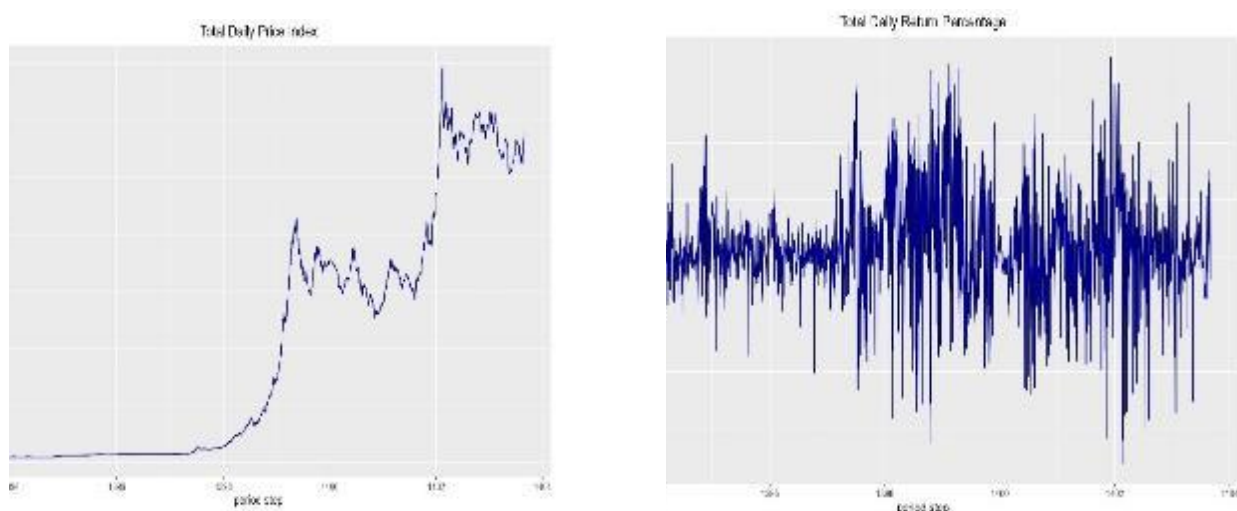
متغیرها	تعداد مشاهدات	کمینه	بیشینه	میانگین	میانه	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
Total	۲۴۰۷	-۴.۵	۴.۳۷	۰.۱۷	۰.۰۹	۱.۰۸	۰.۱۱	۱.۹۳
Agriculture	۲۴۰۷	-۶.۳۷	۱۲.۷۵	۰.۱۵	۰	۲.۱۹	۰.۳۲	۱.۱۴
Banks	۲۴۰۷	-۱۲.۰۲	۹.۸۳	۰.۱۱	-۰.۰۳	۱.۶	۰.۰۸	۳.۷۶
Base metals	۲۴۰۷	-۸.۱۴	۶.۴۸	۰.۱۶	-۰.۰۱	۱.۶۳	۰.۳۶	۱.۸۴
Insurance	۲۴۰۷	-۶.۳۲	۶.۱	۰.۱۴	-۰.۰۲	۱.۴۸	۰.۲۳	۱.۲۹
Automotive	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 -mining	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
Food	۲۴۰۷	-۵.۵۱	۱۰.۱۵	۰.۱۲	۰	۱.۴۱	۰.۱۸	۲.۳۲
Investment	۲۴۰۷	-۴.۳	۹.۳۳	۰.۱۲	۰.۰۱	۱.۰۷	۰.۹۲	۵.۶۲
Computer-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
Metallic ores	۲۴۰۷	-۵.۶۶	۹.۱۳	۰.۱۴	-۰.۰۴	۱.۶۶	۰.۵۸	۲.۳۶
Metal products	۲۴۰۷	-۱۲.۵۶	۱۰.۳۷	۰.۱	-۰.۰۲	۱.۸۷	-۰.۱۲	۲.۰۱
Multidisciplinary	۲۴۰۷	-۱۲.۴۴	۷.۰۵	۰.۱۶	۰	۱.۴۹	۰.۱۳	۴.۵۴
Non-metallic minerals	۲۴۰۷	-۱۲.۵۴	۱۴.۰۳	۰.۱۴	۰.۰۱	۱.۵۳	۰.۰۳	۵.۸۲
Paper products	۲۴۰۷	-۹.۶۱	۸.۳۱	۰.۰۷	۰	۲.۳۳	۰.۰۶	۰.۱
Petroleum products	۲۴۰۷	-۶۲.۴۲	۸.۰۶	۰.۱۴	۰.۰۲	۲.۳۵	-۷.۷۹	۲۰۸.۹۳
Pharmaceutical	۲۴۰۷	-۵.۴۲	۵.۷۶	۰.۱۵	-۰.۰۱	۱.۲۲	۰.۵۹	۲.۹۳
Rubber-Plastic	۲۴۰۷	-۱۱.۱۴	۱۱.۰۶	۰.۱۴	-۰.۰۳	۱.۷۸	۰.۱۴	۲.۳۵
Construction-Real-State	۲۴۰۷	-۶.۵	۶.۴۱	۰.۱۱	-۰.۰۳	۱.۷۲	۰.۱۱	۰.۵۹
Sugar	۲۴۰۷	-۸.۱۲	۸.۶۹	۰.۱۵	-۰.۰۱	۱.۵۷	۰.۳	۱.۳۶
Cement	۲۴۰۷	-۵.۷۴	۵.۳۵	۰.۱۵	-۰.۰۲	۱.۳۳	۰.۳۷	۱.۴۹
Textiles	۲۴۰۷	-۴۴.۹۸	۱۴.۱۸	۰.۱۲	۰	۲.۰۱	-۴.۳۴	۱۰۶.۰۶

همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود، پس از همسان‌سازی دوره زمانی داده‌ها، تعداد مشاهدات در قلمرو پژوهش برابر با ۲۴۰۷ روز است. بر اساس آمارهای توصیفی جدول، بازده روزانه شاخص کل هم‌وزن در بازه‌ای میان ۴.۵٪- تا ۴.۳۷٪ در نوسان قرار دارد. همچنین با توجه به شاخص‌های تمرکز مانند میانگین و میانه، می‌توان میانگین بازدهی روزانه این شاخص را حدود ۰.۱٪ تا ۰.۱۷٪ در نظر گرفت. مقدار انحراف معیار نیز نزدیک به ۱٪ است که نشان‌دهنده سطحی از ریسک در دستیابی به این بازده می‌باشد. مقادیر چولگی و کشیدگی بین ۲- تا ۲+ به‌دست آمده‌اند که بیانگر توزیعی نسبتاً متقارن با کشیدگی نزدیک به حالت نرمال است. از آنجا که انحراف معیار بیانگر میزان پراکندگی داده‌ها پیرامون میانگین است، می‌توان از آن به‌عنوان شاخصی برای ارزیابی ریسک نیز بهره برد. در این میان، بیشترین مقدار انحراف معیار مربوط به شاخص زغال‌سنگ با عدد ۲.۷۸٪ است؛ بنابراین، این شاخص در مقایسه با سایرین از ریسک بالاتری برخوردار بوده و در عین حال با حداکثر بازده مثبت ۱۹٪، بیشترین شوک قیمتی مثبت را نیز تجربه کرده است. در مقابل، شاخص سرمایه‌گذاری‌ها با انحراف معیار ۱۰.۷٪ به‌عنوان باثبات‌ترین و کم‌ریسک‌ترین شاخص در بین گروه‌های مورد بررسی شناخته می‌شود. از دیگر شاخص‌های پرنوسان می‌توان به گروه فرآورده‌های نفتی اشاره کرد که کمترین بازده روزانه آن معادل ۶۲٪- بوده و این شوک منفی در روزهای پایانی سال ۱۳۹۳ رخ داده است. همچنین شاخص منسوجات نیز یکی از شاخص‌های پرتلاطم محسوب می‌شود که بازده آن در محدوده ۴۵٪- تا ۱۴٪ در نوسان بوده و میانگین بازدهی روزانه‌اش حدود ۰.۱۲٪ برآورد شده است.

در این میان، شاخص دارویی با میانگین بازدهی ۰.۱۵٪ ریسکی منطقی‌تر و نوسانی در حدود ۶٪- تا ۶٪ را نشان می‌دهد. انحراف معیار این شاخص برابر با ۱.۳۸٪ است که حاکی از ثبات نسبی آن نسبت به گروه‌های پرنوسان‌تر است. الگوی تحلیل و تفسیر توصیفی سایر شاخص‌ها نیز به همین روش انجام شده است. نمودارهای (۱) تا (۶) تغییرات قیمتی و درصد بازده برخی شاخص‌های منتخب را نمایش می‌دهند. بر اساس این نمودارها، شاخص‌ها پس از رشد چشمگیر تا میانه سال ۱۳۹۹، دچار افتی شدید شدند؛ رخدادی که گستردگی آن فرضیه وجود سرایت‌پذیری میان شاخص‌ها را تقویت می‌کند. از سوی دیگر، مشاهده رفتار خوشه‌ای در نوسانات بازدهی لگاریتمی شاخص‌ها به‌صورت شهودی مؤید وجود ناهمسانی واریانس در داده‌هاست. برای اطمینان بیشتر، در بخش بعدی از آزمون ARCH به‌منظور بررسی وجود اثرات ناهمسانی واریانس استفاده شده است.

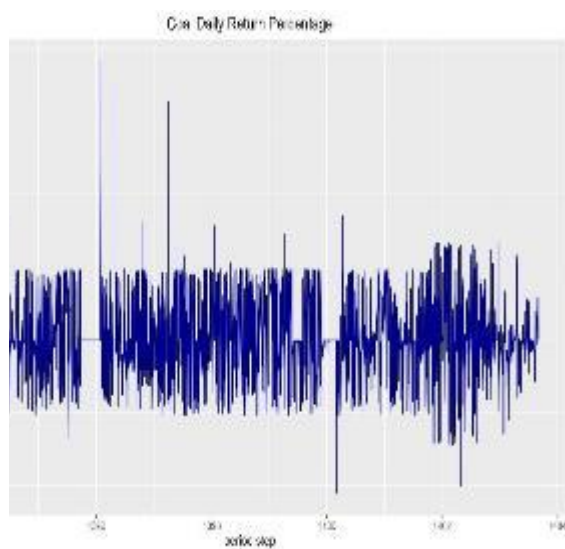
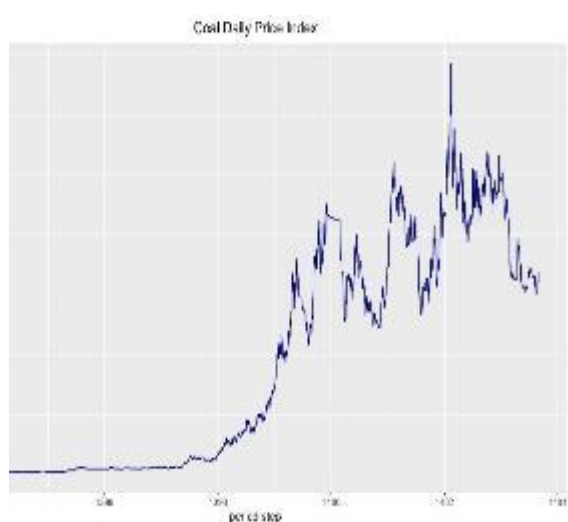
شکل ۱

به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص کل هم‌وزن



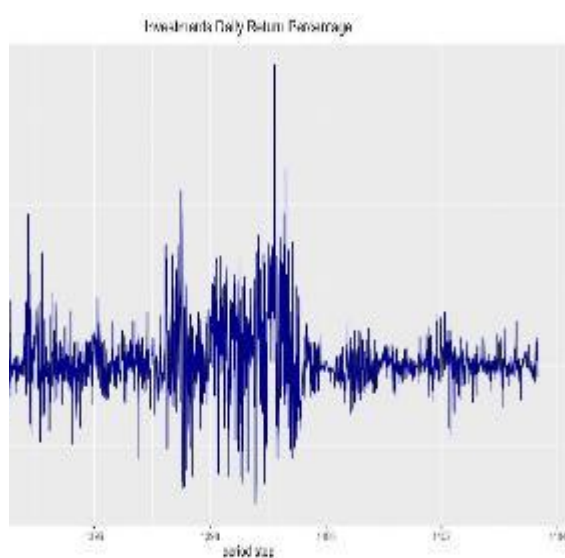
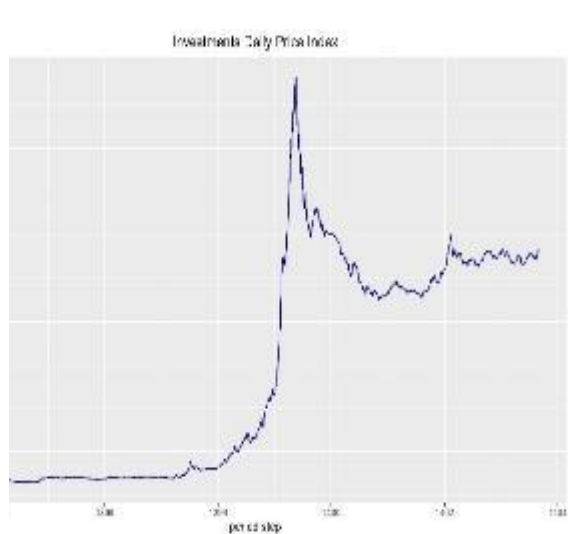
شکل ۲

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



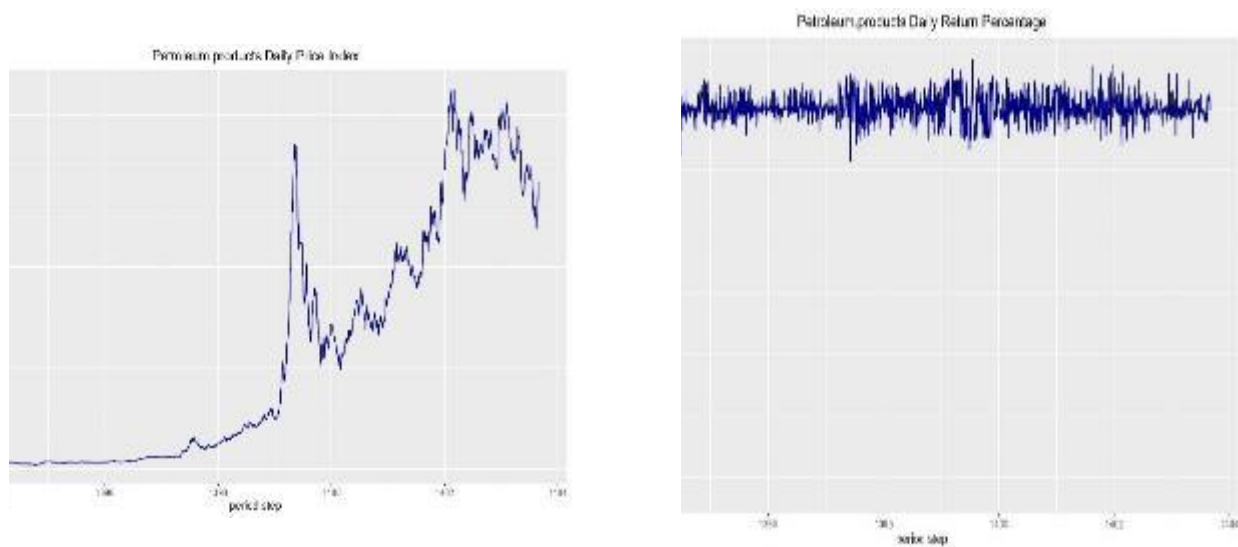
شکل ۳

به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص سرمایه‌گذاری



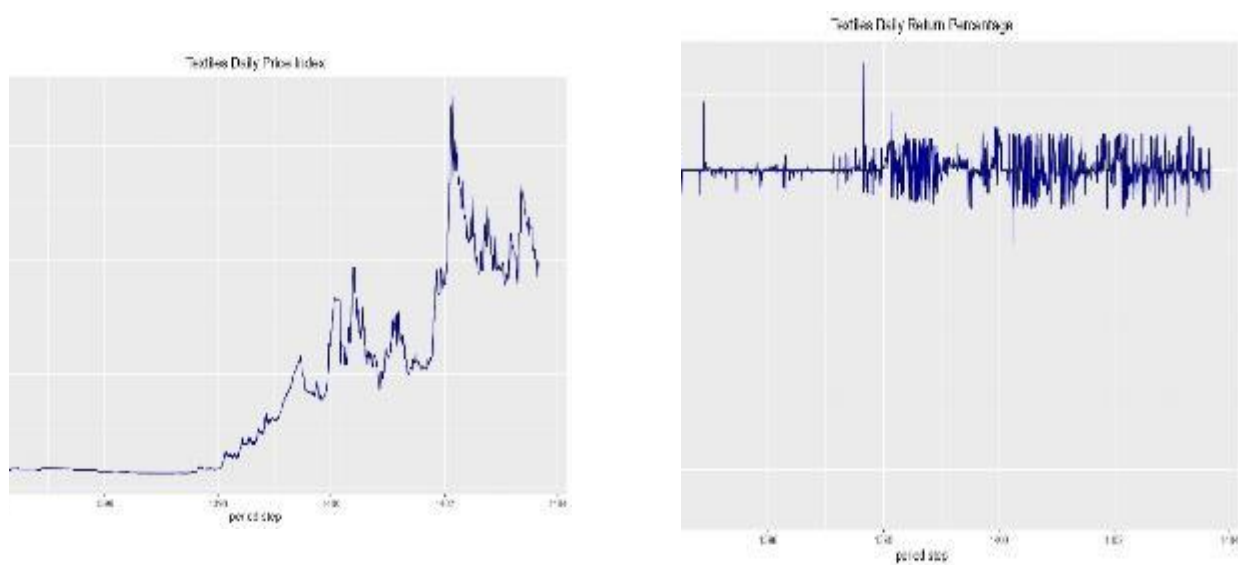
شکل ۴

به ترتیب از سمت چپ به راست نمودارهای قیمت و بازدهی شاخص فرآورده‌های نفتی

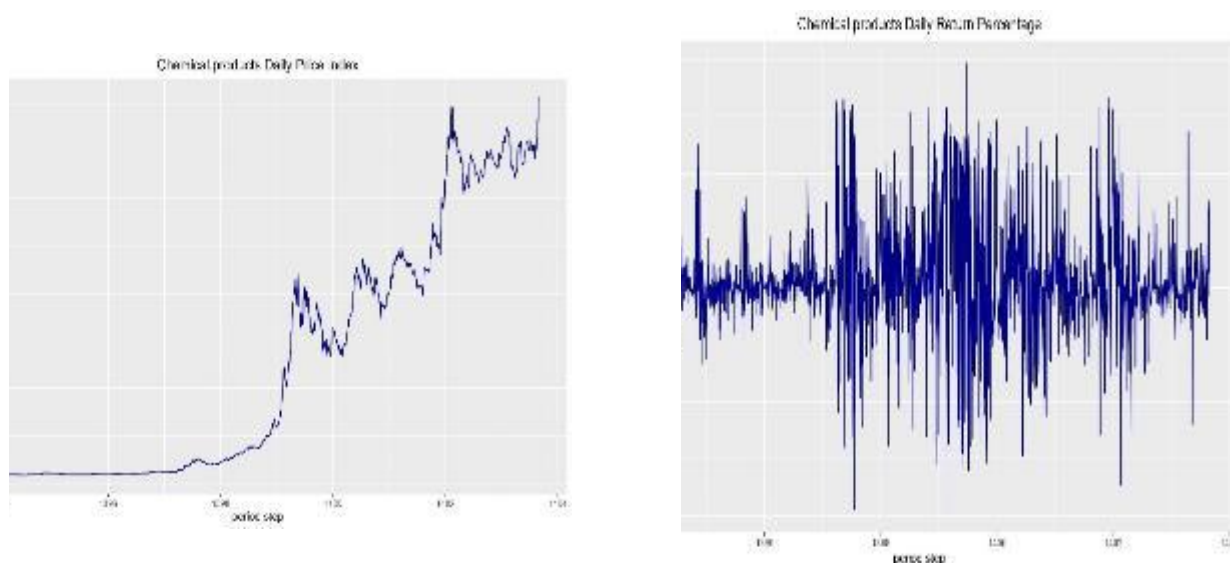


شکل ۵

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



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



بررسی پیش فرض‌های اساسی

در این مرحله، به منظور اطمینان از اعتبار داده‌ها و برقراری مفروضات اساسی مدل‌سازی، سه ویژگی آماری کلیدی شامل نرمال بودن توزیع داده‌ها، مانایی سری‌های زمانی و وجود ناهمسانی واریانس مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور، از آزمون‌های جاک-برا (Jarque-Bera)، دیکی-فولر تعمیم‌یافته (ADF) و آزمون اثرات ناهمسانی واریانس ARCH لاگرانژ استفاده شده است. در آزمون جاک-برا، فرض صفر بیانگر نرمال بودن توزیع داده‌هاست. چنانچه مقدار احتمال (p-value) این آزمون بیش از ۰/۰۵ باشد، فرض صفر در سطح اطمینان ۹۵ درصد رد نشده و می‌توان نتیجه گرفت که داده‌ها از توزیع نرمال پیروی می‌کنند. در غیر این صورت، رد فرض صفر نشان‌دهنده انحراف معنی‌دار از نرمالیتی است. در آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته، فرض صفر نشان‌دهنده وجود ریشه واحد یا نامانایی در سری زمانی است. بنابراین، اگر مقدار معنی‌داری کمتر از ۰/۰۵ به دست آید، فرض صفر رد شده و می‌توان نتیجه گرفت که سری زمانی ایستا یا مانا است. به طور مشابه، در آزمون ARCH، فرض صفر مبنی بر همسانی واریانس سری زمانی است؛ در نتیجه، مقدار احتمال کمتر از ۰/۰۵ بیانگر رد فرض صفر و تأیید وجود اثرات ناهمسانی واریانس در داده‌ها خواهد بود. (شایان ذکر است که مقادیر احتمال در نتایج نهایی تا دو رقم اعشار گرد شده‌اند.) اهمیت اجرای این آزمون‌ها در آن است که نتایج به دست آمده، مبنای انتخاب مدل‌های مناسب برای برآورد و تحلیل ریسک سیستمی در مراحل بعدی پژوهش محسوب می‌شود. اطمینان از برقراری این پیش‌فرض‌ها، دقت و قابلیت استنتاج مدل‌های آماری را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌دهد.

جدول ۳

نتایج آزمون‌های مقدماتی قبل از مدلسازی جهت بررسی پیش فرض‌های اساسی

ردیف	متغیرها	آزمون جاکو برا	آزمون دیکی فولر تعمیم یافته	آزمون اثرات آرج	
		آماره	پ	آماره	پ
۱	Total	۳۸۰.۶۷	۰.۰۰	-۹.۲۳	<۰.۰۱
۲	Agriculture	۱۷۱.۸۹	۰.۰۰	-۱۰.۹۴	<۰.۰۱
۳	Banks	۱۴۲۸.۲۴	۰.۰۰	-۱۰.۵۳	<۰.۰۱
۴	Base metals	۳۹۲.۷۹	۰.۰۰	-۱۰.۴۱	<۰.۰۱
۵	Insurance	۱۸۸.۶۶	۰.۰۰	-۱۰.۶۷	<۰.۰۱
۶	Automotive	۱۲۱.۷۲	۰.۰۰	-۱۰.۱۰	<۰.۰۱
۷	Ceramic- tiles	۷۳۹.۹۹	۰.۰۰	-۱۰.۷۹	<۰.۰۱
۸	Chemical-Products	۷۲۰.۴۹	۰.۰۰	-۱۰.۷۴	<۰.۰۱
۹	Coal -mining	۲۷۷.۵۲	۰.۰۰	-۱۲.۹۰	<۰.۰۱
۱۰	Electrical_Devices	۴۷۳.۶۴	۰.۰۰	-۱۰.۶۰	<۰.۰۱
۱۱	Food	۵۵۳.۶۷	۰.۰۰	-۹.۵۹	<۰.۰۱
۱۲	Investment	۳۵۱۳.۵۶	۰.۰۰	-۹.۲۰	<۰.۰۱
۱۳	Computer-IT	۲۸۰۱.۶۳	۰.۰۰	-۱۰.۹۳	<۰.۰۱
۱۴	Machinery	۱۰۸.۸۴	۰.۰۰	-۹.۹۳	<۰.۰۱
۱۵	Metallic ores	۶۹۶.۷۲	۰.۰۰	-۱۰.۲۳	<۰.۰۱
۱۶	Metal products	۴۱۲.۸۵	۰.۰۰	-۱۰.۷۹	<۰.۰۱
۱۷	Multidisciplinary	۲۰۸۰.۳۶	۰.۰۰	-۱۰.۱۴	<۰.۰۱
۱۸	Non-metallic minerals	۳۴۰۶.۲۲	۰.۰۰	-۱۰.۴۰	<۰.۰۱
۱۹	Paper products	۲.۵۵	۰.۲۸	-۱۰.۷۴	<۰.۰۱
۲۰	Petroleum products	۴۴۰۹۵۰۷.۶۱	۰.۰۰	-۱۱.۱۵	<۰.۰۱
۲۱	Pharmaceutical	۱۰۰۳.۳۷	۰.۰۰	-۱۰.۷۱	<۰.۰۱
۲۲	Rubber-Plastic	۵۶۵.۱۸	۰.۰۰	-۱۱.۲۰	<۰.۰۱
۲۳	Construction-Real-State	۳۹.۹۷	۰.۰۰	-۱۰.۸۰	<۰.۰۱
۲۴	Sugar	۲۲۱.۶۸	۰.۰۰	-۱۱.۳۱	<۰.۰۱
۲۵	Cement	۲۷۸.۵۲	۰.۰۰	-۱۰.۳۴	<۰.۰۱
۲۶	Textiles	۱۱۳۷۵۹۰.۲۱	۰.۰۰	-۱۱.۸۸	<۰.۰۱

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول فوق، مقدار معنی داری آزمون نرمالیتی جاک-برا برای بازدهی لگاریتمی تمامی شاخص‌ها، به جز شاخص محصولات کاغذی، برابر با صفر به دست آمده است. این نتیجه نشان می‌دهد که توزیع بازدهی لگاریتمی بیشتر شاخص‌ها از الگوی نرمال پیروی نمی‌کند و تنها شاخص محصولات کاغذی دارای توزیعی نزدیک به نرمال است. از سوی دیگر، مقادیر معنی داری حاصل از دو آزمون دیکی-فولر تعمیم یافته (ADF) و اثرات ناهمسانی واریانس ($ARCH$) همگی کمتر از ۰/۰۵ بوده‌اند. این امر بیانگر آن است که سری‌های زمانی بازدهی لگاریتمی شاخص‌ها ایستا (مانا) هستند و در عین حال، اثرات ناهمسانی واریانس در آن‌ها وجود دارد. به عبارت دیگر، اگرچه داده‌ها از پایداری آماری برخوردارند، اما نوسانات آن‌ها دارای الگوهای متغیر در طول زمان بوده که این ویژگی ضرورت به کارگیری مدل‌های شرطی و پویا در تحلیل ریسک را توجیه می‌کند.



مدلسازی و محاسبه ریسک سیستمی هر شاخص

برای سنجش ریسک سیستمی از سنج CoVaR Δ در چارچوب گارچ چندمتغیره با همبستگی شرطی پویا (DCC-MGARCH)

استفاده شده است. تعریف عملیاتی سنج به صورت زیر است:

$$\Delta CoVaR_{it}(\alpha) = \gamma_{it}[VaR_{it}(\alpha) - VaR_{it}(0.5)]$$

$$\gamma_{it} = \frac{\rho_{it} \sigma_{mt}}{\sigma_{it}} \text{ که در آن:}$$

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.

ساختار مدل DCC-MGARCH

$$r_t = \mu_t + a_t$$

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

$$H_t = D_t R_t D_t$$

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

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

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

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

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.

پیش از برازش مدل DCC، پویایی همبستگی هر شاخص با شاخص کل هم‌وزن (نماینده بازار) با آزمون انگل-شپرد ارزیابی شده است. فرض صفر این آزمون، همبستگی ثابت شرطی (CCC) است. نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد که برای تمام شاخص‌ها مقدار معنی‌داری کمتر از ۰.۰۵ است؛ در نتیجه، فرض صفر رد و فرض همبستگی پویا در سطح اطمینان ۹۵٪ پذیرفته می‌شود. بنابراین، استفاده از رویکرد DCC برای برآورد تلاطم‌ها و محاسبه $\Delta CoVaR$ موجه است. لذا با توجه به معنی‌داری همبستگی پویا بین هر شاخص با شاخص کل هم‌وزن 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 شپرد

ردیف	متغیرها	آماره	مقدار معنی‌داری
۱	Agriculture	۵۵.۵۳	۰.۰۰
۲	Banks	۸.۷۸	۰.۰۱
۳	Base metals	۴۲.۹۴	۰.۰۰
۴	Insurance	۴۲.۳۰	۰.۰۰
۵	Automotive	۱۳.۳۳	۰.۰۰
۶	Ceramic- tiles	۴۶.۵۲	۰.۰۰
۷	Chemical-Products	۷۳.۷۳	۰.۰۰
۸	Coal -mining	۲۷.۸۷	۰.۰۰
۹	Electrical_Devices	۷۶.۸۲	۰.۰۰
۱۰	Food	۶۵.۲۸	۰.۰۰
۱۱	Investment	۸۸.۲۶	۰.۰۰
۱۲	Computer-IT	۲۹.۲۹	۰.۰۰
۱۳	Machinery	۱۹.۶۳	۰.۰۰
۱۴	Metallic ores	۳۳.۹۲	۰.۰۰
۱۵	Metal products	۲۹.۶۳	۰.۰۰
۱۶	Multidisciplinary	۲۱.۲۸	۰.۰۰
۱۷	Non-metallic minerals	۸۹.۷۲	۰.۰۰
۱۸	Paper products	۴۶.۶۷	۰.۰۰
۱۹	Petroleum products	۱۶.۸۰	۰.۰۰
۲۰	Pharmaceutical	۷۲.۹۷	۰.۰۰
۲۱	Rubber-Plastic	۲۷.۸۷	۰.۰۰
۲۲	Construction-Real-State	۳۲.۳۳	۰.۰۰
۲۳	Sugar	۶۸.۱۵	۰.۰۰
۲۴	Cement	۶۲.۹۸	۰.۰۰
۲۵	Textiles	۲۴.۰۳	۰.۰۰



در این پژوهش، پس از تعیین وقفه‌های بهینه مدل میانگین هر شاخص با روش باکس-جنکینز (Box-Jenkins)، مدل‌سازی نوسانات با استفاده از گارچ چندمتغیره با رهیافت همبستگی شرطی پویا (DCC-MGARCH) انجام شد. برای توزیع خطاها از توزیع جانسون (Johnson SU) استفاده گردید؛ زیرا این توزیع به دلیل برخورداری از پارامترهای مکان، مقیاس و شکل، قادر است ویژگی‌های آماری واقعی داده‌های مالی مانند چولگی، کشیدگی و دم‌های سنگین را بهتر از توزیع‌های متداول (نرمال یا لگ-نرمال) مدل‌سازی کند. به منظور شناسایی ساختار بهینه هر شاخص، وقفه‌های مدل میانگین و ساختار نوسان آن تعیین و نتایج در جدول (۵) ارائه شده است. این جدول نشان می‌دهد که برای تمامی شاخص‌ها، مدل GARCH(۱,۱) مناسب تشخیص داده شده و تنها ساختار وقفه‌های مدل میانگین متفاوت است

جدول ۵

مدل‌های گارچ بهینه انتخاب شده برای هر شاخص

ردیف	متغیرها	مدل بهینه
۱	Agriculture	ARMA(۵,۱)-GARCH(۱,۱)
۲	Banks	ARMA(۰,۵)-GARCH(۱,۱)
۳	Base metals	ARMA(۴,۲)-GARCH(۱,۱)
۴	Insurance	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۵	Automotive	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۶	Ceramic- tiles	ARMA(۵,۲)-GARCH(۱,۱)
۷	Chemical-Products	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۸	Coal -mining	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۹	Electrical_Devices	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۰	Food	ARMA(۴,۳)-GARCH(۱,۱)
۱۱	Investment	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۱۲	Computer-IT	ARMA(۴,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۳	Machinery	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۴	Metallic ores	ARMA(۴,۰)-GARCH(۱,۱)
۱۵	Metal products	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۶	Multidisciplinary	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۷	Non-metallic minerals	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۸	Paper products	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۱۹	Petroleum products	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۰	Pharmaceutical	ARMA(۲,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۱	Rubber-Plastic	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۲	Construction-Real-State	ARMA(۱,۳)-GARCH(۱,۱)
۲۳	Sugar	ARMA(۴,۱)-GARCH(۱,۱)
۲۴	Cement	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)
۲۵	Textiles	ARMA(۰,۴)-GARCH(۱,۱)
۲۶	Agriculture	ARMA(۱,۲)-GARCH(۱,۱)

پس از برازش مدل‌های گارچ تک‌متغیره برای هر شاخص، پسماندهای استاندارد شده حاصل از این مدل‌ها برای تشکیل ماتریس واریانس-کوواریانس شرطی بین هر شاخص و شاخص کل هم‌وزن استفاده شد. این ماتریس مبنای برآورد مدل همبستگی شرطی پویا (DCC)

(MGARCH) است که هدف آن مدل سازی تغییرات همبستگی میان متغیرها در طول زمان است. به عنوان نمونه، نتایج حاصل از مدل DCC بین شاخص صنعت خودرو و شاخص کل هم وزن در جدول (۶) 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	۰.۰۲۲۲۵۷۱۴۹	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

در جدول فوق R_it بیانگر بازدهی شاخص خودرو و R_mt بازدهی شاخص کل هم وزن (به عنوان نماینده بازار) می باشند. پارامترهای $[R_it].alpha1$ و $[R_it].beta1$ به ترتیب پارامترهای جز آرچ و گارچ می باشند که ضریب بدست آمده آنها با توجه به مقدار معنی داری کمتر از ۰.۰۵ در سطح اطمینان ۹۵٪ معنی دار می باشند. همین تفسیر عیناً برای پارامترهای $[R_it].alpha1$ و $[R_it].beta1$ که جز آرچ و گارچ بازدهی بازار می باشند نیز صادق است. در هر دو مورد مجموع $alpha1$ و $beta1$ بیشتر از ۰.۹ می باشد که نشان دهنده ی بالا

بودن درجه پایداری واریانس شرطی در سری زمانی بازدهی این شاخص هاست. همچنین در همه ی موارد مجموع این دو پارامتر از یک کوچکتر است که حاکی از واریانس شرطی متناهی و مانای قوی می‌باشد. در ادامه، بر اساس نتایج حاصل از برآورد مدل DCC ملاحظه می‌شود که پارامترهای $[Joint]dcca1$ و $[Joint]dccb1$ معنی دار، غیر منفی و مجموع آنها کوچکتر از یک است. این موضوع نشان می‌دهد مدل همبستگی شرطی متغیر با زمان از مدل‌هایی که همبستگی را در طول زمان ثابت فرض می‌کنند، مناسب تر است. مثبت بودن $[Joint]dcca1$ نشان‌دهنده حساسیت همبستگی شرطی به شوک‌های ناگهانی در بازده‌ها است. به عبارت دیگر، شوک‌ها می‌توانند باعث افزایش همبستگی شرطی بین دارایی‌ها در دوره بعدی شوند. این نکته در بازارهای مالی بسیار مهم است، چرا که در شرایط بحران، دارایی‌ها همبستگی بیشتری نشان می‌دهند. پارامتر $[Joint]dccb1$ به ماندگاری همبستگی شرطی اشاره دارد. مقدار بالای $[Joint]dccb1$ (اما کمتر از ۱) نشان می‌دهد که همبستگی شرطی بین دارایی‌ها حافظه بلندمدت دارد و تغییرات همبستگی در یک دوره به شدت به همبستگی دوره قبل وابسته است. این موضوع به پایداری نسبی همبستگی شرطی در سری‌های زمانی مالی دلالت دارد. از آنجایی که ضرایب بدست آمده $[Joint]dcca1$ و $[Joint]dccb1$ هر دو مثبت، کمتر از یک و در سطح اطمینان ۹۵٪ معنی دار می‌باشند؛ می‌توانیم فرض وجودی سرایت پذیری شوک و تلاطم را بین این دو شاخص بپذیریم. معناداری ضرایب در سطح اطمینان ۹۵٪ نشان می‌دهد که اثرات مدل DCC برای تبیین همبستگی شرطی و سرایت تلاطم بین شاخص‌ها معتبر است. این معناداری بیانگر آن است که ارتباط آماری قوی بین شوک‌ها و تلاطم این دو شاخص وجود دارد. بنابراین مدل گارچ چندمتغیره رهیافت همبستگی شرطی پویا را بصورت زیر می‌توان نوشت:

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

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

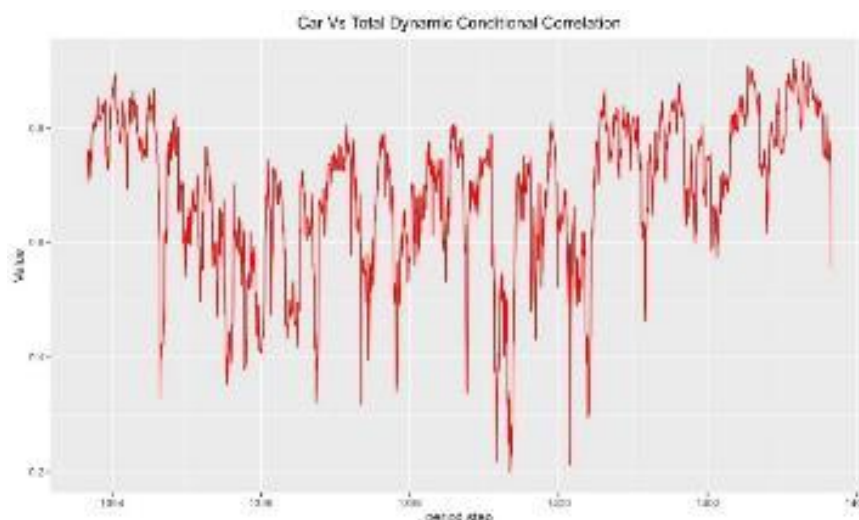
$$Q_t = (1 - 0.052843332 - 0.932598695). \bar{Q} + 0.052843332 \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + 0.932598695 Q_{t-1}$$

(توجه: عبارت $E - 05$ نماد علمی می‌باشد که برابر با 10^{-5} معادل است با ۰.۰۰۰۰۰۰۱). در ادامه از شکل‌های (۷) الی (۱۰)

نمودارهای همبستگی شرطی پویا بین این دو شاخص و برخی شاخص‌های دیگر ملاحظه می‌گردد.

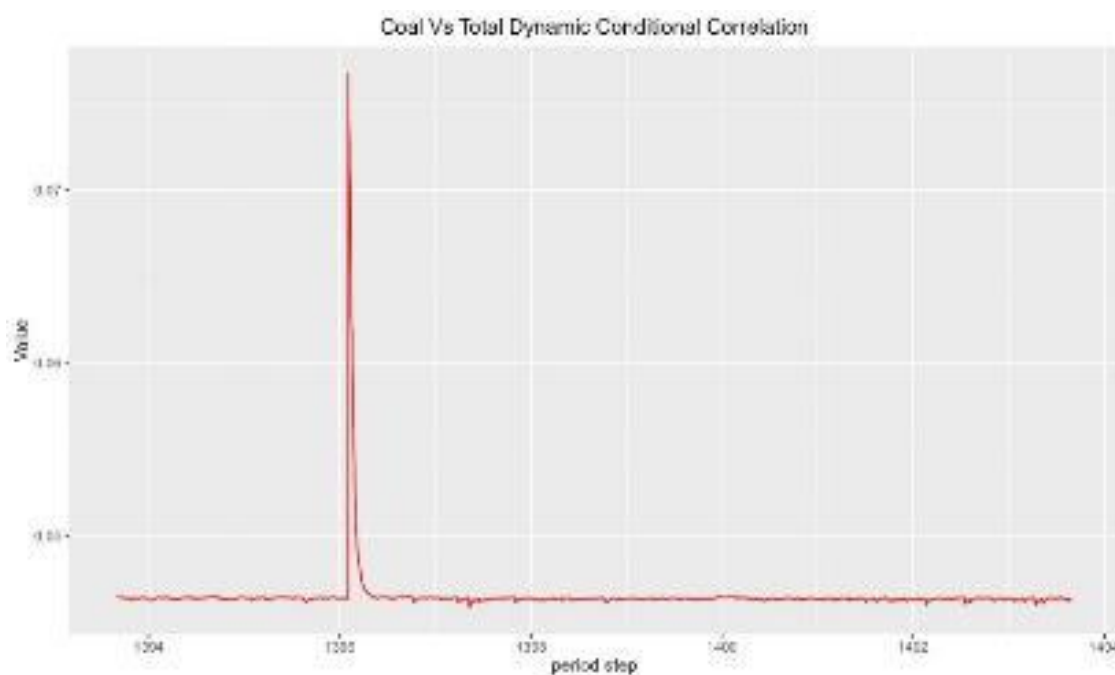
شکل ۷

نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص خودرو و شاخص کل هم وزن



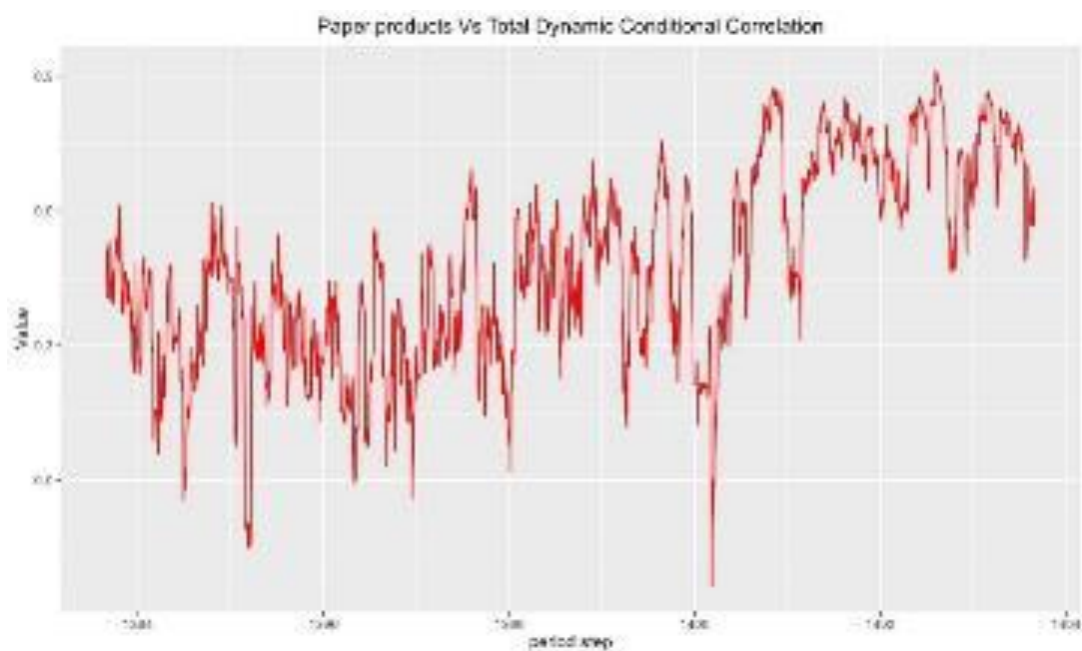
شکل ۸

نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص ذغال سنگ و شاخص کل هم وزن

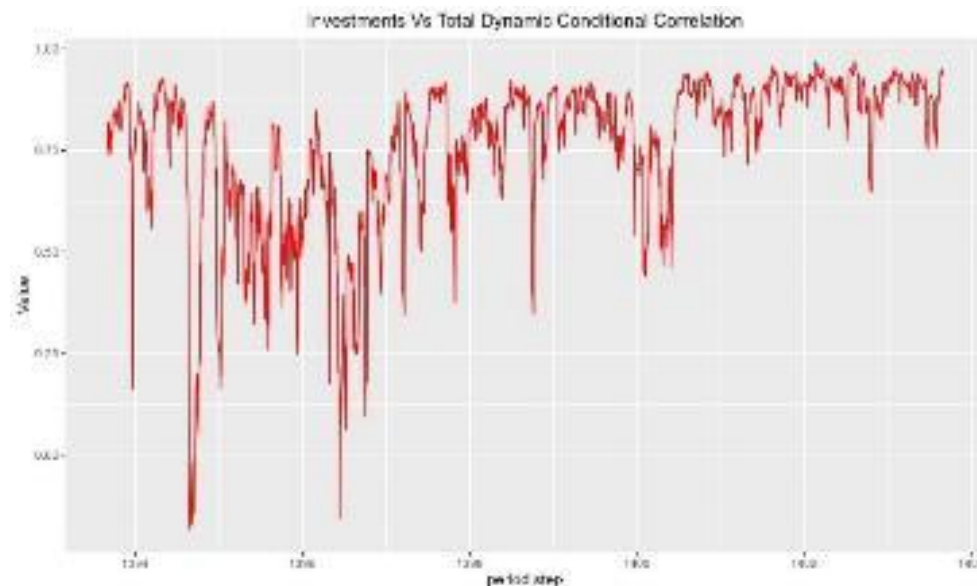


شکل ۹

نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص محصولات کاغذی و شاخص کل هم وزن



نمودار همبستگی شرطی بین بازدهی شاخص سرمایه‌گذاریها و شاخص کل هم وزن



همان‌گونه که از نمودارهای همبستگی مشاهده می‌شود، شاخص صنعت خودرو با شاخص کل هم‌وزن دارای همبستگی مثبت اما ناپایدار است؛ به‌طوری‌که مقدار همبستگی شرطی پویا در طول زمان نوسانات قابل‌توجهی را نشان می‌دهد. این رفتار بیانگر آن است که ارتباط میان این دو شاخص ثابت نبوده و با تغییر شرایط اقتصادی و نوسانات بازار، دستخوش تغییر می‌شود. دامنه همبستگی در بیشتر دوره‌ها بین ۰.۴ تا ۰.۸ قرار دارد، که نشان‌دهنده‌ی رابطه مثبت و هم‌جهت میان بازدهی این دو شاخص است. افت‌های موقتی به زیر ۰.۴ نیز حاکی از دوره‌های کاهش ارتباط یا اثر شوک‌های کوتاه‌مدت بازار است.

بر اساس مدل DCC ، ضریب $[Joint].dcc_{a1} = 0.053$

نشان می‌دهد که شوک‌های ناگهانی اثر محدودی بر شاخص خودرو دارند، اما این شوک‌ها می‌توانند

نوسانات همبستگی را در بازه‌های زمانی خاص تشدید یا تضعیف کنند. همچنین، مقدار بالای $[Joint].dcc_{b1} = 0.9326$

نشان‌دهنده حافظه بلندمدت در همبستگی شرطی است؛ به‌عبارتی، تغییرات همبستگی در این بازار

آهسته و تدریجی بوده و از پایداری نسبی برخوردار است. این الگو در تضاد با رفتار شاخص زغال‌سنگ است؛ همان‌طور که در شکل (۸) مشخص است، همبستگی این شاخص با شاخص بازار بسیار پایین و تقریباً ثابت بوده و تنها در یک مقطع زمانی کوتاه تغییر محسوسی داشته است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که میان این دو شاخص سرایت‌پذیری نوسانات وجود ندارد. در مورد شاخص محصولات کاغذی، همبستگی با شاخص بازار در ابتدای سال ۱۴۰۰ روندی کاملاً معکوس و منفی داشته، اما پس از آن روندی صعودی را طی کرده و تا حدود ۰.۹ افزایش یافته است؛ سپس این همبستگی مثبت و نسبتاً قوی در ادامه دوره حفظ شده است. همچنین، همبستگی شرطی بین شاخص سرمایه‌گذاریها و شاخص بازار از سال ۱۳۹۷ به بعد روندی صعودی داشته که بیانگر افزایش تدریجی وابستگی این شاخص به شاخص کل است. در ادامه، پس از محاسبه معیار ریسک سیستمی ($CoVaR_{\Delta}$) برای تمامی شاخص‌ها، نتایج نهایی در جدول (۷) ارائه شده است.

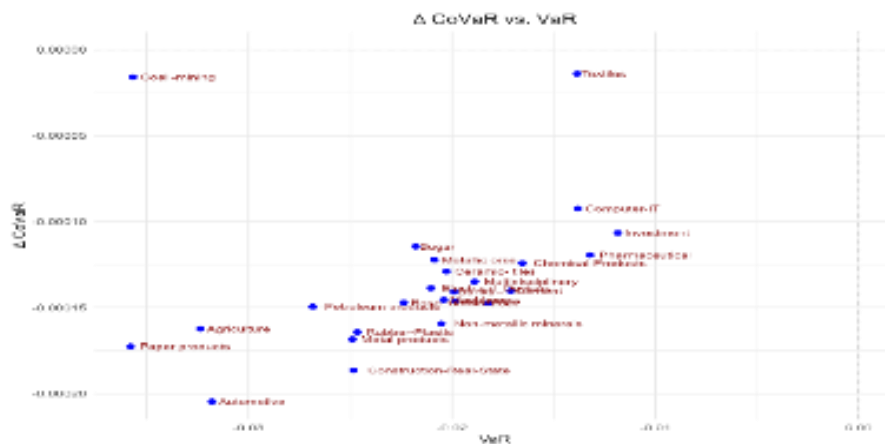
جدول ۷

نتایج رتبه بندی شاخص‌ها بر اساس ریسک سیستمی

ردیف	شاخص‌ها	میانگین ارزش در معرض ریسک (VaR)	میانگین ریسک سیستمی (DCoVaR)
۱	Automotive	-۰.۰۳۱۷۸	-۰.۰۰۰۰۲
۲	Construction-Real-State	-۰.۰۲۴۸۳	-۰.۰۰۰۰۱۹
۳	Paper products	-۰.۰۳۵۷۹	-۰.۰۰۰۰۱۷
۴	Metal products	-۰.۰۲۴۸۹	-۰.۰۰۰۰۱۷
۵	Rubber-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	Insurance	-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	Multidisciplinary	-۰.۰۱۸۸۹	-۰.۰۰۰۰۱۳
۱۷	Ceramic-tiles	-۰.۰۲۰۲۷	-۰.۰۰۰۰۱۳
۱۸	Chemical-Products	-۰.۰۱۶۵۴	-۰.۰۰۰۰۱۲
۱۹	Metallic ores	-۰.۰۲۰۸۷	-۰.۰۰۰۰۱۲
۲۰	Pharmaceutical	-۰.۰۱۳۲۱	-۰.۰۰۰۰۱۲
۲۱	Sugar	-۰.۰۲۱۷۸	-۰.۰۰۰۰۱۱
۲۲	Investments	-۰.۰۱۱۸۴	-۰.۰۰۰۰۱۱
۲۳	Computer-IT	-۰.۰۱۳۸۱	-۹.۲۴E-۰۵
۲۴	Coal-mining	-۰.۰۳۵۶۷	-۱.۵۸E-۰۵
۲۵	Textiles	-۰.۰۱۳۸۵	-۱.۳۹E-۰۵

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول فوق، شاخص‌ها بر مبنای میانگین سنج ریسک سیستمی ($\Delta CoVaR$) رتبه بندی شده اند. بررسی داده ها نشان می دهد که صنایع خودرو، انبوه سازی، محصولات کاغذی و فلزات اساسی بیشترین میزان ریسک سیستمی را به خود اختصاص داده اند؛ به این معنا که نوسانات این بخش ها بیشترین تأثیر را بر کل بازار دارند و در شرایط بحرانی می توانند منجر به سرایت تلاطم به سایر صنایع شوند. در مقابل، صنایع رایانه، زغال سنگ و منسوجات کمترین سطح ریسک سیستمی را نشان می دهند و از پایداری نسبی در برابر شوک های بازار برخوردارند. همچنین نتایج مربوط به ارزش در معرض ریسک (VaR) حاکی از آن است که بالاترین میانگین این شاخص در محصولات کاغذی و زغال سنگ مشاهده می شود، در حالی که شاخص سرمایه گذاری ها کمترین مقدار را داراست. برای درک بهتر رابطه میان این دو معیار ریسک، نمودار پراکنش آن ها در شکل (۱۱) ترسیم شده است تا ارتباط بین ریسک فردی و ریسک سیستمی صنایع به صورت بصری و مقایسه ای نمایش داده شود.

نمودار پراکنش متوسط ارزش در معرض ریسک شاخص‌ها در مقابل متوسط ریسک سیستمی آنها



در نمودار فوق، محور افقی میانگین ارزش در معرض ریسک (VaR) شاخص‌ها در سطح اطمینان ۹۵ درصد و محور عمودی میانگین ریسک سیستمی ($\Delta CoVaR$) را نشان می‌دهد. شاخص‌هایی که در سمت چپ و پایین نمودار قرار دارند، دارای ریسک کل و فردی بالاتری هستند. بر اساس نتایج، صنایع خودرو، محصولات کاغذی و زراعت هم از نظر ریسک سیستمی و هم از نظر ریسک مستقل در میان پرریسک‌ترین صنایع قرار دارند. در مقابل، صنعت منسوجات کمترین میزان ریسک را در هر دو بعد نشان می‌دهد. همچنین، زغال‌سنگ گرچه از نظر ریسک سیستمی پایین است، اما به صورت مستقل ریسک بالایی دارد. صنایع سرمایه‌گذاری و دارویی نیز با قرارگیری در نواحی میانی نمودار، به عنوان گروه‌هایی با ریسک متعادل و پایداری نسبی شناخته می‌شوند.

محاسبه اوزان هر شاخص توسط یادگیری ماشین

در این بخش، هدف تعیین درجه اهمیت هر شاخص در تبیین تغییرات قیمتی شاخص کل هم‌وزن است. از آنجا که بین شاخص‌های بورسی ارتباط متقابل، هم‌خطی و احتمال وجود روابط غیرخطی وجود دارد، از رویکرد یادگیری ماشین و به طور مشخص از یادگیری نظارت‌شده استفاده شده است. برای این منظور، از میان سه مدل پرکاربرد شامل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یکی به عنوان مدل اصلی برگزیده شد. پس از برازش مدل، با استفاده از تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و نرمال‌سازی آن‌ها، بردار اوزان شاخص‌ها استخراج گردید. در این مدل، ارزش در معرض ریسک (VaR) هر شاخص به عنوان متغیر ورودی و VaR شاخص کل هم‌وزن به عنوان متغیر هدف در نظر گرفته شده است؛ بنابراین، تمامی متغیرها از جنس تلاطم و ریسک هستند. به منظور آموزش مدل، ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان نمونه آموزشی و ۲۰ درصد باقی‌مانده به عنوان داده آزمایشی استفاده شده است. نتایج عملکرد مدل‌ها در جدول (۸) ارائه شده و بر اساس دو معیار خطای متداول یعنی ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) ارزیابی شده‌اند که 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

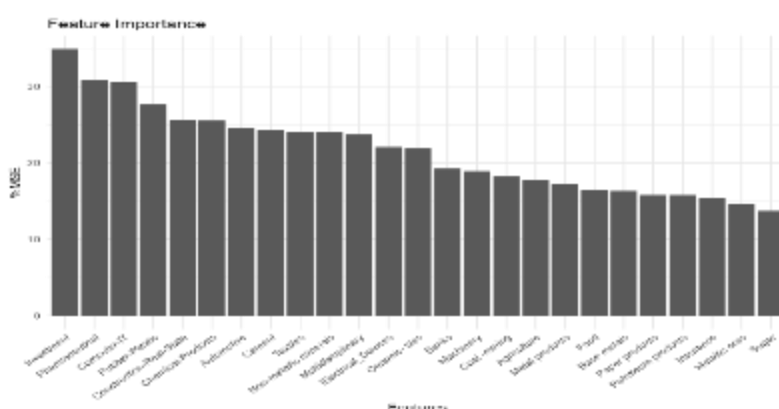
مقایسه نتایج دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ریسک بازار

مدل	MAE آموزشی	MAE آزمایشی	RMSE آموزشی	RMSE آزمایشی
بردار پشتیبان رگرسیون (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

نتایج جدول (۸) نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی در مقایسه با سایر مدل‌ها دارای کمترین میانگین قدر مطلق خطا (MAE) است و بنابراین از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار است. علاوه بر این، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) برای این مدل نیز کمتر از سایر مدل‌ها بوده که بیانگر پراکندگی پایین‌تر خطاها و پایداری بیشتر عملکرد مدل است. از این‌رو، مدل جنگل تصادفی به‌عنوان مدل نهایی برای تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها انتخاب شده است. لازم به ذکر است که شبکه عصبی مورد استفاده دارای یک لایه پنهان با ۱۰ نورون بوده و پارامترهای آن از طریق حدس مهندسی و روش آزمون و خطا تنظیم شده‌اند. برای استخراج وزن هر شاخص، اهمیت ویژگی‌ها بر اساس معیار درصد افزایش میانگین مربعات خطا محاسبه شده است. این معیار میزان افت دقت مدل را در صورت حذف هر متغیر می‌سنجد؛ به‌گونه‌ای که هرچه حذف یک متغیر موجب افزایش بیشتر خطا شود، اهمیت آن متغیر در مدل بالاتر خواهد بود. نتایج این تحلیل 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



با توجه به نمودار فوق ملاحظه می‌شود در بیان تغییرات ریسک بازار (منظور ارزش در معرض ریسک است) شاخص‌های سرمایه‌گذاریها و مواد دارویی بیشترین تاثیر را در حدود بیش از ۳۰٪ داشته‌اند. این بدان معنا است که با حذف یکی از این متغیرها حدود ۳۰٪ خطای مدل افزایش خواهد یافت. به همین ترتیب درجه اهمیت هر متغیر قابل مشاهده است. با نرمال سازی این معیار اوزان هر شاخص بدست می‌آید.

ساخت شاخص استرس فراگیر

پس از محاسبه معیار ریسک فراگیر ($\Delta CoVaR$) هر شاخص و همچنین وزن اهمیت هریک از آنها می‌توانیم شاخص استرس فراگیر را بر مبنای متدولوژی هالو و همکاران ۲۰۱۲ بصورت زیر تعریف کنیم:

$$SSI_t = (w \cdot \Delta CoVaR_t) C_t (w \cdot \Delta CoVaR_t)'$$

که در عبارت فوق SSI_t شاخص ریسک فراگیر در زمان t ، $\Delta CoVaR_t$ 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

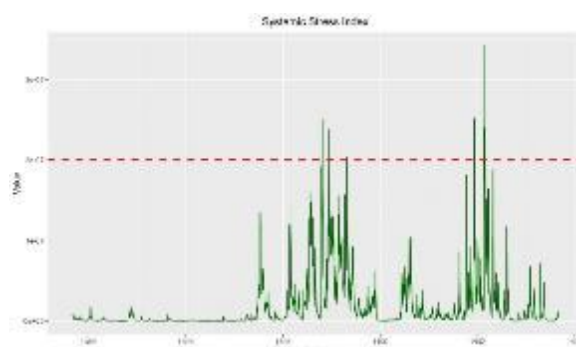
آزمون همبستگی پویا انگل و شپارد برای شاخص‌ها

متغیرها	آماره	مقدار معنی داری
کلیه شاخص‌ها به جز شاخص بازار	۲۸۲۴.۱۴۶	۰.۰۰

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

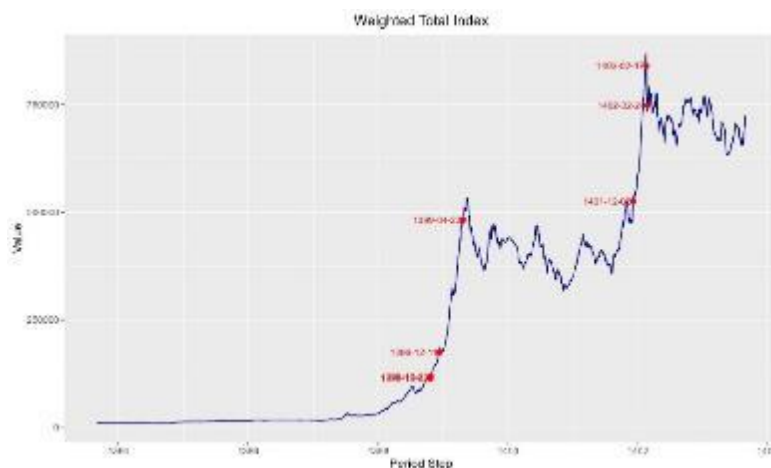


نمودار شکل فوق میزان استرس فراگیر بازار را در طول دوره بررسی شده نشان می‌دهد. عبور شاخص از خط قرمز مرزی بیانگر دوره‌هایی است که ریسک سیستمی بازار به اوج خود رسیده و شوک‌های ناشی از صنایع مختلف به سرعت در کل بازار سرایت کرده‌اند. این شاخص نقش هشدار زودهنگام دارد؛ به گونه‌ای که افزایش آن پیش از بروز تلاطم شدید در بازار مشاهده می‌شود و می‌تواند نشانه‌ای از آغاز

دوره‌های پیریسک باشد. همان‌طور که در شکل (۱۴) مشخص است، شاخص استرس پیش از وقوع افت‌های بزرگ بازار، سیگنال هشدار را صادر کرده است.

شکل ۱۴

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



بر اساس نمودار فوق، نخستین سیگنال هشدار استرس فراگیر بازار در تاریخ ۲۲ دی ۱۳۹۸ و پیش از آغاز رشد تاریخی شاخص کل صادر شده است. سیگنال قوی بعدی نیز در ۱۱ اسفند ۱۳۹۸ مشاهده می‌شود که هر دو نشان‌دهنده وضعیت پرتنش و ناپایدار بازار پیش از جهش قیمتی بوده‌اند. پس از رشد قابل‌توجه شاخص، در تاریخ ۲۳ تیر ۱۳۹۹ بار دیگر سطح استرس بازار افزایش یافته و سیگنالی قوی ثبت شده است که چند روز بعد با اصلاح شدید قیمتی همراه شده است. در ادامه، در ۶ اسفند ۱۴۰۱ شاخص استرس مجدداً افزایش یافته که در پی آن، بازار وارد دوره‌ای صعودی شده است. همچنین در سال ۱۴۰۲، این شاخص در تاریخ‌های ۱۷ اردیبهشت و ۲۴ اردیبهشت دوباره سیگنال‌های هشدار قوی صادر کرده است. قوی‌ترین سیگنال کل دوره مربوط به ۲۴ اردیبهشت ۱۴۰۲ است؛ در این روز، ماتریس همبستگی شرطی بین شاخص‌ها (جدول ۱۰) نشان‌دهنده افزایش چشمگیر هم‌حرکتی میان صنایع و تشدید ریسک سیستماتیک بازار بوده است.

جدول ۱۰

ماتریس همبستگی بین شاخص‌ها در تاریخ ۲۴-۲۰-۱۴۰۲

Textiles	Cement	Sugar	Constructi	Rubber-PI	Pharmace	Petroleum	Paper pro	Non-met	Multidisci	Metal pro	Metallic o	Machinen	Computer	Investmei	Food	Electrical	Coal - mini	Chemical-	Ceramic-	Automoti	Insurance	Base metz	Banks	Agriculture
0.05	0.53	0.43	0.5	0.52	0.42	0.42	0.55	0.46	0.47	0.37	0.49	0.45	0.53	0.59	0.51	0.31	0.44	0.49	0.43	0.5	0.43	0.45	1	0.45 Banks
0.04	0.57	0.4	0.55	0.52	0.57	0.52	0.45	0.56	0.57	0.5	0.44	0.52	0.48	0.64	0.57	0.51	0.33	0.53	0.47	0.61	0.56	0.54	1	0.45 Banks
0.06	0.57	0.35	0.49	0.49	0.54	0.67	0.45	0.58	0.74	0.47	0.7	0.5	0.47	0.64	0.53	0.47	0.35	0.74	0.46	0.42	0.47	1	0.54	0.43 Base metz
0.09	0.6	0.45	0.56	0.55	0.6	0.5	0.46	0.58	0.53	0.5	0.43	0.52	0.49	0.62	0.6	0.54	0.35	0.51	0.5	0.52	1	0.47	0.56	0.5 Insurance
0.07	0.5	0.41	0.54	0.49	0.5	0.47	0.46	0.55	0.47	0.52	0.37	0.51	0.43	0.63	0.54	0.53	0.31	0.43	0.49	1	0.52	0.42	0.61	0.43 Automoti
0.09	0.59	0.46	0.57	0.54	0.55	0.43	0.46	0.62	0.49	0.51	0.43	0.51	0.43	0.56	0.57	0.54	0.37	0.48	1	0.49	0.5	0.46	0.47	0.49 Ceramic- f
0.06	0.59	0.38	0.49	0.5	0.58	0.69	0.44	0.58	0.79	0.49	0.66	0.49	0.53	0.66	0.54	0.51	0.35	1	0.48	0.43	0.51	0.74	0.53	0.44 Chemical-
0.08	0.38	0.29	0.38	0.32	0.38	0.29	0.35	0.42	0.33	0.38	0.34	0.39	0.29	0.39	0.41	0.38	1	0.35	0.37	0.31	0.35	0.35	0.33	0.31 Coal - mini
0.07	0.57	0.45	0.56	0.53	0.56	0.44	0.47	0.62	0.52	0.56	0.44	0.51	0.46	0.6	0.6	1	0.38	0.51	0.54	0.53	0.54	0.47	0.51	0.51 Electrical
0.12	0.64	0.53	0.64	0.62	0.66	0.52	0.52	0.65	0.57	0.57	0.47	0.59	0.52	0.67	1	0.6	0.41	0.54	0.57	0.54	0.6	0.53	0.57	0.59 Food
0.08	0.67	0.47	0.62	0.61	0.66	0.61	0.5	0.67	0.7	0.58	0.56	0.61	0.56	1	0.67	0.6	0.39	0.66	0.56	0.63	0.62	0.64	0.64	0.53 Investmei
0.08	0.49	0.43	0.47	0.47	0.54	0.44	0.41	0.53	0.49	0.45	0.41	0.5	1	0.56	0.52	0.46	0.29	0.53	0.43	0.43	0.49	0.47	0.48	0.45 Computer
0.11	0.58	0.47	0.61	0.53	0.55	0.46	0.5	0.59	0.54	0.53	0.4	1	0.5	0.61	0.59	0.51	0.39	0.49	0.51	0.51	0.52	0.5	0.52	0.49 Machinen
0.05	0.51	0.32	0.41	0.42	0.51	0.56	0.4	0.49	0.64	0.4	1	0.4	0.41	0.56	0.47	0.44	0.34	0.66	0.43	0.37	0.43	0.7	0.44	0.37 Metallico
0.14	0.55	0.42	0.58	0.5	0.54	0.45	0.48	0.62	0.5	1	0.4	0.53	0.45	0.58	0.57	0.56	0.38	0.49	0.51	0.52	0.5	0.47	0.5	0.47 Metal pro
0.08	0.62	0.4	0.51	0.54	0.6	0.66	0.46	0.59	1	0.5	0.64	0.54	0.49	0.7	0.57	0.52	0.33	0.79	0.49	0.49	0.47	0.53	0.74	0.57 Multidisci
0.09	0.62	0.52	0.63	0.6	0.62	0.5	0.54	1	0.59	0.62	0.49	0.59	0.53	0.67	0.65	0.62	0.42	0.58	0.62	0.55	0.58	0.58	0.56	0.55 Non-met
0.09	0.47	0.4	0.53	0.45	0.47	0.4	1	0.54	0.46	0.48	0.4	0.5	0.41	0.5	0.52	0.47	0.35	0.44	0.46	0.46	0.45	0.45	0.45	0.42 Paper pro
0.04	0.54	0.33	0.47	0.46	0.52	1	0.4	0.5	0.66	0.45	0.56	0.46	0.44	0.61	0.52	0.44	0.29	0.69	0.43	0.47	0.5	0.67	0.52	0.42 Petroleum
0.09	0.67	0.51	0.6	0.59	1	0.52	0.47	0.62	0.6	0.54	0.51	0.55	0.54	0.66	0.66	0.56	0.38	0.58	0.55	0.5	0.6	0.54	0.57	0.52 Pharmace
0.06	0.61	0.44	0.57	1	0.59	0.46	0.45	0.6	0.54	0.5	0.42	0.53	0.47	0.61	0.62	0.53	0.32	0.5	0.54	0.49	0.55	0.49	0.52	0.52 Rubber-PI
0.12	0.62	0.51	1	0.57	0.6	0.47	0.53	0.63	0.51	0.58	0.41	0.61	0.47	0.62	0.64	0.56	0.38	0.49	0.57	0.54	0.56	0.49	0.55	0.5 Constructi
0.1	0.45	1	0.51	0.44	0.51	0.33	0.4	0.52	0.4	0.42	0.32	0.47	0.43	0.47	0.53	0.45	0.29	0.38	0.46	0.41	0.45	0.35	0.4	0.43 Sugar
0.07	1	0.45	0.62	0.61	0.67	0.54	0.47	0.62	0.62	0.55	0.51	0.58	0.49	0.67	0.64	0.57	0.38	0.59	0.59	0.5	0.6	0.57	0.57	0.53 Cement
1	0.07	0.1	0.12	0.06	0.09	0.04	0.09	0.09	0.08	0.14	0.05	0.11	0.08	0.08	0.12	0.07	0.08	0.06	0.09	0.07	0.09	0.06	0.04	0.05 Textiles



آزمون‌های پایداری و استرس

برای ارزیابی کمی و کیفی شاخص استرس فراگیر، سه دسته آزمون شامل پایداری زمانی، تحلیل استرس و پیش‌بینی‌پذیری اجرا شد. هدف از پایداری آن است که شاخص در شرایط متنوع بازار، بازه‌های زمانی مختلف و در مواجهه با شوک‌ها عملکردی سازگار و قابل اتکا داشته باشد. بدین منظور، شاخص در سناریوهای متفاوت آزموده شد تا هم رفتار آن در زمان سنجیده شود، هم واکنش‌پذیری‌اش در دوره‌های تنش و هم توانایی آن در ارائه سیگنال‌های پیش‌نگر ارزیابی گردد.

آزمون‌های پایداری زمانی

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 ۱۱

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 شاخص استرس	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

جدول ۱۲

نتایج آزمون همگنی واریانس و برابری میانگین مقدار شاخص طی سالیهای 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

نتایج آزمون لون نشان داد که مقدار معنی‌داری کمتر از ۰/۰۵ است؛ بنابراین فرض برابری واریانس شاخص استرس بین سال‌های مختلف رد می‌شود و می‌توان گفت پراکندگی شاخص در طول دوره یکسان نبوده است. همچنین بر اساس آزمون کروسکال والیس، میانگین شاخص استرس طی سال‌های ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ تفاوت معناداری دارد. این یافته‌ها نشان می‌دهد رفتار شاخص استرس در سال‌های مختلف متفاوت بوده و دارای پایداری زمانی است.

تحلیل رابطه علیت شاخص استرس فراگیر با سایر بازارها

در این بخش، روابط علی میان شاخص استرس فراگیر طراحی شده در این پژوهش با بازدهی بازار ارز (دلار) و بازدهی بازار سکه مورد بررسی قرار گرفته است. برای انجام این تحلیل، ابتدا داده‌های مربوط به هر بازار استخراج و تاریخ آن‌ها به صورت هماهنگ تنظیم گردید. سپس، جهت بررسی وجود رابطه علیت میان متغیرها، از آزمون علیت گرنجر استفاده شد. آزمون گرنجر ابزاری آماری برای تعیین جهت و وجود رابطه

علّی میان متغیرهای سری زمانی است و مشخص می‌کند که آیا تغییرات یک متغیر می‌تواند در پیش‌بینی تغییرات متغیر دیگر مؤثر باشد یا خیر. پیش از اجرای این آزمون، لازم است از مانایی متغیرها اطمینان حاصل شود تا نتایج آزمون معتبر باشد. بر همین اساس، در جدول (۱۳) نتایج آزمون ریشه واحد برای سه متغیر «شاخص استرس فراگیر»، «بازدهی دلار آزاد» و «بازدهی سکه» ارائه شده است. مقادیر معنی‌داری به‌دست‌آمده برای تمامی متغیرها کمتر از ۰/۰۱ بوده و در نتیجه، فرض مانایی آن‌ها در سطح اطمینان ۹۹ درصد پذیرفته می‌شود.

جدول ۱۳

آزمون ریشه واحد دیکی فولر تعمیم یافته برای متغیرهای پژوهش

متغیرها	آماره آزمون	مقدار معنی‌داری
دلار آزاد	-۱۳.۲۶۳۸	<۰.۰۱
سکه جدید	-۱۳.۱۵۱۷	<۰.۰۱
شاخص استرس فراگیر	-۶.۵۵۵۲۲	<۰.۰۱

نتایج به‌دست‌آمده از آزمون علیت گرنجر که در جدول (۱۴) ارائه شده است، بیانگر وجود یک رابطه علّی یک‌طرفه میان بازار ارز و شاخص استرس فراگیر است. بر اساس مقادیر معنی‌داری به‌دست‌آمده، جهت علیت از بازار ارز آزاد به شاخص استرس فراگیر در سطح خطای کمتر از ۰/۰۵ معنادار است؛ بنابراین فرض صفر مبنی بر عدم تأثیر بازار ارز بر شاخص استرس رد می‌شود. این نتیجه نشان می‌دهد که نوسانات و شوک‌های بازار ارز می‌توانند تغییرات شاخص استرس فراگیر را پیش‌بینی و بر آن اثرگذار باشند.

در مقابل، آزمون برای بازار سکه طلا نشان داد که هیچ‌یک از جهت‌های علیت بین این متغیر و شاخص استرس فراگیر از لحاظ آماری معنادار نیست. به بیان دیگر، تغییرات در بازار سکه تأثیری قابل توجه بر شاخص استرس فراگیر ندارد و رابطه علّی بین این دو متغیر برقرار نیست.

جدول ۱۴

نتایج آزمون علیت گرنجر در سطح خطای ۵ درصد

جهت علیت	آماره	مقدار معنی‌داری	وضعیت
بازار ارز آزاد به شاخص استرس فراگیر	۴.۸۳۲۳	۰.۰۲۸۰۳	علیت معنی‌دار
شاخص استرس فراگیر به بازار ارز آزاد	۰.۷۴۸۱	۰.۳۸۷۲	عدم معنی‌داری
بازار سکه به شاخص استرس فراگیر	۰.۲۳۱۵	۰.۶۳۰۵	عدم معنی‌داری
شاخص استرس فراگیر به بازار سکه	۰.۳۰۳۶	۰.۵۸۱۷	عدم معنی‌داری

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر تصویری روشن و چندلایه از رفتار استرس مالی در بازار سرمایه ایران ارائه می‌کند و نشان می‌دهد که ترکیب مدل‌های پویا همچون DCC-MGARCH با رویکردهای یادگیری ماشین می‌تواند کارآمدترین ابزار در شناسایی، پایش و پیش‌بینی دوره‌های تنش فراگیر باشد. نخستین بخش از نتایج، مربوط به تحلیل ویژگی‌های آماری داده‌ها بود که نشان داد تقریباً تمامی شاخص‌های صنعتی از

توزیع نرمال تبعیت نمی‌کنند و در عین حال دارای ناهمسانی واریانس هستند؛ وضعیتی که در ادبیات مالی بسیار رایج است و نشان‌دهنده وجود شوک‌های قیمتی شدید و رفتار خوشه‌ای نوسانات است. این الگو پیش‌تر نیز توسط مطالعات مرتبط تأیید شده است؛ برای نمونه، پژوهش‌های انجام‌شده بر روی بازارهای نوظهور نشان داده‌اند که داده‌های مالی به دلیل ماهیت غیرخطی و وابستگی زمانی، معمولاً دارای دم‌های سنگین و توزیع نرمال‌گریز هستند (Ahmed et al., 2024؛ Kanthimathinathan, 2020). از این منظر، نتایج پژوهش حاضر با یافته‌های پیشین همسو است و مبنای منطقی به‌کارگیری مدل‌های GARCH را تقویت می‌کند.

بررسی همبستگی پویا میان شاخص‌های صنعت و شاخص کل هم‌وزن نیز نشان داد که تمامی صنایع دارای همبستگی متغیر با زمان هستند و فرض همبستگی ثابت رد شد. این موضوع، یکی از مهم‌ترین شواهد تجربی پژوهش است، زیرا بیان می‌کند که روابط میان بازارهای مختلف در طول زمان تغییر می‌کند و واکنش آن‌ها به شوک‌های اقتصادی یکسان نیست. تحقیقات پیشین نیز تأکید کرده‌اند که همبستگی پویا یکی از مشخصه‌های اصلی بازارهای بی‌ثبات است و استفاده از مدل‌های پویا مانند DCC-MGARCH ضروری خواهد بود (Yousfani et al., 2025؛ Ozcelebi, 2020). این تغییرات پویا در همبستگی‌ها، ماهیت سرایت‌پذیری نوسانات میان صنایع را منعکس می‌کند، ضرورتی که در پژوهش‌های مربوط به نوسانات نرخ ارز، بورس و بازار کالا نیز مشاهده شده است (Gholizadeh & Erfani, 2020).

نتیجه مهم دیگر پژوهش، مربوط به محاسبه معیار CoVaR برای سنجش ریسک سیستمی صنایع بود که نشان داد برخی صنایع مانند خودرو، انبوه‌سازی، محصولات کاغذی و فلزات اساسی بیشترین سهم را در ایجاد ریسک فراگیر در بازار سرمایه دارند. این نتیجه با ساختار بازار سهام ایران کاملاً همخوان است؛ زیرا این صنایع نه تنها سهم بالایی در ارزش بازار دارند، بلکه به دلیل وابستگی به متغیرهای کلان اقتصادی مانند نرخ ارز، قیمت مواد اولیه و سیاست‌های دولتی، به‌طور طبیعی دچار نوسانات شدیدتری می‌شوند. یافته‌های مربوط به نقش حساس این صنایع با مطالعاتی که اثر شوک‌های کالایی، ارزی و تورمی را بر نوسانات بورس تأیید کرده‌اند همسو است (Asadi et al., 2022؛ askar, 2022؛ Torki, 2021). همچنین پژوهش دیگری نشان داده است که در اقتصادهای شکننده، صنایع بزرگ و وابسته به سیاست‌گذاری‌های دولتی معمولاً کانال اصلی انتقال استرس مالی هستند (Jabil et al., 2025). بنابراین، نتایج این پژوهش تنها یک وضعیت تجربی خاص در ایران نیست، بلکه بازتاب پدیده‌ای جهانی است که در کشورهایی با ساختار اقتصادی مشابه مشاهده می‌شود.

در تحلیل ارزش در معرض ریسک (VaR)، صنایع محصولات کاغذی، زغال سنگ و فلزات اساسی بیشترین ریسک مستقل را نشان دادند. این نتیجه از نظر اقتصادی قابل تبیین است، زیرا صنایع کالاپایه معمولاً بیش از سایر صنایع در معرض شوک‌های شدید قیمتی قرار دارند. پژوهش‌های پیشین نیز بیان کرده‌اند که بازارهای کالاپایه، به‌ویژه در ارتباط با قیمت نفت، طلا و مواد خام، معمولاً نوسانات هماهنگ و شدیدی را تجربه می‌کنند و این ویژگی می‌تواند ریسک سیستماتیک را تشدید کند (Ahmed et al., 2024؛ Dewi, 2024). همچنین نتایج پژوهش نشان داد که صنعتی مانند منسوجات، در حالی که ریسک سیستمی پایینی دارد، از نظر ریسک مستقل نیز پایین‌ترین مقدار را ثبت کرده و این امر آن را به یکی از صنایع باثبات بازار تبدیل می‌کند. این یافته مطابق نتایج پژوهش‌هایی است که صنایع کوچک‌تر و کم‌ارتباط‌تر با بازارهای جهانی را از حیث ریسک، قابل پیش‌بینی‌تر می‌دانند (Nicolescu, 2020).

یکی از مهم‌ترین بخش‌های پژوهش حاضر، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها در تبیین نوسانات شاخص کل هم‌وزن بود. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی عملکردی بهتر از رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه عصبی دارد. این یافته مطابق ادبیات پژوهش‌های مالی است که نشان می‌دهد مدل جنگل تصادفی به دلیل توانایی بالا در مدیریت داده‌های غیرخطی، توزیع‌های نامتقارن و هم‌خطی، در پیش‌بینی متغیرهای مالی دقت بیشتری دارد (Behravan & Razavi, 2020). مطالعاتی مشابه نیز نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های هوشمند، از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر تحلیل خطای میانگین و شبکه‌های عصبی تقویت‌شده، می‌تواند دقت پیش‌بینی

بازارهای مالی را به طور چشمگیری افزایش دهد (Fallah, 2024; Tavakoli & Doosti, 2021). همچنین پژوهش‌های جدید درباره طراحی شاخص‌های نوسان مالی تأیید کرده‌اند که ادغام یادگیری ماشین با مدل‌های اقتصادسنجی پویا، نتایجی دقیق‌تر و سازگارتر با رفتار واقعی بازار فراهم می‌کند (Pourmansouri, 2025; Ghaffari Gol Afshani et al., 2023).

بررسی شاخص استرس فراگیر نشان داد این شاخص توانسته است دوره‌های پرتنش بازار را به طور پیش‌نگر شناسایی کند و سیگنال‌های هشدار را پیش از وقوع افت‌های شدید شاخص کل ثبت کند. این رفتار پیش‌نگر، یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شاخص‌های استرس معتبر در جهان است. پژوهش‌های بین‌المللی، از جمله مطالعات مربوط به اقتصاد پاکستان، تأکید کرده‌اند که شاخص‌های استرس مالی اگر به درستی طراحی شوند، می‌توانند واکنش‌پذیری نسبت به شوک‌ها را با دقت بالا ثبت کرده و ابزار قدرتمندی برای سیاست‌گذاری پولی باشند (Yousfani et al., 2025). همچنین پژوهش‌های انجام‌شده بر روی بازارهای جهانی نشان می‌دهد که شاخص‌های استرس قادرند نوسانات هم‌زمان در بازارهای سهام، ارز و کالا را پیش از وقوع بحران پیش‌بینی کنند (Ahmed et al., 2024).

یکی دیگر از یافته‌های مهم این پژوهش، وجود رابطه علی یک‌طرفه از بازار ارز آزاد به شاخص استرس فراگیر است، در حالی که بازار سکه اثر معناداری بر استرس بازار نداشته است. این نتیجه در ایران قابل پیش‌بینی است، زیرا نخستین و سریع‌ترین کانال انتقال شوک‌های اقتصادی در سال‌های اخیر، بازار ارز بوده است. ادبیات پژوهش نیز بیان می‌کند که نرخ ارز یکی از مهم‌ترین متغیرهای کلان اثرگذار بر بازار سرمایه است (askar, 2022; Asadi et al., 2022). افزون‌براین، رویکردهای اقتصادسنجی نشان داده‌اند که رابطه میان ارز و بورس معمولاً هم‌جهت است و تغییرات بلندمدت ارز می‌تواند نوسانات گسترده‌ای در بازار سهام ایجاد کند (askar et al., 2022). در مقابل، یافته پژوهش حاضر مبنی بر بی‌تأثیر بودن بازار سکه، با نتایج برخی پژوهش‌ها که نشان داده‌اند نوسانات بازار سکه الزاماً اثرات ساختاری بر استرس مالی ندارند، همخوان است (Torki et al., 2021).

مجموعه این نتایج نشان می‌دهد که رویکرد ترکیبی استفاده‌شده در این مطالعه توانسته است تصویری جامع از وضعیت ریسک سیستماتیک بازار سرمایه ایران ارائه دهد. ترکیب مدل‌های پویا با الگوریتم‌های یادگیری ماشین نه تنها دقت پیش‌بینی را افزایش داده، بلکه امکان سنجش هم‌زمان ریسک صنایع، سرایت‌پذیری نوسانات و نقش متغیرهای برون‌زا را فراهم کرده است. این یافته‌ها بر شکاف ادبیات پژوهش ایران در زمینه طراحی شاخص‌های جامع استرس مالی تأکید دارد و نشان می‌دهد که پژوهش حاضر گامی مؤثر در جهت توسعه ابزارهای پیشرفته برای مدیریت ریسک و سیاست‌گذاری در بازار سرمایه است.

این پژوهش محدودیت‌هایی دارد. نخست آن که داده‌ها تنها شامل شاخص‌های صنعتی بورس اوراق بهادار تهران بوده و سایر بازارهای موازی همچون مسکن، انرژی یا اوراق بدهی در آن لحاظ نشده‌اند. دوم این که مدل بر مبنای داده‌های روزانه ساخته شده و اثر شوک‌های لحظه‌ای یا رفتار معامله‌گران کوتاه‌مدت به طور دقیق قابل مشاهده نیست. سوم، شرایط خاص اقتصادی ایران مانند تحریم‌ها، نوسانات سیاسی و محدودیت‌های بازار ارز ممکن است نتایج را برای سایر کشورها غیرقابل تعمیم کند. در نهایت، برخی متغیرهای مؤثر همچون انتظارات سرمایه‌گذاران یا شاخص‌های احساسات بازار به دلیل محدودیت‌های داده‌ای در مدل وارد نشده‌اند.

پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده دامنه متغیرها با طراحی مدل‌های چندبازاره گسترش یابد تا بازارهایی مانند طلا، مسکن، انرژی و رمزارز نیز وارد تحلیل شوند. همچنین استفاده از داده‌های فرکانس بالا (High-Frequency) می‌تواند کیفیت سنجش استرس مالی را افزایش دهد. پیشنهاد دیگر، ترکیب مدل‌های پیشرفته یادگیری عمیق با شبکه‌های عصبی بازگشتی برای شناسایی بهتر الگوهای زمانی است. افزون‌براین، سنجش نقش احساسات سرمایه‌گذاران با استفاده از تحلیل اخبار، شبکه‌های اجتماعی و شاخص‌های روان‌شناختی می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد.



برای سیاست‌گذاران اقتصادی، طراحی سامانه پایش لحظه‌ای استرس مالی مبتنی بر مدل ارائه‌شده پیشنهاد می‌شود تا هشدارهای زودهنگام برای مدیریت ریسک فراهم گردد. برای فعالان بازار سرمایه، توجه به صنایع پرریسک و استفاده از ابزارهای پوشش ریسک ضروری است. همچنین نهادهای نظارتی باید شاخص استرس را به‌عنوان ورودی در تصمیمات سیاستی، مدیریت بحران و تنظیم‌گری بازار قرار دهند تا از ایجاد چرخه‌های ناپایدار در بازار جلوگیری شود.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازن اخلاقی

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

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

- Ahmed, H., Aslam, F., & Ferreira, P. (2024). Navigating Choppy Waters: Interplay between Financial Stress and Commodity Market Indices. *Fractal and Fractional*, 8(2), 96. <https://doi.org/10.3390/fractalfract8020096>
- Asadi, G. H., Abdoh Tabrizi, H., & Farazmand, S. (2022). Exchange Rates, Gold Coin Prices, and Herding in the Stock Market. *Iranian Economic Review*, 26(2), 389-406. https://ier.ut.ac.ir/article_88170.html
- askar, W. I., laftah, F. M., & habib, H. B. (2022). Investigating the Relationship between Exchange Rate and Stock Price (Case Study : iran). *Muthanna Journal of Administrative and Economic Sciences*. https://www.researchgate.net/publication/363307089_Investigating_the_Relationship_between_Exchange_Rate_and_Stock_Price_Case_Study_iran
- Behravan, I., & Razavi, S. M. (2020). Stock price prediction using machine learning and swarm intelligence. *Journal of electrical and computer engineering innovations (JECEI)*, 8(1), 31-40. https://jecei.sru.ac.ir/article_1421_6d94cea044bc908eba67a7ad40fe184e.pdf
- Choi, S. B., Sauka, K., & Lee, M. (2024). Dynamic capital structure adjustment: an integrated analysis of firm-specific and macroeconomic factors in Korean firms. *International Journal of Financial Studies*, 12(1), 26. <https://doi.org/10.3390/ijfs12010026>
- Dewi, L. P., Fitria, S. A., Nidia, S. P., & Sitio, V. (2024). Pasar modal dan pengaruhnya terhadap perekonomian di Indonesia. *JAKA (JURNAL AKUNTANSI, KEUANGAN, DAN AUDITING) Upepudumenu: Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Dian Nuswantoro*, 5(1), 196-214. <https://doi.org/10.56696/jaka.v5i1.10755>
- 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>

- Ghaffari Gol Afshani, R., FallahShams, M. F., Safa, M., & Jahangirnia, H. (2023). Designing a Financial Volatility Index (FVI): approach to machine learning models in uncertainty. *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 1-30. <https://doi.org/10.1080/17520843.2022.2154480>
- Gholizadeh, M., & Erfani, A. (2020). Analyzing the Structural Breaks and the Exchange Market Turbulence on Volatility Spillovers Between Exchange Rates and Tehran Stock Exchange. *Financial Knowledge of Securities Analysis*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3730886>
- Jabil, Y. I., Ibbih, J. M., & Akawu, F. A. (2025). Macroeconomic variables and the performance of Nigerian capital market. *Journal of Management Science and Career Development*. https://www.researchgate.net/publication/388991179_MACROECONOMIC_VARIABLES_AND_THE_PERFORMANCE_OF_NIGERIAN_CAPITAL_MARKET
- Kanthimathinathan, S. (2020). Capital Market Instruments and its Importance Role in Stock Market in India.
- Niculescu, L. (2020). Macroeconomic factors and capital markets. Selected experiences in Central and Eastern Europe. *Management Dynamics in the Knowledge Economy*, 8(2), 159-174. <https://doi.org/10.2478/mdke-2020-0011>
- Okorontah, C. F., & John, O. O. (2022). The Nigerian Capital Market and Selected Macroeconomic Variables: An Econometric Analysis. https://www.researchgate.net/publication/362652065_The_Nigerian_Capital_Market_and_Selected_Macroeconomic_Variables_An_Econometric_Analysis
- Permata, C. P., & Ghoni, M. A. (2019). Peranan pasar modal dalam perekonomian negara Indonesia. *Jurnal AkunStie (JAS)*, 5(2), 50-61.
- Pourmansouri, R., Fallahshams, M., & Afshani, R. G. G. (2025). Designing a financial stress index based on the GHARCH-DCC approach and machine learning models. *Journal of the Knowledge Economy*, 16(1), 2689-2718. <https://doi.org/10.1007/s13132-024-02075-9>
- Shamisavi, M., & Jahanshahi, A. (2022). Forecasting tehran stock exchange trend with time series analysis, fundamental data, and sentiment analysis in news. 2022 30th International Conference on Electrical Engineering (ICEE),
- Tavakoli, M., & Doosti, H. (2021). Forecasting the Tehran Stock market by Machine Learning Methods using a New Loss Function. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 6(2), 194-205. https://journals.iau.ir/article_678748.html
- Torki, L., Samadi, S., & Safarpour, Z. (2021). Analysis of the effect of macroeconomic variables on fluctuation of future gold market in Iran. *International Journal of New Political Economy*, 2(1), 251-271. <https://doi.org/10.29252/jep.2.1.251>
- Yousfani, K., Iftikhar, H., Rodrigues, P. C., Armas, E. A. T., & López-Gonzales, J. L. (2025). Global Shocks and Local Fragilities: A Financial Stress Index Approach to Pakistan's Monetary and Asset Market Dynamics. *Economies*, 13(8), 243. <https://doi.org/10.3390/economies13080243>
- Zhao, C. (2024). Key Factors for Financial Market Stability and Policy Response. *Journal of World Economy*, 3(3), 15-18. <https://doi.org/10.56397/JWE.2024.09.02>