

The Interaction Effect of Green Finance and Health Expenditure on Environmental sustainability in D8 Group Countries: A Panel Cointegration Approach with Cross-Sectional Dependence

Saeed Sadrzadeh Moghadam*, Kambiz Hojabr Kiani**, Kambiz Peykarjoo***, Alireza Moradi****

Original Article	Receive Date: 2025 Sep 07	Accept Date: 2026 Apr 14	Page: 1-42
------------------	---------------------------	--------------------------	------------

Abstract

In this study, the weekly realized volatility of Bitcoin is modeled and forecasted using the Multi-Interval Data Approach (MIDAS) using 5-minute intraday data. To this end, first, the daily and weekly realized volatility are calculated from the radio data and then a basic MIDAS-RV model is developed to forecast the weekly volatility. Next, by adding leverage and the implied volatility indices of the stock market (VIX) and the oil market (OVX), several alternative models are designed and their performance is evaluated in the framework of out-of-sample forecasts. The results of the error evaluation criteria show that the model that simultaneously uses daily realized volatility, leverage, and implied volatility indices produces a significant reduction in forecast error compared to the baseline model; so that the mean squared forecast error (MSE) is reduced by more than 55.4 percent compared to the baseline model. In addition, the results of the model confidence set (MCS) test based on different loss functions (MSE, QLIKE, and MAE) show that the aforementioned model is identified as the superior model in all scenarios. Extensive stability tests, including changes in the number of lags, evaluation methods, and alternative volatility estimators, indicate the robustness of the results obtained. The findings of this study show that the systematic use of daily information extracted from 5-minute data in the MIDAS framework can significantly improve the accuracy of predicting weekly volatility in the cryptocurrency market.

Keywords: BitCoin, High-Frequency Data, MIDAS, Model Confidence Set, Realized Volatility

JEL Classification: C22, C89, G17.

* Ph.D. Student, Department of Economic, Faculty of Management and Economics, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
saeed.sadrzadeh@srbiau.ac.ir

** Prof. Department of Economic, Faculty of Economics, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran (Corresponding author)
kianikh@yahoo.com

*** Assistant Prof, Department of Economic, Faculty of Management and Economic, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
k.peykarjou@srbiau.ac.ir

**** Assistant Prof, Department of Economic, Faculty of Humanities, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran
alirezaradin@yahoo.com

مدل سازی و پیش بینی نوسانات دارایی با استفاده از رویکرد داده های با تواتر زمانی متفاوت (MIDAS): مطالعه موردی رمزارزها

سعید صدرزاده مقدم*، کامبیز هژبر کیانی**، کامبیز پیکارجو***، علیرضا مرادی****

نوع مقاله: پژوهشی	تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۶/۱۶	تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۷/۲۵	شماره صفحه: ۴۲-۱
-------------------	--------------------------	-------------------------	------------------

چکیده

در این پژوهش، نوسان تحقق یافته هفتگی رمزارز بیت کوین با بهره گیری از رویکرد داده های با تواتر زمانی متفاوت (MIDAS) و استفاده از اطلاعات میان روزانه ۵ دقیقه ای مدل سازی و پیش بینی می شود. بدین منظور، ابتدا نوسان تحقق یافته روزانه و هفتگی از داده های پرتواتر محاسبه شده و سپس یک مدل پایه MIDAS-RV برای پیش بینی نوسان هفتگی توسعه داده می شود. در ادامه، با افزودن اثر اهرم و شاخص های نوسان ضمنی بازار سهام (VIX) و بازار نفت (OVX)، چندین مدل جایگزین طراحی و عملکرد آن ها در چارچوب پیش بینی های برون نمونه ای ارزیابی می شود. نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی خطا نشان می دهد مدلی که به صورت هم زمان از نوسان تحقق یافته روزانه، اثر اهرم و شاخص های نوسان ضمنی استفاده می کند، نسبت به مدل پایه، کاهش قابل توجهی در خطای پیش بینی ایجاد می نماید؛ به طوری که مقدار خطای میانگین مربعات پیش بینی (MSE) در مقایسه با مدل پایه بیش از ۵۵٪ درصد کاهش می یابد. افزون بر این، نتایج آزمون مجموعه اطمینان مدل (MCS) بر اساس توابع زیان مختلف (MAE و QLIKE، MSE) نشان می دهد مدل مذکور در تمامی سناریوها به عنوان مدل برتر شناسایی می شود. آزمون های پایداری گسترده، شامل تغییر در تعداد وقفه ها، روش های ارزیابی و تخمین زن های جایگزین نوسان، حاکی از استحکام نتایج به دست آمده است. یافته های این پژوهش نشان می دهد استفاده نظام مند از اطلاعات روزانه مستخرج از داده های پرتواتر ۵ دقیقه ای در چارچوب MIDAS می تواند دقت پیش بینی نوسان هفتگی در بازار رمزارزها را به طور معناداری بهبود بخشد.

واژه های کلیدی: آزمون مجموعه اطمینان مدل، بیت کوین، داده های پرتواتر، مدل میداس، نوسان تحقق یافته

طبقه بندی JEL: G17.C89.C22

* دانشجوی دکتری گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

saeed.sadrzadeh@srbiau.ac.ir

kianikh@yahoo.com

** استاد گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)

k.peykarjou@srbiau.ac.ir

*** استادیار گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

alirezaradin@yahoo.com

**** استادیار گروه اقتصاد، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

فصلنامه مجلس و اقتصاد، سال چهارم، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵

DOI: 10.22034/mec.2026.18391.1149

۱- مقدمه

در مدلسازی‌های اقتصادی تلاش می‌شود که با کمک روش‌های اقتصادسنجی و با استفاده از اطلاعات موجود در سری‌های زمانی اقتصادی، به تحلیل وضع موجود و پیش‌بینی آینده اقتصاد پرداخته شود تا از این راه به تصمیم‌گیری عوامل اقتصادی و سیاست‌گذاری کمک شود. این در حالی است که سری‌های زمانی با دوره تناوبی متفاوت در دسترس هستند. در چنین شرایطی، برای بررسی یک پدیده اقتصادی، برداری از متغیرهایی با دوره تناوبی متفاوت وجود دارد. تا چندی پیش، رویکرد رایج در مواجهه با این مسئله، تجمع زمانی سری‌های زمانی با دوره تناوبی بالاتر و تبدیل همه سری‌های موجود در بردار متغیر به یک دوره تناوبی یکسان بود. آمیا و وو^۱ (۱۹۷۲)، مارسلینو^۲ (۱۹۹۹)، لوتکپول^۳ (۱۹۸۴) و بریتونگ و سوانسون^۴ (۲۰۰۲) نشان می‌دهند که تجمع زمانی متغیرهای دوره تناوبی بالاتر به دوره تناوبی کمتر به از دست رفتن اطلاعات موجود در سری زمانی با دوره تناوبی بالاتر منجر می‌شود و در نتیجه، مشکلاتی مانند ریشه‌های نادرست مشخص شده، تغییر مرتبه انباشتگی و هم انباشتگی، علیت آنی جعلی، تورش تخمین، نادیده گرفتن حرکات چرخه‌ای و کاهش کارایی را بروز می‌دهد؛ بنابراین، مدل‌های سری‌های زمانی گسترش یافته با این فرض، یعنی یکسان کردن دوره تناوبی متغیرها، از این لحاظ آسیب‌پذیر هستند. تا سال‌ها یافتن الگویی که بتواند از متغیرهایی با تواتر زمانی بالا برای مدل‌سازی و پیش‌بینی متغیرهایی با تواتر زمانی پایین استفاده نماید و پیش‌بینی مناسبی از متغیر کم‌تواتر به دست آورد چالشی اساسی بود. کلاین و سوگو^۵ (۱۹۸۹) به منظور تدوین الگوهای اقتصادسنجی کلان ساختاری، یک رویکرد مدل‌سازی را با استفاده از ترکیب داده‌های با تواتر زمانی متفاوت در یک رابطه رگرسیونی پایه‌گذاری کردند. در سال‌های اخیر این رویکرد توسط گیسلز، سانتاکلارا و والکانو^۶ (۲۰۰۴) و گیسلز، سینکو و والکانو^۷ (۲۰۰۶) گسترش داده شد که با استفاده از آن متغیرهای سری زمانی دارای تواترهای زمانی متفاوت در یک رابطه رگرسیونی قرار داده شده و ضرایب آن برآورد می‌گردد. این روش به داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS) معروف گردید و تحولی شگفت در حوزه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی پدید آورد. در این رویکرد، از متغیر دارای تواتر زمانی بالاتر به عنوان برآورد کننده استفاده می‌شود و به جای تجمع زمانی با وزن معین، به برآورد وزن‌ها می‌پردازد. در مقایسه، نتایج گیسلز و همکاران (۲۰۰۴) نسبت به نتایج رگرسیون مبتنی بر متغیرهای تجمع زمانی شده با وزن‌های معین (به عنوان یک رویکرد رایج) به واسطه استفاده از اطلاعات کامل، پیش‌بینی دقیق‌تری خواهد داشت. گیسلز و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از میانگین مجذور خطای^۸ پیش‌بینی نشان دادند که رگرسیون MIDAS کارتر است، اگرچه رگرسیون MIDAS با مشکل ازدیاد فزاینده

1. Amemiya & Wu.

2. Marcellino.

3. Lütkepohl.

4. Breitung & Swanson.

5. Klein & Sojo.

6. Ghysels, Santa-clara & Valkanov.

7. Ghysels, Sinko & Valkanov.

8. Mean Squared Errors (MSE).

پارامتر^۱ مواجهه است. در ادامه، برای رفع مسئله ازدیاد فزاینده پارامترها، آندرو و همکاران^۲ (۲۰۱۰)، گیسلز و همکاران (۲۰۰۵، ۲۰۰۶)، گیسلز و رایت^۳ (۲۰۰۹)، گیسلز و همکاران (۲۰۰۴) و کلمنت و گالوا^۴ (۲۰۰۸)، به تکامل رویکرد رگرسیون MIDAS پرداختند. از منظر نظری، نوسان دارایی ها بازتابی از تجمیع شوک های اطلاعاتی در افق های زمانی متفاوت است؛ داده های با تواتر بالا اطلاعات ریز ساختار و شوک های کوتاه مدت را ثبت می کنند، در حالی که نوسان های هفتگی و ماهانه، بیشتر منعکس کننده اجزای پایدارتر نا اطمینانی هستند. رگرسیون های با تواتر متفاوت امکان پیوند مستقیم این دو سطح زمانی را فراهم می کنند و به جای دور ریختن اطلاعات میان روزانه، آن را به صورت وزن دار در پیش بینی نوسان افق های بالاتر به کار می گیرند. در این مطالعه با رویکرد MIDAS، نوسانات یک دارایی با تواتر زمانی بالا (۵ دقیقه ای) مدل سازی و پیش بینی های برون نمونه ای به منظور اندازه گیری خطا و میزان دقت مورد بررسی قرار گرفته و مدل بهینه از نظر متغیرها و پارامترهای مدل انتخاب شده و در نهایت پایداری نتایج به دست آمده در شرایط مختلف مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. بر این اساس، این پژوهش دو هدف اصلی را دنبال می کند: نخست، ارزیابی این که آیا بهره گیری از نوسان تحقق یافته میان روزانه در چارچوب مدل های با تواتر متفاوت می تواند دقت پیش بینی نوسان هفتگی بیت کوین را نسبت به روش های کلاسیک تجمیع داده ها بهبود دهد؛ و دوم، سنجش این که آیا افزودن اثر اهرم و شاخص های نوسان ضمنی بازارهای سهام و نفت، به صورت نظام مند، به افزایش توان پیش بینی این مدل ها منجر می شود یا خیر. شکاف پژوهشی موجود در ادبیات، این مطالعه را به دنبال پاسخ گویی به پرسش های زیر هدایت می کند. پرسش اول: آیا بهره گیری از نوسان تحقق یافته روزانه استخراج شده از داده های پرتواتر ۵ دقیقه ای، در چارچوب مدل های با تواتر زمانی متفاوت (MIDAS)، می تواند دقت پیش بینی نوسان هفتگی رمزارز بیت کوین را نسبت به مدل پایه MIDAS-RV به طور معناداری بهبود دهد؟

پرسش دوم: آیا افزودن اثر اهرم و شاخص های نوسان ضمنی بازارهای سهام (VIX) و نفت (OVX) به مدل MIDAS، به صورت نظام مند، منجر به بهبود عملکرد پیش بینی و پایداری نتایج در پیش بینی نوسان هفتگی بازار رمزارزها می شود؟ پاسخ به این پرسش ها، چارچوبی تجربی برای ارزیابی نقش داده های پرتواتر و متغیرهای بین بازاری در پیش بینی نوسان رمزارزها فراهم می کند.

۲- ادبیات تحقیق

۲-۱- مبانی نظری

حالت معمولی یک مدل رگرسیون برای داده های سری های زمانی، شامل اطلاعاتی با تواتر زمانی یکسان در کل معادله رگرسیون است. وجود داده هایی با تواترهای زمانی مختلف همواره یکی از موضوعات چالش برانگیز برای محققین در زمان کار روی داده های سری زمانی بوده است. از یک سمت متغیرهایی با تواتر زمانی بالا همواره اطلاعات مفید و

1. Parameter Proliferation
2. Andreou et al.
3. Ghysels & Wright.
4. Clements & Galvão.

بازرشی را در خود دارند. از سمت دیگر علت وجود محدودیت‌های تواتر زمانی در مدل‌سازی‌های سنتی اقتصادسنجی، محققین نمی‌توانند از این‌گونه داده‌ها (تواتر زمانی بالا) در زمان وجود داده‌های با تواتر زمانی کمتر در مدل‌های خود استفاده نمایند. روش مرسوم در مواجهه با این‌گونه داده‌ها، پیش‌پردازش و یکسان نمودن تواتر زمانی داده‌های هر دو سمت مدل است که این فرآیندها باعث از دست رفتن بخش بازرشی از اطلاعات موجود در داده‌ها خواهد شد. حتی ممکن است کشف ارتباط درست میان متغیرها نیز سخت شود. آشکارا در این رویکرد، اطلاعات موجود در سری زمانی نادیده گرفته می‌شود و به همین دلیل، تورش در تخمین و تحریف توزیع را به وجود می‌آورد. گیسلز و همکاران (۲۰۰۲) در مقاله‌ای با عنوان مدل‌های رگرسیون: داده‌های نمونه‌گیری شده مختلط^۱، روش‌های مختلف برای ساخت چنین رگرسیونی را بررسی کردند. روش معرفی شده توسط آنها یک رگرسیون ساده، انعطاف‌پذیر و خلاصه شده از نظر تعداد پارامترهای موردنیاز برای تخمین است که قابلیت استفاده از متغیرهای با تواتر زمانی مختلف در دو سمت مدل را فراهم می‌کند. در مدل رگرسیون MIDAS فرض می‌شود که داده‌های Y_t در یک تواتر زمانی ثابت مانند سالیانه، فصلی، ماهیانه و یا روزانه جمع‌آوری یا نمونه‌گیری شده باشد، در این راستا متغیر $X^{(m)}$ در یک تواتر زمانی بالاتر مشاهده می‌شود. به عنوان مثال اگر Y_t تواتر زمانی سالیانه داشته باشد و مقدار $m=4$ باشد آنگاه $X^{(4)}$ نشان‌دهنده داده‌های فصلی است که در هر سال ۴ مرتبه تکرار می‌شود.^۲ با در نظر گرفتن این نمادگذاری می‌توان یک مدل رگرسیون ساده خطی برای MIDAS را به صورت رابطه (۱) نوشت.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_t^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \quad (1)$$

$$B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=0}^K B(k; \theta) L^{k/m}$$

$B(L^{1/m}; \theta)$ تابع وزن‌دهی است. تابعی از طول وقفه‌های عملگر وقفه و بردار پارامتر θ است که ضرایب وقفه‌های مدل را تولید می‌کند. t شاخص زمان پایه مدل و m نشان‌دهنده اختلاف تواتر زمانی میان دو متغیر پرتواتر و کم‌تواتر است. $L^{1/m}$ عملگر وقفه است که این عملگر روی متغیر x به صورت رابطه (۲) عمل می‌کند.

$$L^{1/m} x_t^{(m)} = x_{t-(1/m)}^{(m)} \quad (2)$$

تابع وزن‌دهی $B(k; \theta)$ به عنوان هسته مرکزی مدل‌سازی با رویکرد MIDAS، تابعی از بردار مشخص θ است که موجب خلاصه‌سازی مفیدی در برآورد ضرایب مدل می‌گردد. پارامتر β_1 تمام تأثیر وقفه‌های $x_t^{(m)}$ روی y_t را نشان می‌دهد. بدین منظور شرط می‌شود که تابع چندجمله‌ای $B(L^{1/m}; \theta)$ نرمالیز شده با جمع یک باشد. فرم کلی توابع وزن‌دهی به صورت رابطه (۳) است.

1. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models.

۲. تجزیه و تحلیل در این بخش محدود به داده‌های با فاصله یکسان و البته با تواتر زمانی متفاوت در نمونه‌گیری است. ایده رگرسیون MIDAS را می‌توان به داده‌های با فاصله نابرابر نیز تعمیم داد، برای جزئیات بیشتر به مطالعه گیسلز و همکاران (Ghysels, 2003) مراجعه کنید.

$$B(k; \theta) = \frac{\varphi(k; \theta)}{\sum_{k=1}^{k \max} \varphi(k; \theta)} \quad (3)$$

بسته به نوع تابع $\varphi(k; \theta)$ و همچنین حداکثر تعداد وقفه‌ها ($k \max$)، تابع وزن دهی از توانی به توان دیگر و از متغیری به متغیر دیگر می‌تواند متفاوت باشد. گیسلز (۲۰۱۴) توابع وزن دهی رگرسیون MIDAS را توابعی مانند آلمون، آلمون نمایی، بتا^۱ و ... معرفی کرد. شکل کلی تابع وزن دهی آلمون، که بسیار شبیه چند جمله‌ای آلمون معرفی شده توسط آلمون (۱۹۶۵) و جاج و همکاران^۲ (۱۹۸۵) است به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود.

$$B(k; \theta) = \frac{\theta_0 + \theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_p k^p}{\sum_{k=1}^{k \max} (\theta_0 + \theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_p k^p)} \quad (4)$$

گیسلز، سانتاکلارا و والکانو (۲۰۰۴) تابع وزن دهی آلمون نمایی را که انعطاف پذیری بالایی دارد مطابق رابطه (۵) معرفی نمودند.

$$B(k; \theta) = \frac{\exp(\theta_0 + \theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_p k^p)}{\sum_{k=1}^{k \max} \exp(\theta_0 + \theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_p k^p)} \quad (5)$$

منطق استفاده از این تبدیل نمایی نسبت به تابع وزن دهی آلمون در رگرسیون MIDAS تضمین مثبت بودن وزن‌های به دست آمده و ویژگی مطلوب خطای تقریب صفر^۳ این تابع است. تابع وزن دهی آلمون نمایی می‌تواند شکل صعودی، نزولی و یا به صورت U معکوس را برای وزن‌های مختلف ایجاد نماید. گیسلز و همکاران (۲۰۰۵) از تابع آلمون نمایی با دو پارامتر برای بردار θ به صورت $\theta = [\theta_1, \theta_2]$ استفاده کردند. در حالتی که هر دو پارامتر برابر با صفر باشد ($\theta_1 = \theta_2 = 0$) فرم تابع وزن دهی آلمون نمایی به صورت تابع میانگین گیری ساده تبدیل و وزن‌هایی ثابت و برابر برای تمام وقفه‌ها اعمال می‌شود. گیسلز همچنین با استفاده از تابع توزیع احتمال بتا، تابع وزن دهی بتا را معرفی کرد. رابطه (۶) شکل کلی این تابع را نشان می‌دهد. تابع وزن دهی بتا تنها دو پارامتر θ_1 و θ_2 را دارد.

$$B(k; \theta_1, \theta_2) = \frac{f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)}{\sum_{k=1}^K f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)} \quad (6)$$

$$f(x, a, b) = \frac{x^{a-1}(1-x)^{b-1}\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$$

$$\Gamma(a) = \int_0^\infty e^{-x} x^{a-1} dx$$

$\Gamma(a)$ ، $\Gamma(b)$ و $\Gamma(a+b)$ توابع گاما بوده و اگر $\theta_1 = \theta_2 = 1$ باشد، این تابع به میانگین ساده تبدیل شده و برای تمام وقفه‌ها وزن‌های یکسان ایجاد می‌نماید. با اعمال وزن‌های مربوط به وقفه‌های توزیعی، رابطه رگرسیونی (۱)

1. Almon, Ex-Almon & Beta Weight Function.
2. Judge et al.
3. Zero Approximation Errors.

(رگرسیون پایه MIDAS) به دلیل تحمیل قیود تابع وزن دهی از حالت خطی به غیرخطی تبدیل می‌شود. برای برآورد رابطه (۱) بدون اعمال هیچ قیدی می‌توان از روش حداقل مربعات معمولی استفاده نمود. اما پس از اعمال قیود بر این رابطه یک برآوردگر حداقل مربعات معمولی قادر به برآورد رابطه با کارایی بالا نخواهد بود. گیسلز، سانتاکلارا و والکانو (۲۰۰۴) نشان دادند که در حالت عمومی یک رگرسیون MIDAS را می‌توان از طریق روش حداقل مربعات غیرخطی^۱، تقریب حداکثر راست نمایی^۲ و یا روش عمومی گشتاورها^۳ برآورد نمود. گیسلز و همکاران (۲۰۰۴) ابتدا از یک روش برآورد طیفی^۴ که توسط هنان^۵ (۱۹۶۳a، ۱۹۶۳b) استفاده کردند اما این برآوردگر برای این کار پیچیدگی‌های بسیاری داشت^۶. گیسلز و والکانو (۲۰۰۶) اثبات کردند که روش حداقل مربعات غیرخطی یک برآوردگر پایدار برای برآورد رابطه (۱) است. آنها نشان دادند که ابعاد روش بهینه‌سازی عددی برای به دست آوردن پارامترهای β و θ را می‌توان با استفاده از تابع حداقل مربعات و با توجه به β کاهش داد. اگر γ بردار مقادیر θ باشد و $d = \dim(\gamma)$ ، آنگاه باید با توجه به عناصر $\theta = (\beta_0, \beta_1, \gamma)'$ تعداد $d + 2$ پارامتر برآورد شود. این ضرایب از طریق روش حداقل مربعات غیرخطی بر اساس رابطه (۷) برآورد می‌شود.

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin}_t \sum_t \left(y_t - \beta_0 - \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_t^{(m)} \right)^2 \quad (7)$$

در اینجا از یک الگوریتم بهینه‌سازی عددی برای به دست آوردن مقادیر $\hat{\theta}$ استفاده می‌شود. این الگوریتم با یک چرخه تکرار باهدف کمینه کردن عبارت داخل پرانتز، مقادیر بهینه برای بردار θ را مشخص می‌نماید. برای θ داده شده، β به دست آمده از روش حداقل مربعات به صورت رابطه (۸) خواهد بود.

$$\beta = \left(\sum_{t=h}^T x_t(\theta) x_t(\theta)' \right)^{-1} \left(\sum_{t=h}^T x_t(\theta) y_t \right) \quad (8)$$

$$x_t(\theta) = \left[1, B(L^{1/m}; \theta) x_t^{(m)} \right]'$$

$$\beta = (\beta_1, \beta_2)'$$

اندرو، گیسلز و کورتلوس^۷ (۲۰۱۰) کارایی و بدون تورش بودن دو برآوردگر حداقل مربعات معمولی و حداقل مربعات غیرخطی را در رگرسیون MIDAS مقایسه کردند. نتایج آنها نشان برآوردگر حداقل مربعات همواره کارایی کمتری نسبت به برآوردگر حداقل مربعات غیرخطی دارد لذا برآوردگر حداقل مربعات غیرخطی انتخاب بهتری برای رگرسیون MIDAS

1. Non-Linear Least Squares (NLS).
2. (Quasi-)Maximum-Likelihood (MLE).
3. Generalized Method of Moments (GMM).
4. Spectral Estimation Method
5. Hannan, E.

۶. گیسلز و والکانو (۲۰۰۶) نیز از این برآوردگر استفاده نمودند اما در دیگر مطالعات استفاده نشده است.

7. Andreou and Ghysels & Kourtellos.

است. گیسلز و همکاران (۲۰۰۴) نشان دادند که باوجود اینکه تورش ناشی از تجمیع زمانی در صورت جمع آوری داده های بیشتر در تواترهای زمانی مختلف کاهش می یابد اما به صورت کلی استفاده از رگرسیون MIDAS همواره تخمین های کاراتری را نسبت به روش های معمول تجمیع زمانی تمام سری های زمانی به سمت کمترین تواتر زمانی دارد. پیش از استفاده عملی از هر مدل اقتصادسنجی، باید از میزان دقت و اعتبار نتایج مدل اطمینان حاصل کرد. به عبارت دیگر اینکه الگوی تصریح شده تا چه حد می تواند پیش بینی دقیقی را بر اساس داده های متغیر یا متغیرهای توضیح دهنده برای متغیر وابسته ارائه نماید. به منظور بررسی قدرت پیش بینی مدل طراحی شده در این پژوهش از معیارهای معرفی شده در روابط (۹) تا (۱۱) استفاده می شود.

$$MSE = \frac{\sum_{t=T+1}^{T+m} (y_t^f - y_t)^2}{m} \quad (9)$$

$$MAPE = \frac{100 \sum_{t=T+1}^{T+m} \left| \frac{y_t^f - y_t}{y_t} \right|}{m} \quad (10)$$

$$MASE = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{|y_{t+j} - y_{t+j}^f|}{\frac{1}{\sum_{i=2}^t |y_i - y_{i-1}|}} \quad (11)$$

مقدار m طول دوره پیش بینی، y_t مقادیر واقعی و y_t^f مقادیر پیش بینی شده است. به منظور بررسی دقیق تر پیش بینی های انجام شده در این بخش، از روش آزمون مجموعه اطمینان مدل (MCS) که توسط هانسن و همکاران (۲۰۱۱) معرفی شد استفاده می شود. این روش به صورت گسترده ای در ادبیات بررسی و ارزیابی پیش بینی مورد استفاده قرار می گیرد. (به عنوان مثال، دیجیاناکیس و فیلیس^۱ (۲۰۱۷)، گنگ و لین^۲ (۲۰۱۷)، ما و همکاران^۳ (۲۰۱۸)، روسی و فانتازینی^۴ (۲۰۱۹)). رویکرد معرفی شده توسط هانسن در واقع انجام دنباله ای از آزمون های آماری است که در آن ها، مدل های برآورد شده به لحاظ معنی داری آماری و با استفاده از آزمون های برابری توانایی پیش بینی (EPA) به صورت دوه دو مقایسه شده و در نهایت مجموعه ای از مدل های برتر که در آن ها فرضیه صفر آزمون EPA در سطح اطمینان α رد نشده است، ایجاد می شود. این رتبه بندی بر اساس هر تابع زیان اختیاری که شرط کلی مانایی ضعیف را برآورده نماید قابل اجرا است. پاتون^۵ (۲۰۱۱) نشان داد برای رتبه بندی مدل هایی که نوسان متغیرها را پیش بینی می کنند، در صورتی که از متغیر جانشین برای برآور نوسان استفاده شود، معیارهای QLIKE و MSE پایداری خوبی دارند. در این پژوهش به منظور پیاده سازی آزمون مجموعه اطمینان مدل از سه تابع زیان QLIKE و MSE و MAE استفاده می شود.

1. Degiannakis & Filis.
2. Gong & Lin.
3. Ma et al.
4. Rossi & Fantazzini.
5. Patton (2011).

$$Qlike = \frac{1}{q} \sum_{t=m+1}^{m+q} \left(\ln(\hat{y}_t) + \frac{y_t}{\hat{y}_t} \right) \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{q} \sum_{t=m+1}^{m+q} |y_t - \hat{y}_t| \quad (13)$$

رابطه (۱۲) یک تابع زیان بر اساس تابع شبه‌درست‌نمایی (ودربورن^۱، ۱۹۷۴) است که در اغلب مطالعات مربوط به بررسی دقت پیش‌بینی مدل‌های نوسان مورد استفاده قرار گرفته است. پاتون و شفرد^۲ (۲۰۰۹) نشان دادند که استفاده از این تابع زیان برای بررسی دقت پیش‌بینی نوسانات، دقت بالا و خطای اندکی دارد. ویژگی اصلی این تابع تنظیم جریمه‌های بالاتر برای مقادیر کمتر از حد پیش‌بینی شده^۳ و جریمه‌های کمتر برای مقادیر بیشتر از حد پیش‌بینی شده^۴ است. این ویژگی در حوزه مطالعات مدیریت ریسک بسیار کارآمد است چراکه سرمایه‌گذاران نسبت به پیش‌بینی‌هایی که به نظر می‌رسد خطر کمتری از خطر واقعی دارد، به‌طور بالقوه احساس امنیت کاذب می‌کنند، لذا سرمایه‌گذاری‌های بیش‌ازحد خطرناک (ریسک بالا) انجام می‌دهند. همچنین نوسانات بیش‌ازحد پیش‌بینی شده ممکن است سرمایه‌گذاران را بیش‌ازحد محتاط کند، زیرا سطح ریسک مورد انتظار را افزایش می‌دهد.

۲-۲. پیشینه تحقیق

۲-۲-۱- مطالعات خارجی

پس از معرفی روش MIDAS توسط گیسلز، سانتاکلارا و والکانو (۲۰۰۴) و بسط و توسعه آن توسط گیسلز، والکانو و سینکو (۲۰۰۶) این رویکرد به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای استفاده همزمان از داده‌های با تواتر متفاوت در یک رگرسیون در مطالعاتی مانند مطالعات آلپر، فندق‌لو و سلتق‌لو^۵ (۲۰۰۸)، چن و گیسلز^۶ (۲۰۰۹)، انگل، گیسلز و سوهن^۷ (۲۰۰۸)، فرسبرگ و گیسلز^۸ (۲۰۰۶)، لئون، نیو و روییو^۹ (۲۰۰۷)، کلمنتس، گالوائو و کیم^{۱۰} (۲۰۰۸) مورد استفاده قرار گرفته و باعث جلب توجه بسیاری از محققین به این رویکرد گردید است. علاوه بر این مطالعات بسیاری مانند بای، گیسلز و رایت^{۱۱} (۲۰۰۹)، کوزین، مارسلینو و شوماخر^{۱۲} (۲۰۰۹)، کلمنتس و گالوائو^{۱۳} (۲۰۰۹)، شوماخر و بریتانگ^{۱۴} (۲۰۰۸) در خصوص مزیت این رویکرد و پیش‌بینی‌های فصلی با استفاده از داده‌های ماهیانه انجام شده است. معرفی و استفاده از رویکرد

1. Wedderburn (1974).
2. Patton and Sheppard.
3. Under-Predicting
4. Over-Predicting
5. Alper, Fendoglu & saltoglu.
6. Chen & Ghysels.
7. Engle, Ghysels & sohn.
8. Forsberg & Ghysels.
9. Leon, Nave & Rubio.
10. Clements, Galvao & Kim.
11. Bai, Ghysels & Wright.
12. Kuzin, Marcellino & Schumacher.
13. Clement, Galvao.
14. Schumacher & Breitung.

مدل سازی MIDAS موجب طراحی مدل های مناسب و ارائه پیش بینی های دقیقی در بازارهای مالی گردید. در ادامه به برخی مطالعات در این حوزه اشاره شده است:

نوفرستی و سزاوار^۱ (۲۰۲۱) به منظور پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی جهت ارزیابی دقیق سیاست های اقتصادی و لزوم واکنش سریع به شوک های وارده و برنامه ریزی متناسب، یک الگوی کلان سنجی داده های ترکیبی با تواتر زمانی متفاوت را بر اساس چارچوب الگوی عرضه کل - تقاضای کل و متشکل از چهار بازار عمده بازار کالاها و خدمات، پول، ارز و کار طراحی نمودند. نتایج مطالعه نشان داد که استفاده از مشاهدات جدید در متغیرهای با تواتر بالا در الگو، منجر به بهبود دقت نتایج در پیش بینی متغیرهای درون زای الگو خواهد شد.

فنگ ما و همکاران^۲ (۲۰۲۰) با رویکرد داده های با تواتر زمانی متفاوت و استفاده از الگوهای تغییر جهت مارکوف در برآورد ضرایب، به مدل سازی نوسانات رمزارزها پرداختند. آنها با استفاده از داده های درون روزانه و تجزیه واریانس تحقق یافته (RV) رمزارزها، چهار مدل ترتیبی (با اضافه کردن مرحله ای متغیر و شرایط به مدل) برای داده های با تواتر زمانی متفاوت معرفی و بر اساس میزان خطا در پیش بینی های برون نمونه ای، مدل بهینه برای پیش بینی واریانس تحقق یافته را انتخاب نمودند. نتایج این مطالعه نشان دهنده بهبود قابل توجه قدرت پیش بینی برای بازه زمانی دو هفته و یک ماهه در صورت استفاده از مدل تکمیلی بود.

کاتانیا، گراسی و راوازولو^۳ (۲۰۱۹) توانایی چندین مدل تک متغیره و دومتغیره را برای پیش بینی برخی رمزارزها مانند بیت کوین، لایت کوین، رپل و اتریوم مقایسه کردند. نتایج نشان داد که ترکیب مدل های تک متغیره، بهبود قابل توجهی در پیش بینی های نقطه ای برای دو رمزارز بیت کوین و اتریوم به وجود می آورد.

برکچیان، رضائی (۲۰۱۶) در مطالعه ای دقت پیش بینی مدل ARDL و مدل MIDAS را برای پیش بینی نرخ تورم فصلی ایران مورد مقایسه قرار دادند. نتایج مطالعه نشان داد که به کارگیری مدل MIDAS با استفاده از مشاهدات ماهیانه نرخ تورم برای پیش بینی تورم فصلی، اغلب منجر به نتایج دقیق تری نسبت به مدل های ARDL می شوند. این بهبود به ویژه در پیش بینی های یک گام به جلو خود را بهتر نشان می دهد.

گیسلز و اوزکان^۴ (۲۰۱۵) به پیش بینی واقعی بودجه سالانه با استفاده از رگرسیون ADL-MIDAS و داده های سالانه و سه ماهه در دوره زمانی ۲۰۱۲-۱۹۵۶ در کشور آمریکا پرداختند. نتایج نشان داد، استفاده از داده های ترکیبی با تواتر متفاوت متشکل از سری های مالی سه ماهه و شاخص های اقتصاد کلان در تواتر بالاتر، در پیش بینی سالیانه داده های بودجه، حمایت می کند.

1. Nofaresti & Sezavar.

2. Feng Ma et al.

3. Catania, Grassi & Ravazzolo.

4. Ghysels & Ozkan.

بسک و بوعبداله^۱ (۲۰۱۲) از قدرت توضیح دهنده ۵۶ متغیر سری زمانی پرتواتر مانا برای دوره زمانی ۲۰۱۰-۱۹۵۹ استفاده کرده و با استفاده از یکی از بسط‌های MIDAS، به پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی فصلی آمریکا پرداخته و دقت پیش‌بینی برای افق‌های کوتاه‌تر را بسیار مناسب ارزیابی نمودند.

مدوگنو^۲ (۲۰۱۱) با استفاده از داده‌های پرتواتر هفتگی برای متغیر قیمت انرژی مصرف‌کننده و قیمت خالص محصولات نفتی، اقدام به پیش‌بینی تورم ماهیانه در بازه زمانی آوریل ۱۹۹۶ تا دسامبر ۲۰۰۹، برای دو منطقه اتحادیه اروپا و کشور آمریکا نموده است. وی مطالعه خود را بر اساس دو روش میانگین زمانی ساده از داده‌های پرتواتر و همچنین روش MIDAS انجام داده و نشان داده است که داده‌های پرتواتر در بالا بردن دقت پیش‌بینی نقش مهمی ایفا می‌کنند. کلمنتس و گالوا^۳ (۲۰۰۹، ۲۰۰۸، ۲۰۰۶) در مطالعاتی با استفاده از رویکرد MIDAS و داده‌های با تواتر زمانی ماهیانه، اقدام به پیش‌بینی رشد اقتصادی کشور آمریکا در تواتر زمانی فصلی نموده و در مطالعات خود نشان دادند که استفاده از سری زمانی قیمت سهام در تواتر زمانی ماهانه می‌تواند دقت پیش‌بینی‌های مربوط به رشد اقتصادی افزایش دهد. مونته‌فورت و مورتی^۴ (۲۰۰۹) نیز از رویکرد MIDAS داده‌های پرتواتر برای پیش‌بینی متغیر تورم در تواتر زمانی ماهیانه استفاده نموده و این روش را برای بهبود دقت پیش‌بینی مناسب معرفی کردند.

کلمنتس و گالوا^۴ (۲۰۰۸) برای پیش‌بینی رشد تولید کل در ایالت متحده از رویکرد داده‌های با تواتر زمانی متفاوت (MIDAS) استفاده کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که استفاده از رویکرد مدل سازی داده‌های با تواتر زمانی متفاوت نسبت به مدل خود رگرسیون و خود رگرسیون با وقفه‌های توزیعی^۵ منجر به کاهش خطای مجذور میانگین مربعات^۶ می‌شود که با در نظر گرفتن شاخص‌های ماهیانه، این رویکرد برای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت کاربرد دارد.

کتز^۷ (۲۰۰۷) برای مدل سازی پیش‌بینی نرخ تورم فصلی، رویکرد MIDAS و داده‌های قیمت برخی دارایی‌ها که در تواتر زمانی بالا جمع‌آوری شده باشند را بسیار مناسب دانسته و دقت پیش‌بینی‌های انجام شده از این طریق را بالاتر از پیش‌بینی‌های پیشین خود معرفی کرده است.

۲-۲-۲- مطالعات داخلی

صدرزاده و همکاران (۱۴۰۳) قدرت پیش‌بینی مدل‌های ARIMA-GARCH و MIDAS را برای بازدهی دارایی در بازار رمزارزها مقایسه کردند. آنها با استفاده از داده‌های با تواتر زمانی بالا، بازدهی روزانه و هفتگی بیت‌کوین را با دو رویکرد مذکور مدل سازی کرده و قدرت پیش‌بینی هر رویکرد را برای بازدهی روزانه و هفتگی مقایسه کردند. نتایج نشان داد

1. Bessec & Bouabdallah.

2. Modugno.

3. Monteforte & Mortti.

4. Clements & Galvao.

5. Autoregressive Distributed Lag (ARDL).

6. Root Mean Square Error (RMSE).

7. Kotze.

مدل سازی با رویکرد MIDAS نتایج بهتری در خصوص پیش بینی بازدهی هر دو سری زمانی بازدهی روزانه و هفتگی بیت کوین ارائه می نماید.

پیش بهار و همکاران (۱۳۹۸) ضمن بررسی عوامل مؤثر بر رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی، به پیش بینی مقادیر آتی با استفاده از مدل MIDAS پرداخته و برآوردها را با نتایج به دست آمده از پیش بینی الگوی ARIMA مقایسه نمودند. مقایسه نتایج به دست آمده برای رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی در مقایسه با داده های واقعی، حاکی از قدرت پیش بینی دقیق الگوی MIDAS نسبت به مدل سازی با الگوی ARIMA بود.

فاروجی و همکاران (۱۳۹۸) با به کارگیری یک الگوی تلاطم تصادفی با اثرات اهرمی و داده های ترکیبی با تواتر متفاوت به بررسی اثر نااطمینانی نرخ ارز بر جریان گردشگری در ایران پرداختند. نتایج نشان داد تلاطم نرخ ارز واقعی و تولید ناخالص داخلی بر ورود گردشگران خارجی به ایران، اثرات منفی و مثبت داشته است.

نوفرستی و بیات (۱۳۹۲) اقدام به پیش بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی MIDAS نمودند. با توجه به درجه اهمیت بسیار بالای رشد اقتصادی کشور که عموماً در تواتری پایین و حداکثر به صورت فصلی و با وقفه های زمانی نسبتاً طولانی انتشار می یافت، با بهره گیری از روش الگوسازی MIDAS، الگویی برای پیش بینی نرخ رشد تولید ناخالص داخلی فصلی که از متغیرهای توضیحی با ترکیبی از تواترهای فصلی بهره می گرفت، به قیمت های ثابت سال ۱۳۸۳ تصریح و برآورد کردند.

مطالعات انجام شده در حوزه مدل سازی MIDAS، به ویژه در ادبیات داخلی، عمدتاً بر استفاده از داده های با تواترهای سالیانه، فصلی و نهایتاً ماهانه برای پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی مانند رشد تولید ناخالص داخلی و تورم متمرکز بوده اند. حال آنکه در بازارهای مالی، به ویژه بازار سهام و رمزارزها، داده های میان روزانه با تواتر بالا نیز به طور گسترده در دسترس است که حاوی اطلاعات ارزشمند کوتاه مدت هستند. چارچوب MIDAS این امکان را فراهم می سازد که اثر این اطلاعات پرتواتر میان روزانه بر دقت پیش بینی نوسانات روزانه و هفتگی به طور مستقیم بررسی شود. با این وجود، تاکنون در ادبیات داخلی مطالعه ای که از داده های میان روزانه پرتواتر (نظیر داده های ۵ دقیقه ای) در قالب مدل های MIDAS برای پیش بینی نوسانات بازارهای مالی، به ویژه بازار رمزارزها، بهره گرفته باشد، مشاهده نمی شود. از این منظر، بررسی این که آیا اطلاعات اضافی ناشی از تواتر بالای داده های میان روزانه می تواند به بهبود معنادار دقت پیش بینی نسبت به رویکردهای سنتی مدل سازی اقتصادسنجی منجر شود، به عنوان یک چالش و خلأ پژوهشی مهم مطرح است. افزون بر این، انجام آزمون های پایداری و حساسیت برای ارزیابی اعتبار نتایج مدل های پیشنهادی، به ویژه در مواجهه با شوک ها و تغییرات ساختاری بازار، از اهمیت ویژه ای برخوردار است؛ موضوعی که پژوهش حاضر به طور مشخص به آن می پردازد.

۳- روش‌شناسی تحقیق روش

۳-۱- توصیف داده‌ها

جامعه آماری در این پژوهش، شامل اطلاعات سری‌های زمانی نوسان تحقق‌یافته با تواتر روزانه و هفتگی (استخراج‌شده از سری زمانی قیمت و بازدهی بیت کوین با تواتر زمانی ۵ دقیقه‌ای)، سری زمانی نوسانات بازار سهام^۱ و نوسانات بازار نفت^۲ با تواتر زمانی روزانه و سری زمانی اثر اهرم بدهی در تواتر زمانی روزانه برای بازه زمانی ۲۰۱۵-۰۱-۰۱ تا ۲۰۲۴-۰۵-۱۹ است.^۳ انتخاب تواتر زمانی داده‌های میان‌روزانه یکی از تصمیمات کلیدی در محاسبه نوسان تحقق‌یافته است. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که استفاده از داده‌های با تواتر بسیار بالا، مانند داده‌های یک دقیقه‌ای، اگرچه از منظر اطلاعاتی غنی هستند، اما به‌طور قابل توجهی تحت تأثیر نویز ریزساختار بازار^۴ قرار می‌گیرند که می‌تواند بر برآورد نوسان تأثیر منفی بگذارد. (اندرسن و همکاران^۵، ۲۰۰۳؛ بارندورف و همکاران^۶، ۲۰۰۴) در مقابل، استفاده از داده‌های با تواتر پایین‌تر منجر به هموارسازی بیش‌ازحد سری نوسان و از دست رفتن بخشی از پویایی‌های کوتاه‌مدت بازار می‌شود. بر این اساس، ادبیات تجربی نوسان تحقق‌یافته استفاده از داده‌های ۵ یا ۱۰ دقیقه‌ای را به‌عنوان یک حالت بهینه میان کاهش نویز ریزساختار و حفظ اطلاعات نوسانی پیشنهاد می‌کند. (اندرسن و همکاران، ۲۰۰۷؛ لیو، پاتن و شپرد^۷، ۲۰۱۵) در این پژوهش نیز، داده‌های ۵ دقیقه‌ای به‌منظور استخراج نوسان تحقق‌یافته میان‌روزانه انتخاب‌شده‌اند تا ضمن کنترل اثر نویز، بیشترین اطلاعات مرتبط با پویایی نوسان بازار رمزارزها حفظ شود. اندرسن و بولرسف^۸ (۱۹۹۸) برآوردگر نوسان تحقق‌یافته (RV) که به‌سادگی از جمع توان دوم بازدهی‌های میان‌روزانه به دست می‌آید را به‌عنوان یک برآوردگر با دقت بالا برای بررسی نوسانات معرفی کردند، که از رابطه ۷-۳ به دست می‌آید.

$$RV_t = \sum_{i=1}^M r_{t,i}^2 \quad (14)$$

که $r_{t,j}$ درواقع زامین بازدهی میان‌روزانه در روز t ام و M تعداد کل مشاهدات موردنیاز برای محاسبه نوسان تحقق‌یافته است. با توجه به استفاده از بازدهی میان‌روزانه ۵ دقیقه‌ای، در محاسبه نوسان تحقق‌یافته روزانه مقدار $m = 288$ خواهد بود. (هر روز معاملاتی برحسب زمان هماهنگ جهانی (UTC) از ۰۰:۰۰:۰۰ تا ۲۳:۵۹:۵۹ تعریف‌شده است) همچنین با توجه به اینکه معاملات مربوط به رمزارز بیت‌کوین در طول هفته انجام می‌شود، این مقدار برای محاسبه نوسان تحقق‌یافته هفتگی برابر با $7 * 288$ خواهد بود. در بازارهای مالی پدیده‌ای بنام اثر اهرم^۹ وجود دارد که

1. Volatility Index

2. Oil Volatility Index (OVX).

۳. منبع داده‌ها وبسایت (CryptoDataDownload) و از طریق بکارگیری API برای دانلود داده‌های یک دقیقه‌ای می‌باشد.

4. Microstructure Noise

5. Andersen et al. (2003).

6. Barndorff-Nielsen & Shephard (2004).

7. Liu, Patton & Sheppard (2015).

8. Andersen & Bollerslev.

9. Leverage Effect

طی آن، کاهش قیمت دارایی‌ها یا شوک‌های منفی به افزایش نوسانات آینده منجر می‌شود. این مفهوم ابتدا توسط انگل در تحقیقات مربوط به مدل‌های نوسانات، مانند مدل‌های GARCH، معرفی شد. ایده اصلی این است که وقتی ارزش بازار سهام کاهش می‌یابد، نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام افزایش یافته و شرکت در معرض ریسک بیشتری قرار می‌گیرد. این افزایش ریسک باعث می‌شود که سرمایه‌گذاران انتظار نوسانات بیشتری را برای آینده داشته باشند. به‌طور کلی، اثر اهرم در بازارهای مالی به این صورت است که بازدهی‌های منفی (یا کاهش قیمت‌ها) اثر بیشتری بر نوسانات آینده دارند نسبت به بازدهی‌های مثبت با همان اندازه. این ویژگی در بسیاری از مدل‌های نوسانات، مانند مدل‌های نامتقارن GARCH (مانند EGARCH و GJR-GARCH) به صورت صریح مدل‌سازی می‌شود تا تأثیر بازدهی‌های منفی بر افزایش نوسانات آینده در نظر گرفته شود. در این پژوهش نیز با استفاده از ۲۸۸ داده بازدهی میان‌روزانه متغیر اثر اهرم به صورت رابطه (۱۵) معرفی می‌شود.

$$r_{t-1}^{-} = \min(r_{t-1}, 0) \quad (15)$$

شاخص OVX، معیاری برای اندازه‌گیری نوسانات ضمنی قیمت نفت خام است. این شاخص، نوسانات پیش‌بینی شده قیمت نفت خام را بر اساس قیمت امکانات نفتی در بورس شیکاگو (CBOE) اندازه‌گیری می‌کند. شاخص VIX نیز یک شاخص مالی است که توسط بورس شیکاگو ایجاد شده و به اندازه‌گیری نوسانات ضمنی (پیش‌بینی شده) بازار سهام ایالات متحده می‌پردازد. این شاخص بر اساس قیمت امکانات شاخص S&P 500 محاسبه می‌شود و نشان‌دهنده انتظارات بازار از میزان نوسانات در ۳۰ روز آتی است.

جدول ۱ خلاصه اطلاعات آماری متغیرهای استفاده شده در پژوهش را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته، فرضیه وجود ریشه واحد برای تمام سری‌های مورد استفاده رد شده و سری‌ها در سطح خود مانا تشخیص داده می‌شوند.

جدول ۱. خلاصه اطلاعات متغیرهای بکار رفته در مدل اصلی پژوهش

متغیر	تعداد	میانگین	انحراف معیار	کمترین	بیشترین	چولگی	کشیدگی	دیکی-فولر (Pvalue)	جارج-برا (Pvalue)
RV_{Weekly}	۴۸۹	۰٫۱۰	۰٫۰۶	۰٫۰۲	۰٫۴۴	۲٫۲۰	۱٫۰۰	۰٫۰۱	۰٫۰۰
RV_{Daily}	۳٫۴۲۳	۰٫۰۴	۰٫۰۲	۰٫۰۰۲۴	۰٫۳۴	۳٫۳۲	۲۴٫۹	۰٫۰۱	۰٫۰۰
r_{t-1}^{-}	۳٫۴۲۳	-۰٫۰۱	۰٫۰۲	-۰٫۳۳	۰٫۰۰	-۳٫۷۸	۲۵٫۳	۰٫۰۱	۰٫۰۰
OVX	۲٫۴۴۵	۴٫۰۸	۱۹٫۱	۱۷٫۸۶	۳۲۵٫۱۵	۵٫۴۴	۴۹٫۶	۰٫۰۱	۰٫۰۰
VIX	۲٫۴۴۵	۲۴٫۴	۳۰۰٫۹	۹٫۱۴	۱۴۸۹۵٫۰۰	۴۹٫۳۷	۲۴۴۰	۰٫۰۱	۰٫۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

مطابق با جدول ۲ بررسی ماتریس همبستگی هفتگی بین نوسان تحقق یافته هفتگی، نوسان تحقق یافته روزانه، اثر اهرم و متغیرهای VIX و OVX (متغیرهای روزانه تعدیل شده به هفتگی) نشان می‌دهد همبستگی بین

RV_{Weekly} و $RV_{Daily \text{ weekly adj}}$ نسبتاً بالا (۰٫۶۷۷) و نشان دهنده پایداری قوی نوسان است. همبستگی منفی بین $RV_{Daily \text{ weekly adj}}$ و $r_{t-1}^- \text{ weekly adj}$ (۰٫۶۹۱) و بین RV_{Weekly} و $r_{t-1}^- \text{ weekly adj}$ (۰٫۳۱۱) نیز با نقش بازده‌های منفی گذشته در تشدید نوسان آتی سازگار بوده و اهمیت اثر اهرم را تأیید می‌کند. در مقابل، همبستگی‌های بسیار پایین $VIX_{\text{weekly adj}}$ و $OVX_{\text{weekly adj}}$ با سایر متغیرها نشان می‌دهد که این شاخص‌های نوسان ضمنی، علی‌رغم نقش تکمیلی به عنوان متغیرهای بین‌بازاری، دچار هم‌خطی شدید با متغیرهای اصلی مدل نیستند و از این منظر، برآوردهای مدل MIDAS تحت تأثیر هم‌خطی مخرب قرار نمی‌گیرد.

جدول ۲. ماتریس همبستگی بین متغیرهای اصلی مدل

	RV_{Weekly}	$RV_{Daily \text{ weekly adj}}$	$r_{t-1}^- \text{ weekly adj}$	$VIX_{\text{weekly adj}}$	$OVX_{\text{weekly adj}}$
RV_{Weekly}	۱٫۰	۰٫۶۷۷	-۰٫۳۱۱	-۰٫۰۴۰	۰٫۰۸۳
$RV_{Daily \text{ weekly adj}}$	۰٫۶۷۷	۱٫۰	-۰٫۶۹۱	-۰٫۰۲۳	۰٫۰۵۳
$r_{t-1}^- \text{ weekly adj}$	-۰٫۳۱۱	-۰٫۶۹۱	۱٫۰	۰٫۰۴۱	-۰٫۰۰۹
$VIX_{\text{weekly adj}}$	-۰٫۰۴۰	-۰٫۰۲۳	۰٫۰۴۱	۱٫۰	۰٫۰۱۵
$OVX_{\text{weekly adj}}$	۰٫۰۸۳	۰٫۰۵۳	-۰٫۰۰۹	۰٫۰۱۵	۱٫۰

منبع: یافته‌های پژوهش

۲-۲- تصریح مدل

در این بخش از پژوهش از مدل MIDAS معرفی شده توسط گیسلز و همکاران (۲۰۰۶) که برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسانات یک دارایی (در این تحقیق یک رمز ارز منتخب) با استفاده از داده‌های میان روزانه (در این پژوهش داده‌های ۵ دقیقه‌ای) طراحی شده، به عنوان یک مدل پایه استفاده می‌شود. بنابراین مدل پایه این پژوهش در این بخش، مدل MIDAS با متغیر نوسانات تحقق یافته (RV) برای یک رمز ارز منتخب است. این مدل پایه با اضافه کردن شاخص‌های نااطمینانی مورد استفاده در دیگر بازارهای دارایی (اهرم بدهی، نفت و بازار سهام)، توسعه داده می‌شود. در این مسیر با معرفی مدل‌های مختلف، نسبت به تعیین مجموعه مدل اطمینان اقدام و پیش‌بینی‌های درون و برون نمونه‌ای انجام می‌شود. بر اساس توابع زیان معرفی شده، پیش‌بینی‌های برون نمونه‌ای مورد ارزیابی قرار گرفته و مدل بهینه برای پیش‌بینی نوسانات تحقق یافته رمز ارز منتخب، معرفی خواهد شد. آزمون‌های پایداری مدل با تغییر در تمام ابعاد مدل طراحی شده و نتایج آن مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. مدل استاندارد معرفی شده توسط گیسلز، سینکو و والکانو (۲۰۰۷) به صورت رابطه (۱۶) است که به نام مدل MIDAS-RV (مدل ۱) نام‌گذاری می‌شود.

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \varepsilon_t \quad (16)$$

RV_{t-k-1} نشان دهنده وقفه $t - k - 1$ از متغیر نوسان تحقق یافته (RV) است. به عنوان مثال اگر $k = 0$ باشد آنگاه RV_{t-k-1} اولین وقفه از متغیر نوسان تحقق یافته خواهد بود. گیسلز و همکاران (۲۰۰۷) به این موضوع اشاره

می کند که استفاده از تعداد زیادی وقفه معمولاً سودآور نبوده و حتی می تواند منجر به مشکلاتی مانند بیش برآزش شود. لذا، تنظیم یک مقدار حداکثری منطقی برای تعداد وقفه ها (مانند ۵۰ وقفه) می تواند باعث کاهش این خطر شود و کارایی مدل بهینه تر خواهد بود. همچنین در همان مطالعه گیسلز بیان می کند که حتی با افزایش تعداد وقفه ها، با احتمال بالا بهبود چشمگیری در دقت مدل ایجاد نخواهد شد و محدود کردن وقفه ها به مقدار مشخصی می تواند برای بهینه سازی مدل کفایت کند. لذا در این بخش از پژوهش تعداد وقفه ها (k^{max}) برابر با ۵۰ وقفه در نظر گرفته شده است. بر اساس مطالعات مرتبط انجام شده (گیسلز، سانتاکلارا، والکانو (۲۰۰۶)، گیسلز و همکاران (۲۰۰۷)، گیسلز و والکانو (۲۰۱۲)) تابع وزن دهی بتا، تابع مناسبی برای مدل سازی نوسانات است. بر اساس مطالعه گیسلز و والکانو (۲۰۱۲) با توجه به غیرمنفی بودن نوسان تحقق یافته (جمع توان دوم بازدهی در یک بازه زمانی مشخص) استفاده از این تابع (با مقادیر مثبت) پیشنهاد شده است. بر اساس مطالعات گیسلز، والکانون و سران (۲۰۰۹)، ژانگ و کائو (۲۰۱۹)، سانتوس و ایگلمن (۲۰۱۴) پارامتر θ_1 در فرم وزن دهی $b(k, \theta^{RV})$ برابر با ۱ قرار داده می شود، لذا در این حالت مقادیر وزن ها برای وقفه های نوسان تحقق یافته تنها به مقدار پارامتر θ_2 بستگی خواهد داشت. این وضعیت موجب ایجاد وزن های بالاتر برای مشاهدات اخیر خواهد شد. ^۳ لذا مدل معرفی شده در رابطه (۱۶) (مدل ۱) با حداکثر ۵۰ وقفه و تابع وزن دهی بتا (پارامتر $\theta_1 = 1$) به عنوان مدل پایه (مرجع) در نظر گرفته می شود. کرسی و رنئو (۲۰۱۲) مطالعه اندرسون و همکاران (۲۰۰۷) در خصوص پیش بینی نوسانات تحقق یافته با اضافه کردن اثر اهرم بدی توسعه دادند که مشخصاً اضافه کردن این متغیر باعث بهبود دقت مدل های پیش بینی نوسان تحقق یافته گردید. مدل بعدی در این بخش با اضافه کردن متغیر اهرم بدی به نام MIDAS-RV-L (مدل ۲) و به صورت رابطه (۱۷) طراحی می شود.

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_2 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{r-}) r_{t-k}^- + \varepsilon_t \quad (17)$$

در مرحله بعدی با اضافه نمودن شاخص VIX به عنوان یک شاخص مالی مدل MIDAS-RV-VIX به صورت رابطه (۱۸) (مدل ۳) تعریف می شود.

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_3 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{vix}) VIX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (18)$$

در مرحله بعد شاخص OVX به عنوان شاخص نوسانات قیمت نفت به مدل پایه اضافه می شود. بنابراین مدل MIDAS-RV-OVX به صورت رابطه (۱۹) (مدل ۴) تعریف می شود.

1. Zhang & Cao.
2. Santos & Ziegelmann.

۳. شکل ۲ را مشاهده نمایید.

4. Corsi and Renò.
5. Andersen et al.

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_4 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{ovx}) OVX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (19)$$

با توجه به اضافه نمودن ۳ متغیر اهرم بدهی، نوسانات نفت و نوسانات بازار سهام به مدل پایه MIDAS-RV به صورت جداگانه، به منظور بررسی تمام ابعاد موضوع، ۴ مدل دیگر نیز از ترکیب این سه متغیر با مدل پایه به صورت روابط (۲۰) تا (۲۳) (مدل ۵ تا ۸) طراحی می شود.

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_2 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{r^-}) r_{t-k}^- + \beta_3 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{vix}) VIX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (20)$$

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_3 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{vix}) VIX_{t-k} + \beta_4 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{ovx}) OVX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (21)$$

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_2 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{r^-}) r_{t-k}^- + \beta_3 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{ovx}) OVX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (21)$$

$$RV_t = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{RV}) RV_{t-k} + \beta_2 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{r^-}) r_{t-k}^- + \beta_3 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{vix}) VIX_{t-k} + \beta_4 \sum_{k=1}^{k^{max}} b(k, \theta^{ovx}) OVX_{t-k} + \varepsilon_t \quad (22)$$

در تمام مدل های تعریف شده در روابط (۱۶) تا (۲۲) متغیر وابسته نوسان تحقق یافته هفتگی ($RV_t^{(w)}$) و متغیرهای توضیح دهنده مدل ($RV_{t-k}^{(d)}, r_{t-k}^{-(d)}, VIX_{t-k}^{(d)}, OVX_{t-k}^{(d)}$) با تواتر زمانی روزانه تعریف می شوند. جدول ۳ جدول ۳ نام اختصاری مدل های استفاده شده در این پژوهش را نشان می دهد.

جدول ۳. شماره و نام اختصاری مدل های اصلی پژوهش

شماره مدل	نام اختصاری مدل	رابطه	متغیرها
۱	MIDAS-RV	(۱۶)	مدل پایه
۲	MIDAS-RV-L	(۱۷)	مدل پایه، اهرم بدهی
۳	MIDAS-RV-VIX	(۱۸)	مدل پایه، نوسان بازار سهام
۴	MIDAS-RV-OVX	(۱۹)	مدل پایه، نوسان بازار نفت
۵	MIDAS-RV-L-VIX	(۲۰)	مدل پایه، اهرم بدهی، نوسان بازار سهام
۶	MIDAS-RV-VIX-OVX	(۲۱)	مدل پایه، نوسان بازار سهام، نوسان بازار نفت
۷	MIDAS-RV-L-OVX	(۲۲)	مدل پایه، اهرم بدهی، نوسان بازار نفت
۸	MIDAS-RV-L-VIX-OVX	(۲۳)	مدل پایه، اهرم بدهی، نوسان بازار سهام، نوسان بازار نفت

منبع: یافته های پژوهش

۴- نتایج و تحلیل یافته های تحقیق

۴-۱- برآورد اولیه مدل

در این مرحله هر ۸ مدل طراحی شده در بخش اصلی پژوهش شامل مدل مرجع (مدل پایه MIDAS-RV) و مدل های شماره ۲ تا ۷ (مدل های طراحی شده بر مبنای مدل پایه و متغیرهای اضافی) با استفاده از رویکرد داده های با تواتر زمانی متفاوت برآورد شده است.^۱ جدول ۴ جدول ۴ نتایج ابتدایی برآورد هر ۸ مدل را نشان می دهد.

جدول ۴. خلاصه نتایج (ضرایب و سطوح معناداری) ۸ مدل برآورد شده

	β_4	β_3	β_2	β_1	β_0	
مدل ۱	---	---	---	۲,۱۸	۰,۰۲۲	ضریب
	---	---	---	(***)۱۶,۲۳	(***)۴,۷۲	آماره
مدل ۲	---	---	۱,۵۹	۲,۷۴	۰,۰۲۱	ضریب
	---	---	(**)۳,۲	(***)۱۲,۹	(***)۴,۴	آماره
مدل ۳	---	-۴e-۲	---	۲,۱۹	۰,۰۲۳	ضریب
	---	(*)۲,۴۶	---	(***)۱۶,۰۱	(***)۴,۷	آماره
مدل ۴	-۴e-۲,۵	---	---	۲,۲۵	۰,۰۳	ضریب
	(*)-۲,۲۱	---	---	(***)۱۶,۹	(***)۴,۴	آماره
مدل ۵	---	-۴e-۲	۱,۵	۲,۷	۰,۰۲۱	ضریب
	---	(*)-۲,۲۷	(***)۳,۱۶	(***)۱۲,۳	(***)۴,۲	آماره
مدل ۶	-۴e-۲,۲	-۵e-۲,۶	---	۲,۲۰	۰,۰۳۲	ضریب
	(**)-۳,۱	-۱,۵۸	---	(***)۱۶,۸۱	(***)۵,۸۶	آماره
مدل ۷	-۴e-۳,۰۸	---	۱,۵۲	۲,۷	۰,۰۳۳	ضریب
	(***)-۳,۳۵	---	(***)۳,۴۰	(***)۱۴,۴	(***)۵,۹	آماره
مدل ۸	-۴e-۲,۰۳	-۵e-۲,۹	۱,۶	۲,۷	۰,۰۲۹	ضریب
	(.)-۱,۹۴	(**)-۲,۷۸	(***)۳,۲۱	(***)۱۳,۲۳	(***)۴,۶۲	آماره

منبع: یافته های پژوهش

۱. بدین منظور از بسته (کتابخانه) midast در زبان برنامه نویسی R استفاده شده است.

تمام مدل‌های این پژوهش با استفاده از روش حداقل مربعات غیرخطی در محیط R و بسته midasr برآورد شده‌اند. در خروجی این تابع، وضعیت همگرایی الگوریتم بهینه‌سازی عددی در قالب یک شاخص عددی تحت عنوان Convergence گزارش می‌شود که مطابق مستندات، مقدار ۰ نشان دهنده همگرایی موفق الگوریتم و رسیدن به حداقل محلی پایدار تابع هدف است. برای همه مدل‌های برآورد شده در این مطالعه، مقدار مذکور برابر با ۰ گزارش شده است؛ بنابراین، می‌توان اطمینان داشت که فرآیند بهینه‌سازی در تمامی موارد به درستی همگرا شده و برآورد ضرایب مدل‌ها از نظر عددی پایدار و قابل اتکا است. بر اساس این نتایج در تمام ۸ مدل عرض از مبدأ در سطح ۹۹ درصد معنادار است. همچنین در تمام مدل‌های برآورد شده متغیر نوسان تحقق یافته روزانه مثبت و معنادار است که نشان دهنده تأثیرپذیری مستقیم نوسان تحقق یافته هفتگی از نوسان تحقق یافته روزانه است. در تمام مدل‌های برآورد شده با حضور متغیر اثر اهرم بدهی، این متغیر در سطح حداقل ۹۹ درصد معنادار بوده و مقدار این ضریب حدود ۱٫۵ است. به عبارت دیگر هر یک درصد کاهش بازده روزانه، نوسان هفتگی را ۱٫۵ درصد افزایش می‌دهد. این نتیجه نشان می‌دهد افزایش ریسک در بازار رمزارزها (وجود اثر اهرم بدهی و مقدار بازدهی منفی در این بازار) در تواتر زمانی روزانه موجب افزایش در نوسان تحقق یافته هفتگی خواهد شد. در خصوص متغیرهای نوسان روزانه بازار سهام (VIX) و نوسان روزانه بازار نفت (OVX)، هر دو متغیر مقادیر ضرایب کوچک و منفی دارند که نشان دهنده اثر کم و معکوس این دو متغیر روی نوسان تحقق یافته هفتگی در بازار رمزارزها است. به عبارت دیگر ایجاد نوسان روزانه در بازارهای سهام و نفت موجب تأثیر اندک روی نوسان تحقق یافته بازار رمز ارز و البته در جهت عکس خواهد شد. این موضوع نشان می‌دهد سرمایه‌گذاران در صورت ایجاد تلاطم در بازارهای موازی نسبت به تغییر در سبد دارایی خود در بازار رمزارزها ملاحظه بیشتری را خواهند داشت. البته در مدل MIDAS-RV-VIX-OVX ضریب متغیر نوسان روزانه بازار سهام معنادار نیست. با توجه به نتایج به نظر می‌رسد حضور متغیر اثر اهرم بدهی در مدل باعث افزایش در سطح معناداری دیگر متغیرهای مورد استفاده می‌شود. در نهایت در مدل شماره ۸ که از تمام متغیرهای این پژوهش استفاده شده، ضرایب برآورد شده برای تمام متغیرها معنادار است. گیسلز، کوئداراس و زملیس (۲۰۱۶) با توجه به پیچیدگی‌های موجود در برآورد مدل‌های MIDAS بسته midas.r را در زبان برنامه‌نویسی R پیاده‌سازی نمودند. گیسلز در این بسته آزمون‌های بررسی قیود اعمال شده بر مدل و معناداری این قیود معرفی نمود. نتیجه این آزمون می‌تواند معناداری کلیه قیود اعمال شده بر مدل را بر اساس سطوح بحرانی محاسبه شده بررسی و نمایش دهد. نتایج آزمون مذکور در جدول ۵ برای هر مدل نشان داده شده است. این نتایج نشان می‌دهد که هر ۸ مدل برآورد شده از منظر قیدهای تحمیل شده به لحاظ آماری معنادار و ضرایب برآورد شده از کفایت لازم برخوردار است. همچنین نتایج آزمون‌های دوربین واتسون و لیونگ-بکس نشان دهنده عدم وجود خودهمبستگی در باقیمانده‌های هر ۸ مدل برآورد شده است.

جدول ۵. بررسی معناداری قیود تحمیل شده بر مدل های برآورد شده (معناداری مدل)

علامت اختصاری	آزمون معناداری قیود مدل		آزمون دوریین		آزمون لیونگ-باکس	
	مقدار آماره	P-value	واتسون	مقدار آماره	P-value	مدل
مدل ۱	۳۲,۷۵۹	۰,۵۷۶۸ (*)	۱,۹۵۲	۰,۲۶۲۰۸	۰,۶۰۸ (*)	
مدل ۲	۵۳,۱۳	۰,۹۲۱۲ (*)	۱,۹۳۶	۰,۴۶۴	۰,۴۹۵ (*)	
مدل ۳	۶۶,۵۰۸	۰,۵۶۲۷ (*)	۱,۹۳۷	۰,۴۵۴	۰,۵۰ (*)	
مدل ۴	۵۹,۵۶۲	۰,۷۸۴ (*)	۱,۹۳۱	۰,۵۳۴	۰,۴۶۴ (*)	
مدل ۵	۹۱,۳۹۵	۰,۷۸۶۴ (*)	۱,۹۰۳	۱,۰۹۷	۰,۲۹۴ (*)	
مدل ۶	۷۸,۱۳۳	۰,۹۶۷۷ (*)	۱,۹۲۰	۰,۷۳۴	۰,۳۹۱ (*)	
مدل ۷	۷۸,۸۱۴	۰,۹۶۳۴ (*)	۱,۹۸۶	۰,۰۱۷	۰,۸۹۴ (*)	
مدل ۸	۱۰۳,۶۳	۰,۹۸۷۱ (*)	۱,۹۴۹	۰,۲۹۴	۰,۵۸۷ (*)	

منبع: یافته های پژوهش

۴-۲- پیش بینی برون نمونه ای

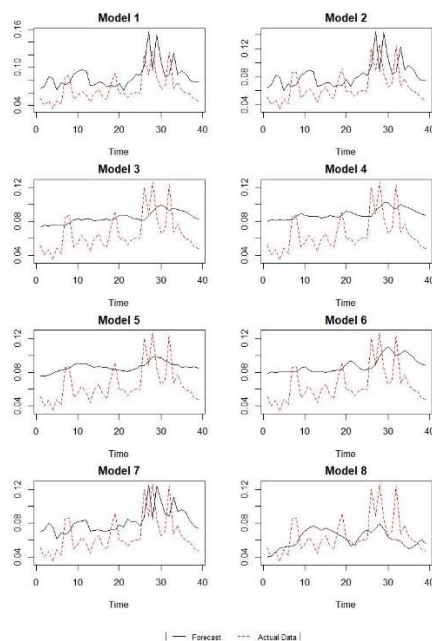
هدف اصلی در این پژوهش بررسی و مقایسه دقت پیش بینی های برون نمونه ای مدل های برآورده شده و انتخاب مدل بهینه از نظر فرم، ساختار و متغیرهای مورد استفاده است. بدین منظور برای هر ۸ مدل برآورد شده در بخش برآورد مدل، ابتدا داده های مورد استفاده به دو بخش آموزش (۹۰ درصد داده ها) و آزمون (۱۰ درصد داده ها) تقسیم و هر مدل در بخش آموزش برآورد و برای داده های بخش آموزش پیش بینی ها بر اساس مدل مورد نظر انجام می شود. پس از انجام پیش بینی های برون نمونه ای، نتایج با داده های واقعی مورد مقایسه قرار گرفته و معیارهای خطا محاسبه شده است. نتایج این معیارها در جدول ۶ آورده شده است. این نتایج نشان می دهد بر اساس هر سه معیار MSE ، $MAPE$ و $MASE$ مدل ۸ که از تمام متغیرهای معرفی شده استفاده می کند، دقت بالاتری در پیش بینی برون نمونه ای ارائه می نماید.

جدول ۶. معیارهای ارزیابی دقت پیش بینی های برون نمونه ای برای ۸ مدل برآورد شده

MASE	MAPE	MSE	مدل
۱,۶۴۰	۴۶,۴۶۴	۰,۰۰۰۹۸۰	مدل ۱
۱,۵۴۰	۴۲,۸۱۶	۰,۰۰۰۸۳۴	مدل ۲
۱,۵۳۱	۴۵,۲۲۷	۰,۰۰۰۷۵۳	مدل ۳
۱,۶۹۶	۵۱,۰۶۴	۰,۰۰۰۹۳۶	مدل ۴
۱,۵۵۹	۴۷,۰۵۳	۰,۰۰۰۸۰۴	مدل ۵
۱,۶۸۴	۵۰,۲۴۵	۰,۰۰۰۹۲۵	مدل ۶
۱,۵۰۵	۴۲,۲۸۷	۰,۰۰۰۷۳۴	مدل ۷
۰,۹۳۲	۲۲,۵۸۰	۰,۰۰۰۴۳۷	مدل ۸

منبع: یافته های پژوهش

شکل ۳ پیش‌بینی‌های برون نمونه‌ای برای هر ۸ مدل برآورد شده برای بخش برون نمونه‌ای نمایش می‌دهد.



شکل ۳. داده‌های آزمون و پیش‌بینی‌های برون نمونه‌ای ۸ مدل برآورد شده

منبع: یافته‌های پژوهش

به منظور اجرای آزمون MCS بر اساس مطالعه مارتنز و همکاران^۱ (۲۰۱۲)، لورنت و همکاران^۲ (۲۰۱۲) مقدار ۰.۲۵ به عنوان مقدار بحرانی انتخاب شده که این انتخاب باعث می‌شود در آزمون MCS، مدل‌هایی با مقدار P-value کمتر از ۰.۲۵ حذف شوند، لذا مدل‌های باقیمانده به طور قابل توجهی در پیش‌بینی نوسان تحقق یافته از مدل‌های حذف شده عملکرد بهتری خواهند داشت. در این پژوهش تعداد تکرارهای Bootstrap برابر با ۲۵۰۰۰ و طول بلوک باز نمونه‌گیری برابر با ۱۵ در نظر گرفته شده است. جدول ۷، نتایج P-value آزمون MCS را برای سه تابع زیان و در سه حالت آزمون t کمترین مقدار^۴، آزمون t بیشترین مقدار^۵ و آزمون t فاصله‌ای^۶ نشان می‌دهد. در حالت آزمون t کمترین مقدار، کوچک‌ترین اختلاف عملکرد بین مدل‌ها، در حالت آزمون t بزرگ‌ترین مقدار، بیشترین اختلاف عملکرد بین مدل‌ها و در حالت آزمون t فاصله‌ای کل محدوده تفاوت‌های عملکرد بین مدل‌ها را ارزیابی می‌شود. در هر سه آزمون معنادار بودن محدوده مورد بررسی ارزیابی می‌شود.

1. Martens et al.

2. Laurent et al.

۳. مقادیر ۰ و ۱ ناشی از گرد کردن p-value ها به چهار رقم اعشار هستند و به ترتیب نشان دهنده $p < 0.0001$ و $p > 0.9999$ می‌باشند.

4. t.min Test.

5. t.max Test.

6. t.rang Test.

جدول ۷. نتایج ارزیابی پیش بینی های ۸ مدل برآورد شده بر اساس آزمون MCS

	MAE			QLIKE			MSE		
	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min
مدل ۱	۰	۰,۰۳۱۱	۰	۰,۱۵۹	۰,۱۷۲	۰,۶۳۹	۰	۰,۲۴۶۸	۰
مدل ۲	۰	۰,۱۲۵۹	۰	۰,۷۸۱	۰,۶۴۷	۰,۶۳۹	۰,۰۰۱۴	۰,۵۱۳۳	۰,۰۰۰۵۲
مدل ۳	۰	۰,۰۸۶۱	۰	۰,۷۸۱	۰,۶۳۵	۰,۶۳۹	۰,۰۲۰۸	۰,۵۱۳۳	۰,۰۰۶۴۸
مدل ۴	۰	۰,۰۳۱۱	۰	۰,۰۲۱	۰,۱۷۲	۰,۴۸	۰,۰۰۰۱	۰,۲۴۶۸	۰,۰۰۰۵۲
مدل ۵	۰	۰,۱۲۵۹	۰	۰,۷۸۱	۰,۶۴۷	۰,۶۳۹	۰,۰۴۴۴	۰,۵۱۳۳	۰,۰۰۶۴۸
مدل ۶	۰	۰,۰۳۱۱	۰	۰,۱۴۴	۰,۱۷۲	۰,۳۰۶	۰,۰۰۷۸	۰,۲۴۶۸	۰
مدل ۷	۰	۰,۱۲۵۹	۰	۰,۷۸۱	۰,۶۴۷	۰,۶۳۹	۰,۰۰۷۸	۰,۵۱۳۳	۰,۰۰۶۴۸
مدل ۸	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱

منبع: یافته های پژوهش

مقادیر P-value نمایش داده شده در جدول ۶ نشان می دهد بر اساس هر سه تابع زیان و در هر سه حالت آزمون t کوچک ترین مقدار، t بزرگ ترین مقدار و t فاصله ای، مدل ۸ که از تمام متغیرهای معرفی شده استفاده نموده، عملکرد بهتری نسبت به ۷ مدل دیگر در حوزه پیش بینی برون نمونه ای دارد. نتایج به دست آمده در این بخش، نتایج جدول ۵ در خصوص انتخاب بهترین مدل بر اساس معیارهای ارزیابی خطای پیش بینی را تأیید می کند.

۴-۳- بررسی پایداری و تحلیل بیشتر نتایج پیش بینی

بررسی پایداری نتایج^۱ پیش بینی اهمیت زیادی در پژوهش های اقتصادی و مالی دارد، زیرا این بررسی به محققان و سرمایه گذاران کمک می کند تا از دقت مدل های پیش بینی اطمینان حاصل کنند. درواقع، پایداری به این معناست که نتایج به دست آمده به تغییرات در داده های ورودی، پارامترهای مدل، و روش های ارزیابی حساس نباشند. اگر نتایج یک مدل در شرایط مختلف پایدار و یکسان باقی بماند، می توان به آن مدل به عنوان ابزاری قابل اعتماد برای پیش بینی و تصمیم گیری اعتماد کرد. در بسیاری از مواقع، نتایج یک مدل ممکن است به دلیل شرایط خاص داده ها یا روش های آماری به دست آمده باشد، اما در داده های جدید یا شرایط متفاوت، کارایی کافی نداشته باشد. با آزمون های پایداری و بررسی نتایج در شرایط مختلف، می توان اطمینان حاصل کرد که مدل مورد نظر به شکلی کلی تر و کاربردی تر قابل استفاده است و نتایج آن تنها محدود به داده های خاص یا زمان معین نیست. درنهایت، پایداری نتایج به ویژه در پیش بینی های بلندمدت اهمیت بیشتری پیدا می کند، چراکه در این حالت تغییرات و نوسانات بیشتری در بازارها و متغیرها ممکن است رخ دهد. بنابراین، ارزیابی پایداری به تصمیم گیران کمک می کند که دیدگاهی دقیق تر و اطمینان بیشتری در استفاده از مدل های پیش بینی برای برنامه ریزی و سرمایه گذاری داشته باشند. در این بخش به منظور اطمینان از پایداری و قابلیت اطمینان نتایج پیش بینی های برون نمونه ای و کاهش نگرانی ها از تأثیر احتمالی داده کاوی در نتایج،

1. Robustness Check.

مجموعه‌ای از آزمون‌های پایداری و تحلیل‌های اضافی انجام شده است. این بررسی‌ها شامل تغییرات در تنظیمات مختلف مدل‌ها، از جمله پارامترهای جایگزین برای k^{max} ، روش‌های ارزیابی مختلف، فواصل نمونه‌گیری جایگزین و استفاده از تخمین‌زن‌های متفاوت برای نوسان است. این تحلیل‌های پایداری کمک می‌کنند تا از سازگاری نتایج و استحکام مدل‌های پیش‌بینی در برابر تغییرات مختلف اطمینان حاصل شود و اعتماد بیشتری به اعتبار نتایج به دست آمده ایجاد شود.

۴-۴- تغییر در حداکثر وقفه‌ها (k^{max})

به عنوان اولین آزمون برای بررسی پایداری نتایج از تغییر در تعداد وقفه‌های متغیرهای توضیح دهنده در طراحی مدل استفاده می‌شود. همان گونه که در بخش تصریح مدل (۵) بیان شد، تعداد حداکثر وقفه‌ها برابر با ۵۰ وقفه ($k^{max} = 50$) در نظر گرفته شد چراکه بر اساس مطالعه گیسلز و همکاران (۲۰۰۷) استفاده از تعداد زیادی وقفه معمولاً سودآور نبوده و حتی می‌تواند منجر به مشکلاتی مانند بیش‌برازش شود و تعداد وقفه پیشنهادی توسط گیسلز برابر ۵۰ وقفه است. لذا در این بخش تعداد وقفه‌ها به صورت ۲۲ و ۶۶ وقفه (کمتر از ۵۰ وقفه و بیشتر از ۵۰ وقفه) تغییر و هر ۸ مدل پژوهش برآورد و پیش‌بینی‌ها انجام می‌شود. نتایج معیارهای خطا در پیش‌بینی برون نمونه‌ای برای هر دو بخش مدل‌های با تعداد وقفه‌های ۲۲ و تعداد وقفه‌های ۶۶ در جدول ۸ آورده شده است. نتایج این بخش نشان می‌دهد بر اساس هر سه معیار ارزیابی خطا مدل ۸ برای هر دو حالت تعداد وقفه ۲۲ و ۶۶ روزه، پیش‌بینی‌های برون نمونه‌ای، با دقت بالاتری را نسبت به ۷ مدل دیگر ایجاد می‌کند.

جدول ۸. معیارهای ارزیابی خطا برای آزمون پایداری نتایج در شرایط تغییر در تعداد وقفه‌ها

MASE	MAPE	MSE	
$k^{max} = 22$			
۱,۶۴۴۳۵	۴۶,۵۸۹۳	۰,۰۰۰۹۸۳۱۲۹	مدل ۱
۱,۶۱۵۲۹۴	۴۵,۵۵۹۴۸	۰,۰۰۰۹۳۶۱۴۷	مدل ۲
۱,۸۵۱۷۴۹	۵۴,۸۶۵۹۹	۰,۰۰۱۲۸۷۱۰۸	مدل ۳
۱,۵۵۶۴۱۱	۴۳,۷۹۹۹۸	۰,۰۰۰۸۹۴۷۶۸	مدل ۴
۲,۲۸۳۶۰۱	۷۰,۳۰۹۸۷	۰,۰۰۱۸۳۴۹۶۱	مدل ۵
۲,۴۹۷۳۷۴	۶۱,۹۶۶۲۸	۰,۰۰۲۳۷۲۷۹۷	مدل ۶
۲,۰۹۶۸۳۱	۶۴,۹۸۸۷۴	۰,۰۰۱۴۹۵۳۷۹	مدل ۷
۱,۱۶۳۰۹۴	۲۸,۳۴۹۳۲	۰,۰۰۰۸۱۴۱۲۴	مدل ۸
$k^{max} = 66$			
۲,۲۹۰۴۱۴	۷۰,۳۳۹۲۹	۰,۰۰۱۶۸۴۱۴	مدل ۱
۱,۶۴۸۳۱	۴۸,۸۷۹۱۱	۰,۰۰۱۰۰۲۸۶	مدل ۲
۲,۵۸۲۸۷۵	۷۹,۴۵۴۶۹	۰,۰۰۲۱۳۹۸۷	مدل ۳
۲,۳۱۶۰۷۳	۷۰,۹۷۸۰۲	۰,۰۰۱۷۱۳۵۲	مدل ۴
۱,۹۱۱۹۷۱	۵۸,۱۰۴۰۲	۰,۰۰۱۱۸۳۵۶	مدل ۵
۲,۴۶۷۰۱۷	۷۵,۹۳۵۲۷	۰,۰۰۱۹۵۶۷۲	مدل ۶
۳,۵۰۵۱۹۲	۱۰۷,۷۸۲۵۴	۰,۰۰۴۱۱۲۰۲	مدل ۷
۱,۶۰۵۶۱۴	۴۷,۴۶۱۵۸	۰,۰۰۰۹۷۳۵۹	مدل ۸

منبع: یافته‌های پژوهش

در نهایت به منظور بررسی دقیق تر نتایج به دست آمده از آزمون MCS استفاده و بهترین مدل بر اساس توابع زیان و از نظر دقت در پیش بینی های ارائه شده انتخاب می شود. نتایج آزمون MCS برای هر دو تغییر در تعداد وقفه ها در جدول ۹ آورده شده است. نتایج این آزمون نشان می دهد که بر اساس مقادیر P-value در هر سه معیار MSE، QLIKE و MAE و برای هر دو حالت تعداد وقفه های ۲۲ و ۶۶ مدل ۸ نسبت به ۷ مدل دیگر بهینه بوده و دقت پیش بینی بالاتری دارد. این نتایج (جدول ۸ و جدول ۹) پایداری نتایج به دست آمده در بخش برآورد و پیش بینی مدل در این پژوهش را اثبات می نماید.

جدول ۹. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر در تعداد وقفه ها

MAE			QLIKE			MSE			
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	
$k^{max} = 22$									
۰.۰۰۰۳	۰.۱۱۳	۰.۰۰۷۴	۰.۰۳۸	۰.۴۶۰	۰.۰۷۲۷	۰.۰۰۴۸	۰.۴۶۵	۰.۶۰۱۹	مدل ۱
۰.۰۲۴۴	۰.۱۱۳	۰.۰۰۹۷	۰.۳۶۴	۰.۴۶۰	۰.۲۳۶	۰.۵۸۰	۰.۴۶۵	۰.۶۴۶۱	مدل ۲
۰.۰۰۰۳	۰.۱۱۳	۰.۰۰۱۱	۰.۱۴۳	۰.۴۶۰	۰.۰۳۵	۰.۵۶۸	۰.۴۶۵	۰.۱۵۶	مدل ۳
۰.۰۲۴۴	۰.۱۱۳	۰.۰۰۹۷	۰.۳۶۴	۰.۴۶۰	۰.۰۳۵	۰.۶۳۱	۰.۶۲۲	۰.۶۴۶۱	مدل ۴
۰.۰۰۰۳	۰.۰۲۰۹	۰.۰۰۰۱	۰.۰	۰.۴۶۰	۰.۰۳۵	۰.۰	۰.۰۳۹	۰.۰۳۱۴	مدل ۵
۰.۰	۰.۰۲۰۹	۰.۰	۰.۲۳۵	۰.۰۳۸۹	۰.۰۳۵	۰.۰	۰.۰۳۹	۰.۰	مدل ۶
۰.۰۲۴۴	۰.۱۱۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۹۷۹	۰.۴۶۰	۰.۰۳۵	۰.۴۲۴	۰.۳۱۷	۰.۱۰۳	مدل ۷
۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	مدل ۸
$k^{max} = 66$									
۰.۰۰	۰.۰	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰	۰.۰	۰.۰۰۱۹	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۳۰	مدل ۱
۰.۶۴۹۶	۰.۶۴۴۷	۰.۶۴۳۲	۰.۹۴۸۰	۰.۹۴۶۹	۰.۹۴۵۸	۰.۷۷۶۷	۰.۷۷۴۳	۰.۷۷۱۶	مدل ۲
۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	مدل ۳
۰.۰۰۰۰	۰.۰	۰.۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۳	۰.۰	۰.۰	۰.۰۰۱۹	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۲۴	مدل ۴
۰.۰۱۲۰	۰.۰۰۱۵	۰.۰۰۹۳۹	۰.۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۱	۰.۰۲۵۴	۰.۱۷۱۹	۰.۱۰۹۴	۰.۴۰۸۶	مدل ۵
۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	مدل ۶
۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	۰.۰	مدل ۷
۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	۱.۰	مدل ۸

منبع: یافته های پژوهش

۴-۵- تغییر در نحوه ارزیابی (R^2 خارج از نمونه)

R^2 خارج از نمونه^۱ یکی از معیارهای ارزیابی مدل های رگرسیونی است که برای سنجش کیفیت پیش بینی مدل ها مورد استفاده قرار می گیرد. برخلاف R^2 معمول که عملکرد مدل را بر اساس داده های درون نمونه ای^۲ (آموزش) ارزیابی می کند، R^2_{OOS} از داده های جدید و خارج از نمونه برای ارزیابی دقت پیش بینی مدل بهره می گیرد. این رویکرد به ویژه در حوزه هایی مانند پیش بینی نوسانات بازار سهام اهمیت دارد. مطالعات مختلفی مانند کمپل و تامسون^۳ (۲۰۰۸)، راپاچ و ژو^۴ (۲۰۱۰) و وانگ و یین^۵ (۲۰۱۸) از R^2_{OOS} برای ارزیابی کیفیت پیش بینی نوسانات بازار سهام استفاده کرده اند. R^2_{OOS} به درصد کاهش خطای میانگین مربعات پیش بینی^۶ (MSFE) پیش بینی نسبت به MSFE مدل معیار^۷ اشاره دارد. که بر اساس رابطه (۲۳) محاسبه می شود.

$$R^2_{OOS} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^q (RV_{m+k} - \widehat{RV}_{m+k})^2}{\sum_{k=1}^q (RV_{m+k} - \widehat{RV}_{m+k, bench})^2} \quad (23)$$

RV_{m+k} مقدار واقعی، $\widehat{RV}_{m+k}$ مقدار پیش بینی مدل مورد بررسی و $\widehat{RV}_{m+k, bench}$ مقدار پیش بینی مدل معیار در زمان $m+k$ است و q تعداد دوره های پیش بینی مورد نظر است. مقادیر مثبت R^2_{OOS} نشان می دهد که مدل پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به مدل معیار دارد و در کاهش خطای پیش بینی مؤثرتر است و مقادیر منفی R^2_{OOS} نشان می دهد که مدل پیشنهادی عملکرد کمتری نسبت به مدل معیار دارد. برای ارزیابی آماری R^2_{OOS} آزمون های خاصی پیشنهاد شده اند. یکی از این آزمون ها توسط کلارک و وست^۸ (۲۰۰۷) ارائه شده است. فرض صفر (H_0) در این آزمون بیان می کند که مدل پیشنهادی از نظر پیش بینی دقیق تر از مدل معیار نیست. این فرضیه به معنای آن است که MSFE مدل معیار کمتر یا مساوی MSFE مدل پیشنهادی است. در واقع، فرض صفر بیان می کند که مدل پیشنهادی هیچ بهبودی نسبت به مدل معیار در کاهش خطای پیش بینی ایجاد نمی کند. بنابراین اگر MSFE مدل معیار کمتر یا مساوی MSFE مدل پیشنهادی باشد، فرض صفر پذیرفته می شود. آماره آزمون به صورت رابطه (۲۴) محاسبه می شود.

$$f_t = (RV_t - \widehat{RV}_{t, bench})^2 - (RV_t - \widehat{RV}_{t, model})^2 + (RV_{t, bench} - \widehat{RV}_{t, model})^2 \quad (24)$$

$\widehat{RV}_{t, bench}$ و $\widehat{RV}_{t, model}$ به ترتیب مقادیر پیش بینی توسط مدل معیار و مدل پیشنهادی هستند. برای رد فرض صفر در آزمون کلارک و وست بر اساس مقدار P-value، این مقدار باید کمتر از سطح معناداری انتخاب شده (معمولاً ۰/۰۵ یا ۰/۰۱) باشد. این امر نشان می دهد که مدل پیشنهادی به طور معناداری بهتر از مدل معیار عمل کرده است و

1. Out-of-Sample R^2 (R^2_{OOS})

2. In-sample Data

3. Campbell & Thompson.

4. Rapach & Zhou.

5. Wang & Yin.

6. Mean Squared Forecast Error (MSFE).

7. Benchmark.

8. Clark & West.

می توان از آن برای پیش بینی دقیق تر استفاده کرد. در این بخش مدل پایه (MIDAS-RV) به عنوان مدل مرجع در نظر گرفته شده نتایج محاسبه R_{OOS}^2 و آزمون کلارک-وست هفت مدل دیگر نسبت به مدل مرجع در جدول ۱۰ آورده شده است که این نتایج پایداری دقت پیش بینی های انجام شده و مدل انتخاب شده در بخش ۰ را اثبات می کند. بر اساس نتایج جدول ۱۰ در میان ۷ مدل انتخاب شده، R_{OOS}^2 برای مدل ۸ بیشترین مقدار و MSFE برای همین مدل کمترین مقدار در میان ۷ مدل دیگر را دارد که نشان می دهد این مدل در میان هفت مدل دیگر بهترین دقت در پیش بینی برون نمونه ای را به خود اختصاص داده است. همچنین بر اساس مقادیر P-value در نتایج به دست آمده تنها مدل ۸ فرض صفر یعنی عدم ایجاد بهبود توسط مدل پیشنهادی نسبت به مدل معیار را رد کرده و نشان می دهد مدل ۸، نسبت به مدل پایه (MIDAS-RV) و همچنین نسبت به دیگر مدل های معرفی شده عملکرد بهتری در دقت پیش بینی های ارائه شده دارد.

جدول ۱۰. ارزیابی دقت پیش بینی مدل ها بر اساس R_{OOS}^2 و آزمون کلارک-وست

P-value	MSFE	R_{OOS}^2	
۰٫۴۴۴۷	۰٫۸۵۰۵	۰٫۱۴۹۵	مدل ۲
۰٫۵۹۹۲	۰٫۷۶۸۵	۰٫۲۳۱۵	مدل ۳
۰٫۴۶۰۹	۰٫۹۵۴۹	۰٫۰۴۵۱	مدل ۴
۰٫۹۸۳۲	۰٫۸۱۹۹	۰٫۱۸۰۱	مدل ۵
۰٫۵۴۶۴	۰٫۹۴۳۷	۰٫۰۵۶۳	مدل ۶
۰٫۳۱۴۳	۰٫۷۴۸۵	۰٫۲۵۱۵	مدل ۷
۰٫۰۰۰۰	۰٫۴۴۶۴	۰٫۵۵۳۶	مدل ۸

منبع: یافته های پژوهش

۴-۵- تغییر در برآوردگر نوسان

در این بخش از یک برآوردگر واریانس پیشرو به نام Realized Kernel (RK) که توسط بارندورف و همکاران^۱ (۲۰۰۸) معرفی شده است، استفاده می شود. RK یکی از برآوردگرهای پیشرفته واریانس در حوزه اقتصادسنجی مالی است که به منظور کاهش تأثیر نویز بازار در تخمین نوسانات واقعی دارایی ها به کار می رود. این روش به ویژه در تحلیل های مبتنی بر داده های با تواتر زمانی بالا کاربرد فراوانی دارد و به پژوهشگران امکان می دهد تا تخمین های دقیق تری از نوسانات واقعی به دست آورند. فرمول عمومی RK با استفاده از تابع کرنل به صورت رابطه (۲۵) است.

$$RK_t = \sum_{j=-H}^H k(j)\gamma_j \quad (25)$$

γ_j خودکوریانس و $k(j)$ مقدار تابع کرنل در فاصله j است. H پارامتر پهنای باند^۱ است که تعیین کننده تعداد خودکوریانس هایی^۲ است که در ترکیب دخیل هستند. تابع کرنل یک تابع وزنی است که برای ترکیب خودکوریانس ها در برآوردگرهای واریانس استفاده می شود. هدف از استفاده از تابع کرنل، کاهش تأثیر خودکوریانس های دورتر و کنترل نویز در داده ها است. تابع کرنل بارتلت^۳ یکی از توابع کرنل پرکاربرد است که به دلیل سادگی و کارایی در کاهش تأثیر خودکوریانس های دور، در بسیاری از الگوها استفاده می شود. این تابع به صورت خطی وزن دهی می کند و برای فاصله های دورتر، وزن ها را کاهش می دهد. تابع کرنل بارتلت به صورت رابطه (۲۶) تعریف می شود.

$$k(j) = \begin{cases} 1 - \frac{|j|}{H+1} & \text{for } |j| < H \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26)$$

j فاصله زمانی (وقفه) و H پارامتر پهنای باند است. این تابع به گونه ای طراحی شده است که برای فاصله های زمانی نزدیک تر وزن بیشتری دارد و به تدریج با افزایش فاصله، وزن کاهش می یابد تا به H رسیده و سپس صفر می شود. ویژگی های مهم تابع کرنل بارتلت شامل پیاده سازی و درک آسان به دلیل ساختار خطی و ساده این تابع، کاهش خودکوریانس های دور به گونه ای که با افزایش وقفه ها، تأثیر خودکوریانس های دور به طور مؤثری کاهش می یابد. همچنین با کاهش وزن وقفه های دور، تخمین واریانس دقیق تری حاصل می شود که مقاومت مدل در برابر نویز بازار را افزایش می دهد. در نهایت این تابع به خوبی با داده های با فرکانس بالا سازگار است و می تواند از اطلاعات بیشتری که این داده ها ارائه می دهند بهره مند شود. برای استفاده از تابع کرنل بارتلت در فرمول RK، کافی است تابع $k(j)$ در فرمول اصلی جایگزین شود. بنابراین، فرمول RK با تابع کرنل بارتلت به صورت رابطه (۲۷) خواهد بود.

$$RK_t = \sum_{j=-H}^H \left(1 - \frac{|j|}{H+1}\right) \gamma_j \quad (27)$$

در این بخش ابتدا مقدار برآوردگر RK با تواتر زمانی روزانه و بر اساس داده های میان روزانه (۵ دقیقه ای) قیمت بیت کوین محاسبه می شود.^۴ در این پیاده سازی، تابع کرنل از نوع بارتلت با پارامتر کرنل برابر با ۲، مطابق توصیه های متداول در ادبیات برآوردگرهای کرنل برای داده های با فرکانس بالا انتخاب شده است تا تعادلی بین کاهش نویز ریزساختار بازار و حفظ اطلاعات تغییرات واقعی نوسان برقرار شود. همچنین محاسبات بر مبنای بازده های لگاریتمی داده های ۵ دقیقه ای انجام شده است، به گونه ای که با تنظیمات استاندارد توصیه شده برای داده های پرتواتر سازگار باشد. سپس به منظور سنجش پایداری مدل انتخاب شده، برآوردگر RK به عنوان تخمین زن نوسان روزانه در هر ۸ مدل برای برآورد متغیر وابسته (نوسان تحقق یافته هفتگی) مورد استفاده قرار می گیرد. سپس با استفاده از آزمون MCS،

1. Bandwidth
2. Autocovariances
3. Bartlett Kernel

۴. محاسبات با استفاده از کتابخانه highfrequency در زبان برنامه نویسی R انجام می شود.

بهترین مدل بر اساس توابع زیان و از نظر دقت در پیش بینی های ارائه شده انتخاب می شود. نتایج آزمون مجموعه مدل اطمینان با تغییر در برآوردگر نوسان در جدول ۱۱ آورده شده است. نتایج این آزمون نشان می دهد که بر اساس مقادیر P -value در هر سه معیار MAE و $QLIKE$ و MSE مدل ۸ نسبت به هفت مدل دیگر از منظر دقت در پیش بینی برتری دارد. این نتایج پایداری نتایج به دست آمده در بخش برآورد و پیش بینی مدل در این پژوهش را اثبات می نماید.

جدول ۱۱. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر در برآوردگر نوسان

MAE			QLIKE			MSE			
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	
۰.۰۰	۰.۱۸	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۳۱	۰.۳۳	۰.۰۰	۰.۳۴	۰.۳۸	مدل ۱
۰.۳۰	۰.۱۸	۰.۲۴	۰.۴۱	۰.۳۱	۰.۳۳	۰.۴۷	۰.۳۴	۰.۳۸	مدل ۲
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	مدل ۳
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰۸	۰.۰۰۸	۰.۰۰۲	۰.۰۳۶	۰.۰۰۰۶	۰.۰۱۵	۰.۱۵	مدل ۴
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۱	۰.۰۰	۰.۰۰۲	۰.۰۶۰	۰.۰۰	۰.۰۱۵	۰.۰۱۴	مدل ۵
۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰۶	۰.۰۱	۰.۰۰۲	۰.۰۲۹	۰.۰۰۰۸	۰.۰۱۵	۰.۰۱۱	مدل ۶
۰.۳۰۷۱۶	۰.۲۴	۰.۲۴	۰.۴۱	۰.۳۱	۰.۳۳	۰.۴۷	۰.۳۵	۰.۳۸	مدل ۷
۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	مدل ۸

منبع: یافته های پژوهش

۸ مدل جدول ۱۱ با استفاده از برآوردگر جدید به دست آمده است. به منظور بررسی و ارزیابی دقیق تر نتایج به دست آمده با استفاده از برآوردگر جدید، از معیار ارزیابی R_{OOS}^2 نیز استفاده می شود. نتایج با در نظر گرفتن مدل MIDAS-RV به عنوان مدل مرجع و مقایسه هفت مدل دیگر با مدل مرجع در جدول ۱۲ آورده شده است.

جدول ۱۲. ارزیابی دقت پیش بینی مدل های برآورد شده با برآوردگر RK بر اساس R_{OOS}^2 و آزمون کلازک-وست

P-value	MSFE	R_{OOS}^2	
۰.۹۹۷	۰.۹۹۹	۰.۰۰۰۴	مدل ۲
۰.۰	۹.۶۱۲	-۸.۶۱	مدل ۳
۰.۰۰۱۹۰	۱.۳۴۳	-۰.۳۴۳	مدل ۴
۰.۰۰	۱.۶۸۰	-۰.۶۸۰۸	مدل ۵
۰.۰۰۱۶۳	۱.۳۵۴	-۰.۳۵۴۳	مدل ۶
۰.۳۷۶	۰.۹۶۱	۰.۰۳۸۹	مدل ۷
۰.۰۰۳۳۳	۰.۷۳۹	۰.۲۶۰۳	مدل ۸

منبع: یافته های پژوهش

همان گونه که در بخش آورده شده مقادیر مثبت R_{OOS}^2 نشان می دهد که مدل پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به مدل معیار دارد و در کاهش خطای پیش بینی مؤثرتر است و مقادیر منفی R_{OOS}^2 نشان می دهد که مدل پیشنهادی عملکرد کمتری نسبت به مدل معیار دارد. مطابق با براساس نتایج جدول ۱۰ مدل های ۲-۳-۴-۵ و ۸ دارای مقدار P-value کمتر از ۰/۰۵ هستند که از میان این ۵ مدل تنها مدل ۸ دارای R_{OOS}^2 مثبت است. همچنین در میان ۷ مدل انتخاب شده، R_{OOS}^2 برای مدل ۸ بیشترین مقدار و MSFE برای همین مدل کمترین مقدار در میان ۷ مدل دیگر را دارد که نشان می دهد این مدل در میان هفت مدل دیگر بهترین دقت در پیش بینی برون نمونه ای را به خود اختصاص داده و بر اساس مقدار P-value در نتایج به دست آمده، مدل ۸ فرض صفر یعنی عدم ایجاد بهبود توسط مدل پیشنهادی نسبت به مدل معیار را رد کرده و نشان می دهد مدل شماره ۸ که از تمام متغیرهای معرفی شده در پژوهش در طراحی آن استفاده شده است نسبت به مدل پایه و همچنین نسبت به دیگر مدل های معرفی شده عملکرد بهتری در دقت پیش بینی های ارائه شده دارد.

۴-۶- تغییر در افق زمانی و الگوی پیش بینی

در این بخش به منظور بررسی پایداری نتایج اصلی دو تغییر به صورت تغییر افق زمانی پیش بینی (دو هفته، یک ماه، دو ماه) و تغییر در الگوی پیش بینی شامل روش ثابت^۱، روش پنجره غلتان^۲ و روش بازگشتی^۳ به بررسی قدرت پیش بینی مدل پیشنهادی پژوهش نسبت به دیگر مدل ها پرداخته می شود. در اولین قدم پیش بینی ها برای هر ۸ مدل بر اساس رویکردهای ثابت، پنجره غلتان و بازگشتی و در سه افق زمانی کوتاه مدت (دو هفته ای)، میان مدت (یک ماهه معادل ۴ هفته ای) و بلندمدت (دوماهه معادل ۸ هفته ای) انجام و معیارهای خطای پیش بینی مورد ارزیابی قرار می گیرد. نتایج این پیش بینی ها در جدول ۱۲ آورده شده است. بر اساس مقادیر معیارهای ارزیابی خطا در جدول ۱۲، مدل ۸ در هر سه افق زمانی (کوتاه مدت، میان مدت و بلندمدت) و بر اساس هر سه رویکرد پیش بینی (ثابت، غلتان و بازگشتی)، پیش بینی های برون نمونه ای، با دقت بالاتری را نسبت به ۷ مدل دیگر ایجاد می کند.

-
1. Fixed Method
 2. Rolling Window Method
 3. Recursive Method

جدول ۱۳. معیارهای ارزیابی خطا - پایداری نتایج - تغییر افق زمانی و رویکرد پیش بینی

recursive			rolling			fixed			
MASE	MAPE	MSE	MASE	MAPE	MSE	MASE	MAPE	MSE	
h = 2 week									
۱٫۹۸	۵۰٫۷۷	۰٫۰۰۰۵۴	۱٫۹۸	۵۰٫۷۹	۰٫۰۰۰۵۴	۱٫۹۹	۵۰٫۸۶	۰٫۰۰۰۵۴	مدل ۱
۰٫۸۵	۲۲٫۷۰	۰٫۰۰۰۱۳	۰٫۴۳	۱۱٫۱۶	۰٫۰۰۰۰۳	۰٫۸۴	۲۲٫۳۴	۰٫۰۰۰۱۳	۲ مدل
۳٫۰۳	۷۷٫۷۶	۰٫۰۰۱۲۸	۴٫۴۵	۱۱۶٫۹۷	۰٫۰۰۳۲۲	۲٫۵۸	۶۵٫۲۶	۰٫۰۰۰۸۷	۳ مدل
۳٫۶۷	۹۳٫۹۱	۰٫۰۰۱۸۴	۳٫۲۵	۸۲٫۱۴	۰٫۰۰۱۳۸	۳٫۱۳	۷۸٫۷۸	۰٫۰۰۱۲۶	۴ مدل
۲٫۹۱	۷۴٫۱۳	۰٫۰۰۱۱۳	۲٫۶۶	۶۷٫۰۰	۰٫۰۰۰۹۱	۲٫۶۴	۶۶٫۷۰	۰٫۰۰۰۹۱	۵ مدل
۲٫۳۲	۵۷٫۰۶	۰٫۰۰۰۶۷	۲٫۵۱	۶۲٫۳۰	۰٫۰۰۰۷۹	۲٫۹۹	۷۵٫۴۵	۰٫۰۰۱۱۶	۶ مدل
۲٫۳۹	۶۱٫۱۸	۰٫۰۰۰۷۹	۲٫۲۸	۵۸٫۱۹	۰٫۰۰۰۷۰	۲٫۲۴	۵۷٫۰۱	۰٫۰۰۰۶۷	۷ مدل
۰٫۷۳	۱۹٫۸۷	۰٫۰۰۰۱۲	۰٫۰۶	۱٫۳۱	۰٫۰۰۰۰۰۰۶	۰٫۴۷	۱۲٫۶۹	۰٫۰۰۰۰۴	۸ مدل
h = 4 week									
۲٫۸۱	۶۷٫۲۷	۰٫۰۰۰۸۶	۲٫۸۰	۶۷٫۰۶	۰٫۰۰۰۸۵	۳٫۲۸	۸۰٫۹۲	۰٫۰۰۱۲۱	۱ مدل
۱٫۵۸	۴۰٫۰۱	۰٫۰۰۰۳۲	۱٫۳۴	۳۴٫۵۹	۰٫۰۰۰۲۷	۱٫۶۸	۴۳٫۰۰	۰٫۰۰۰۳۸	۲ مدل
۴٫۵۱	۱۰۷٫۳۲	۰٫۰۰۲۲۸	۴٫۲۱	۱۰۲٫۸۴	۰٫۰۰۲۲۱	۳٫۲۲	۷۸٫۸۲	۰٫۰۰۱۰۹	۳ مدل
۴٫۲۱	۱۰۲٫۲۲	۰٫۰۰۱۸۵	۳٫۹۲	۹۴٫۹۶	۰٫۰۰۱۵۸	۳٫۸۲	۹۲٫۸۱	۰٫۰۰۱۵۰	۴ مدل
۳٫۳۶	۸۲٫۲۹	۰٫۰۰۱۲۰	۳٫۴۴	۸۳٫۲۹	۰٫۰۰۱۲۲	۳٫۳۵	۸۱٫۹۲	۰٫۰۰۱۱۷	۵ مدل
۶٫۲۸	۱۴۴٫۶۴	۰٫۰۰۶۴۲	۳٫۱۲	۷۵٫۶۸	۰٫۰۰۱۰۰	۳٫۶۶	۸۸٫۸۹	۰٫۰۰۱۳۸	۶ مدل
۳٫۲۷	۷۹٫۶۰	۰٫۰۰۱۱۳	۳٫۲۱	۷۸٫۱۲	۰٫۰۰۱۰۹	۳٫۱۳	۷۶٫۴۹	۰٫۰۰۱۰۴	۷ مدل
۰٫۹۶	۲۲٫۹۲	۰٫۰۰۰۱۳	۰٫۹۳	۲۳٫۱۴	۰٫۰۰۰۱۶	۱٫۴۸	۳۸٫۶۱	۰٫۰۰۰۳۵	۸ مدل
h = 8 week									
۱٫۶۸	۴۷٫۱۱	۰٫۰۰۰۶۴	۱٫۶۸	۴۷٫۰۵	۰٫۰۰۰۶۴	۱٫۸۷	۵۸٫۳۶	۰٫۰۰۰۸۲	۱ مدل
۱٫۲۲	۳۳٫۴۵	۰٫۰۰۰۳۶	۱٫۱۳	۳۰٫۷۷	۰٫۰۰۰۳۳	۱٫۲۴	۳۵٫۸۷	۰٫۰۰۰۳۶	۲ مدل
۲٫۳۴	۷۲٫۹۰	۰٫۰۰۱۳۹	۲٫۷۵	۷۹٫۷۷	۰٫۰۰۱۷۵	۱٫۹۰	۵۹٫۲۹	۰٫۰۰۰۸۰	۳ مدل
۲٫۳۸	۷۵٫۵۹	۰٫۰۰۱۳۶	۳٫۹۷	۱۲۷٫۰۹	۰٫۰۰۷۳۶	۲٫۱۰	۶۷٫۶۹	۰٫۰۰۱۰۹	۴ مدل
۲٫۱۵	۶۶٫۰۷	۰٫۰۰۱۰۱	۲٫۰۶	۶۴٫۶۱	۰٫۰۰۱۰۱	۱٫۹۳	۶۲٫۲۰	۰٫۰۰۰۹۳	۵ مدل
۳٫۳۴	۱۰۱٫۱۷	۰٫۰۰۳۷۸	۱٫۸۱	۵۷٫۲۸	۰٫۰۰۰۷۸	۲٫۰۷	۶۵٫۷۳	۰٫۰۰۱۰۱	۶ مدل
۱٫۹۵	۵۷٫۹۳	۰٫۰۰۰۷۹	۱٫۸۷	۵۵٫۹۹	۰٫۰۰۰۷۵	۱٫۸۳	۵۴٫۹۷	۰٫۰۰۰۷۱	۷ مدل
۰٫۹۴	۲۸٫۸۲	۰٫۰۰۰۳۴	۰٫۸۴	۲۴٫۵۱	۰٫۰۰۰۲۰	۱٫۲۰	۳۴٫۹۷	۰٫۰۰۰۳۶	۸ مدل

منبع: یافته‌های پژوهش

در ادامه به منظور بررسی دقیق‌تر نتایج به دست آمده، مانند مراحل قبلی از آزمون MCS مدل استفاده و بر اساس آزمون مجموعه مدل اطمینان، بهترین مدل بر اساس توابع زیان و از نظر دقت در پیش‌بینی‌های ارائه شده انتخاب

می‌شود. نتایج آزمون مجموعه مدل اطمینان برای هر دو تغییر افق زمانی و روش پیش‌بینی در جدول ۱۳ تا ۱۵ آورده شده است. نتایج این آزمون نشان می‌دهد که بر اساس مقادیر P-value در هر سه معیار MSE، QLIKE و MAE در هر سه افق زمانی کوتاه‌مدت، میان مدت و بلندمدت و برای هر سه رویکرد پیش‌بینی ثابت، غلتان و بازگشتی مدل ۸ نسبت به ۷ مدل دیگر بهینه‌بوده و دقت پیش‌بینی بالاتری دارد. این نتایج پایداری مدل برآورد شده در بخش برآورد و پیش‌بینی مدل در این پژوهش را اثبات می‌نماید.

جدول ۱۴. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر در افق زمانی - رویکرد ثابت

MAE			QLIKE			MSE		
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min
h = 2 week								
مدل ۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۸	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
h = 4 week								
مدل ۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۲	۰٫۴۹	۰٫۴۹	۰٫۳۷	۰٫۳۸	۰٫۱۲	۰٫۴۹	۰٫۴۹	۰٫۱۳
مدل ۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مدل ۸	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
h = 8 week								
مدل ۱	۰٫۱۴	۰٫۸۰	۰٫۲۶	۰٫۰۱	۰٫۷۸	۰٫۰۴۴	۰٫۴۶	۰٫۰۵۸
مدل ۲	۰٫۸۶	۰٫۸۶۳	۰٫۸۷	۰٫۵۹	۰٫۵۹	۰٫۵۸	۰٫۶۱	۰٫۶۱
مدل ۳	۰٫۰۰۵	۰٫۰۸	۰٫۲۱	۰٫۱۴	۰٫۰۷	۰٫۰۴۴	۰٫۴۶	۰٫۰۶۸
مدل ۴	۰٫۰۰۴	۰٫۰۰۶	۰٫۰۰۱	۰٫۱۳	۰٫۰۱	۰٫۰۰۱	۰٫۰۴۶	۰٫۰۲۸
مدل ۵	۰٫۰۰۵	۰٫۰۵۷	۰٫۰۱۸	۰٫۱۴	۰٫۰۷	۰٫۰۳۸	۰٫۰۸۱	۰٫۱۵
مدل ۶	۰٫۰۰۵	۰٫۰۱	۰٫۰۰	۰٫۱۴	۰٫۰۲	۰٫۰۰۱	۰٫۴۶	۰٫۰۵۹
مدل ۷	۰٫۰۰۸	۰٫۰۸	۰٫۲۱	۰٫۱۴	۰٫۰۷	۰٫۰۳	۰٫۴۶	۰٫۰۱
مدل ۸	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۵. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر در افق زمانی - رویکرد بازگشتی

MAE			QLIKE			MSE			
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	
h = 2 week									
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۱
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۲
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۳
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۴
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۵
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۶
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸
h = 4 week									
۰	۰/۱۳	۰	۰	۰/۱۸۹	۰/۰۰۷	۰	۰/۳۲	۰/۰۰۷	مدل ۱
۰/۰۷	۰/۱۳	۰/۰۴	۰/۰۵۱	۰/۱۸۹	۰/۰۵۱	۰/۱۰	۰/۳۲	۰/۰۰۵	مدل ۲
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰۰۷	۰/۰	۰/۰۰۷	مدل ۳
۰/۰	۰/۱۳	۰/۰	۰/۰	۰/۰۷۷۶	۰/۰	۰/۰	۰/۳۲	۰/۰۰۷	مدل ۴
۰/۰	۰/۱۳	۰/۰	۰/۰	۰/۱۸۹	۰/۰	۰/۰	۰/۳۲	۰/۰۰۷	مدل ۵
۰/۰۷	۰/۱۳	۰/۰	۰/۰۰۶	۰/۱۸۹	۰/۰	۰/۱۰	۰/۳۲	۰/۰۰۷	مدل ۶
۰/۰	۰/۱۳	۰/۰	۰/۰	۰/۱۸۹	۰/۰	۰/۰	۰/۳۲	۰/۰۰۷	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸
h = 8 week									
۰/۰۵۸	۰/۲۷	۰/۲۸	۰/۰۷۷	۰/۲۳	۰/۳۳	۰/۱۳	۰/۴۲	۰/۴۵	مدل ۱
۰/۴۶	۰/۴۶	۰/۴۷	۰/۵۳	۰/۵۲	۰/۵۲	۰/۹۴	۰/۹۴	۰/۹۴	مدل ۲
۰/۰۳۴	۰/۲۷	۰/۰۵۳	۰/۰۷۷	۰/۲۳	۰/۰۶	۰/۱۳	۰/۴۲	۰/۰۹۲	مدل ۳
۰/۰۰۸	۰/۲۷	۰/۰۰۶	۰/۰۲۹	۰/۲۳	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۴۲	۰/۰۹۲	مدل ۴
۰/۰۰۳	۰/۲۷	۰/۰۱۳	۰/۰۳۱	۰/۲۳	۰/۱	۰/۰۳	۰/۴۲	۰/۰۹۲	مدل ۵
۰/۰۵۸	۰/۲۷	۰/۰۰۳	۰/۰۷۷	۰/۲۳	۰/۰۱	۰/۲	۰/۴۲	۰/۰۹۲	مدل ۶
۰/۰۱۵	۰/۲۷	۰/۰۱۳	۰/۰۷۷	۰/۲۳	۰/۲۳	۰/۰۴	۰/۴۲	۰/۰۹۵	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۶. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر در افق زمانی - رویکرد غلتان

MAE			QLIKE			MSE			
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	
h = 2 week									
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۱
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۲
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۳
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۴
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۵
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۶
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸
h = 4 week									
۰	۰/۰۶	۰/۰۰۳	۰	۰/۱۲	۰/۰۰۴	۰	۰/۲۴	۰	مدل ۱
۰/۱۱	۰/۱۱	۰/۱۱	۰/۲۹	۰/۲۸	۰/۲۹	۰/۴۷	۰/۴۷	۰/۴۷	مدل ۲
۰/۰۱۲	۰/۰۶	۰/۰۰۳	۰/۰۲۳	۰/۱۲	۰/۰۰۴	۰/۱۰	۰/۲۴	۰/۰	مدل ۳
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	مدل ۴
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۲	۰/۰	مدل ۵
۰/۰	۰/۰۶	۰/۰	۰/۰	۰/۱۲	۰/۰	۰/۰	۰/۲۴	۰/۰	مدل ۶
۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰۰۸	۰/۰	۰/۰	۰/۲۴	۰/۰	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸
h = 8 week									
۰/۰۷۶	۰/۳۴	۰/۰۸	۰/۰۲۹	۰/۳۴	۰/۰۳۳۸	۰/۰۵۷	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۱
۰/۳۳۲	۰/۳۴	۰/۳۳	۰/۲۱	۰/۳۴	۰/۲۱۲۴	۰/۳۰	۰/۴۱	۰/۳۰	مدل ۲
۰/۰۱	۰/۳۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۲۹	۰/۳۴	۰/۰۰۰۲	۰/۰۵۷	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۳
۰/۱۲	۰/۳۴	۰/۰۰۲	۰/۰۳	۰/۳۴	۰/۰	۰/۲۸	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۴
۰/۰۰۳	۰/۳۴	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۰/۳۴	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۳	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۵
۰/۰۲	۰/۳۴	۰/۰۰۴	۰/۰۰۸	۰/۳۴	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۵	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۶
۰/۰۱۱	۰/۳۴	۰/۰۰۲	۰/۰۲	۰/۳۴	۰/۰۰۰۷	۰/۰۳	۰/۴۱	۰/۰۶	مدل ۷
۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	مدل ۸

منبع: یافته‌های پژوهش

۴-۷- تغییر در بازه زمانی نمونه گیری

در این بخش برای ارزیابی پایداری مدل های پیشنهادی در پیش بینی نوسان تحقق یافته بیت کوین، تغییراتی در بازه نمونه گیری اعمال شد. به صورت خاص، یک سال از انتهای داده ها کنار گذاشته شد. بازه زمانی اصلی در داده ها از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا تاریخ ۱۹-۰۵-۲۰۲۴ است لذا در این بخش با حذف یک سال از انتهای داده ها، بازه زمانی مورد بررسی از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا ۱۴-۰۵-۲۰۲۳ محدود می شود. پس از تغییر در بازه نمونه گیری، هشت مدل این پژوهش دومرتبه بر روی این مجموعه داده تعدیل شده، برآورد و با تقسیم داده ها به دو بخش آموزش و آزمون با نسبت ۹۰ درصد، برای ده درصد انتهایی بازه نمونه گیری جدید انجام شد. معیارهای خطا برای ارزیابی دقت پیش بینی ها محاسبه و نتایج در جدول ۱۷ ارائه گردید. این تحلیل امکان بررسی سازگاری و ثبات عملکرد مدل ها را در شرایط مختلف نمونه گیری فراهم آورده و نشان دهنده توانایی حفظ دقت پیش بینی مدل های پیشنهادی در مواجهه با تغییرات بازه زمانی است.

جدول ۱۷. معیارهای ارزیابی خطا - آزمون پایداری نتایج در شرایط تغییر بازه نمونه گیری

	Recursive			Rolling			Fixed		
	MASE	MAPE	MSE	MASE	MAPE	MSE	MASE	MAPE	MSE
مدل ۱	۱٫۹	۸۳٫۱	۰٫۰۰۲	۲٫۰۳	۸۵	۰٫۰۰۲۱	۲٫۰۷	۸۶٫۳	۰٫۰۰۲۱
مدل ۲	۰٫۸۸	۳۱٫۵	۰٫۰۰۰۵	۰٫۸۸	۳۱	۰٫۰۰۰۵	۰٫۹	۳۲٫۴	۰٫۰۰۰۵
مدل ۳	۱٫۸	۷۸٫۷	۰٫۰۰۱	۱٫۷	۶۶٫۸	۰٫۰۰۱۵	۱٫۶۳	۶۶٫۹	۰٫۰۰۱۴
مدل ۴	۱٫۸	۷۷٫۴	۰٫۰۰۱	۲٫۱	۹۲	۰٫۰۰۲۵	۲٫۴۲	۱۰۰٫۷	۰٫۰۰۲۹
مدل ۵	۲٫۲	۸۷٫۵	۰٫۰۰۲	۲٫۹	۱۱۵٫۶	۰٫۰۰۴۲	۳٫۲۸	۱۲۹٫۰	۰٫۰۰۴۸
مدل ۶	۱٫۸	۷۴٫۲	۰٫۰۰۱	۱٫۳	۵۱٫۴	۰٫۰۰۱۱	۱٫۴۸	۶۰٫۰۶	۰٫۰۰۱۲
مدل ۷	۱٫۳	۵۰٫۹	۰٫۰۰۱	۱٫۷	۷۰	۰٫۰۰۱۶	۱٫۰۷	۳۹٫۳	۰٫۰۰۰۷
مدل ۸	۰٫۸۴	۲۹٫۶	۰٫۰۰۰۵	۰٫۸۵	۲۹٫۸	۰٫۰۰۰۵	۰٫۸۶	۳۰٫۴	۰٫۰۰۰۵

منبع: یافته های پژوهش

نتایج جدول ۱۷ نشان می دهد با وجود تغییر در بازه نمونه گیری، مدل MIDAS-RV-L-VIX-OVX که در آن از تمام متغیرهای معرفی شده در پژوهش استفاده شده است، بازهم به عنوان مدل بهینه از نظر دقت نسبت به ۷ مدل دیگر انتخاب می شود. بازهم به منظور بررسی دقیق تر نتایج کسب شده در این بخش از آزمون مجموعه اطمینان مدل و همچنین در نظر گرفتن سه رویکرد پیش بینی ثابت، پنجره غلتان و بازگشتی استفاده می شود. نتایج جدول ۱۷ نشان می دهد با تغییر در بازه نمونه گیری و در هر روش پیش بینی، مدل ۸ نسبت به ۷ مدل دیگر قادر به ارائه نتایج پیش بینی دقیق تری است.

جدول ۱۸. آزمون MCS - بررسی پایداری نتایج - تغییر بازه نمونه‌گیری با سه رویکرد پیش‌بینی ثابت، غلتان و بازگشتی

MAE			QLIKE			MSE			
t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	t.range	t.max	t.min	
fixed									
۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰۰۲۲	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۲۱۵	۰٫۰۰۰۲	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۰۱۱	مدل ۱
۰٫۰۱۱۷	۰٫۱۱۰۳	۰٫۰۷۲۶	۰٫۰۹۰۳۳	۰٫۰۹۰۰۶	۰٫۰۹۰۰۷	۰٫۰۰۱۸	۰٫۰۸۳۵	۰٫۰۸۳۵	مدل ۲
۰٫۰۰۰۲	۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۶۲	۰٫۰۰۲۳۶	۰٫۰۱۷۴	۰٫۰۳۹۹	۰٫۰۰۱۸	۰٫۰۱۸۰	۰٫۰۱۸۰	مدل ۳
۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۵	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰۹۰	۰٫۰۰۰۱	۰٫۰	۰٫۰	مدل ۴
۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۷	۰٫۰	۰٫۰	۰٫۰	مدل ۵
۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۱۴	۰٫۰۰۲۳۶	۰٫۰۱۷۴	۰٫۰۳۷۳	۰٫۰۰۰۲	۰٫۰۱۵۵	۰٫۰۱۵۵	مدل ۶
۰٫۱	۰٫۱۱۰۳	۰٫۰۷۲۶	۰٫۰۲۳۸۰	۰٫۱۹۲۶	۰٫۱۱۳۰	۰٫۱۰۵۳	۰٫۰۸۳۵	۰٫۰۸۳۵	مدل ۷
۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	مدل ۸
rolling									
۰٫۰۰	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۵۳۶	۰٫۰۱۰۷	۰٫۰۰۰۲۶	۰٫۰۰۱۲۸	۰٫۰۲۶۳	۰٫۰۰۰	مدل ۱
۰٫۰۶۸۵۲	۰٫۰۶۹۸	۰٫۰۶۸۲	۰٫۷۸۳۷۶	۰٫۷۸۳۸	۰٫۷۸۳۸	۰٫۰۲۸۶	۰٫۰۲۸۶	۰٫۰۲۹۱	مدل ۲
۰٫۰۰	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۰۳۶	۰٫۰۱۰۷	۰٫۰۰۰۲۳	۰٫۰۰۰	۰٫۰۲۷۸	۰٫۰۰۰	مدل ۳
۰٫۰۰	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۵۳۶	۰٫۰۱۰۷	۰٫۰۰۰۲۳	۰٫۰۰۴۰۸	۰٫۰۲۷۸	۰٫۰۰۰	مدل ۴
۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰	۰	۰٫۰۰۰	مدل ۵
۰٫۰۰۲۸۴	۰٫۰۰۲۲	۰٫۰۰۰۱۳	۰٫۰۰۲۷۸	۰٫۰۲۷۴	۰٫۰۰۰۹۲	۰٫۰۰۱۲۴	۰٫۰۲۷۸	۰٫۰۰۰	مدل ۶
۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰۲۳۶	۰٫۰۱۰۷	۰٫۰۰۰۲۶	۰٫۰۰۱۱۶	۰٫۰۲۷۸	۰	مدل ۷
۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	مدل ۸
recursive									
۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۸۴	۰٫۰۰۰۰۶۴	۰٫۰۱۲۰۴	۰٫۰۰۰۰۸	۰٫۰۰۰۶۹۲	۰٫۰۰۰۰۷۶	مدل ۱
۰٫۰۵۵۸۸	۰٫۰۴۱۹۶	۰٫۰۳۹۴۴	۰٫۸۸۰۷۶	۰٫۸۸۰۱۲	۰٫۸۸۱۹۶	۰٫۰۴۳۵۲	۰٫۰۷۲۳۲	۰٫۰۶۶۰۴	مدل ۲
۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰۰۰۰۱۶	۰٫۰۳۰۲۴	۰٫۰۰۰۴۴	۰٫۰۲۲۶۸	۰٫۰۰۰۶۳۶	۰٫۰۰۰۶۹۲	۰٫۰۰۰۷۵۶	مدل ۳
۰٫۰۰۰۰۰۸	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰۰۰۲۹۶	۰٫۰۳۰۸	۰٫۰۰۰۴۴	۰٫۰۱۵	۰٫۰۰۰۲۴۴	۰٫۰۰۰۶۹۲	۰٫۰۰۰۵۹۶	مدل ۴
۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۴	۰٫۰۰۰۰۲۴	۰٫۰۰۰۵۰۴	۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰۰۰۰۰۴	مدل ۵
۰٫۰	۰٫۰۰۰۰۰۴	۰٫۰	۰٫۰۰۰۱۷۶	۰٫۰۰۰۰۲۴	۰٫۰۱۰۳۲	۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰۶۹۲	۰٫۰۰۰۰۷۶	مدل ۶
۰٫۰۵۵۸۸	۰٫۰۴۱۹۶	۰٫۰۳۹۴۴	۰٫۲۴۴۸۸	۰٫۱۶۴۶	۰٫۱۰۶۴	۰٫۰۶۶۳۶	۰٫۰۷۲۳۲	۰٫۰۶۶۰۴	مدل ۷
۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	مدل ۸

منبع: یافته‌های پژوهش

۴-۸- بررسی بازه زمانی مربوط به کوهید

برای بررسی تأثیر دوره کووید-۱۹ بر عملکرد مدل های پیشنهادی در پیش بینی نوسان تحقق یافته بیت کوین، ابتدا داده ها بر اساس تاریخ شروع پاندمی کووید-۱۹ که از دسامبر ۲۰۱۹ آغاز شده است، به دو بخش قبل و بعد از کووید تقسیم بندی شده است. این تحلیل امکان بررسی تأثیر شرایط بحرانی کووید-۱۹ را بر عملکرد مدل های پیشنهادی را ایجاد نموده و بر اساس نتایج آن می توان ارزیابی های لازم در خصوص توانمندی مدل ها در حفظ دقت پیش بینی در مواجهه با تغییرات شدید بازار را ارائه نمود. این بخش از تحلیل را می توان به عنوان بررسی غیررسمی شکست ساختاری^۱ در پویایی نوسان در نظر گرفت، به گونه ای که نشان می دهد نتایج مدل MIDAS نسبت به تغییرات ساختاری عمده در دوره نمونه (از جمله شوک کووید ۱۹) پایدار است. جدول ۱۸ نشان دهنده تقسیم بندی داده های نوسان تحقق یافته هفتگی بر اساس این بازه زمانی است. داده های مربوط به متغیرهای روزانه به تناسب داده های هفتگی تقسیم بندی می شود.

جدول ۱۹. تقسیم بندی داده ها به قبل و بعد کووید-۱۹

دوره زمانی	تعداد مشاهدات	تاریخ شروع	تاریخ پایان
قبل از کووید-۱۹	۲۶۰	۲۰۱۵-۰۱-۱۱	۲۰۱۹-۱۲-۲۹
پس از کووید-۱۹	۲۲۹	۲۰۲۰-۰۱-۰۵	۲۰۲۴-۰۵-۱۹
کل داده ها	۴۸۹	۲۰۱۵-۰۱-۱۱	۲۰۲۴-۰۵-۱۹

منبع: یافته های پژوهش

در مرحله اول، برای داده های قبل از کووید-۱۹ که شامل ۲۶۰ مشاهده هفتگی از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا دسامبر ۲۰۱۹ است، هشت مدل پیشنهادی برآورد و با استفاده از نسبت ۹۰ درصد برای آموزش و ۱۰ درصد برای آزمون به منظور محاسبه پیش بینی های برون نمونه ای تقسیم بندی شده است. به عبارت دیگر، ۲۳۴ مشاهده به عنوان داده های آموزشی و ۲۶ مشاهده به عنوان داده های آزمون اختصاص یافتند. پیش بینی های برون نمونه ای برای ۱۰ درصد انتهایی داده ها انجام و معیارهای خطا برای ارزیابی دقت پیش بینی ها محاسبه گردید. در مرحله دوم، برای داده های بعد از کووید-۱۹ که شامل ۲۰۶ مشاهده هفتگی از ژانویه ۲۰۲۰ تا ۵ مه ۲۰۲۴ است، مشابه بخش قبل، هشت مدل پیشنهادی برآورد و با نسبت ۹۰ درصد برای آموزش و ۱۰ درصد برای آزمون پیش بینی های برون نمونه ای برای بازه زمانی بعد از کووید-۱۹ نیز انجام شده است. در اینجا، ۲۰۶ مشاهده به عنوان داده های آموزشی و ۲۳ مشاهده به عنوان داده های آزمون اختصاص یافتند. پیش بینی های خارج نمونه ای برای ۱۰ درصد آخر داده ها انجام شد و معیارهای خطا محاسبه گردید. نتایج معیارهای خطای پیش بینی برای دو بازه زمانی قبل و بعد از کووید-۱۹ در جدول ۱۹ نشان داده شده است. بر اساس این نتایج همچنان مدل MIDAS-RV-L-VIX-OVX به عنوان مدل با کمترین میزان خطا در دقت پیش بینی نسبت به ۷ مدل دیگر معرفی شده در این پژوهش معرفی می شود.

1. Structure Break

جدول ۲۰. معیارهای ارزیابی خطا برای آزمون پایداری نتایج برای بازه زمانی قبل و بعد از پاندمی کووید-۱۹

	After Coveed			Befor Coveed		
	MASE	MAPE	MSE	MASE	MAPE	MSE
مدل ۱	۱,۰۶۹	۳,۳۲	۰,۰۰۰۵۹۷	۰,۸۵۲۰	۲۸,۴۳	۰,۰۰۱۰۹
مدل ۲	۱,۱۴۴	۳۲,۲۰	۰,۰۰۰۷۷۰	۰,۸۴۱	۲۸,۵	۰,۰۰۱۰۸
مدل ۳	۱,۱۴	۳۲,۴۰	۰,۰۰۰۷۴	۰,۹۰۶	۳۱,۷۴	۰,۰۰۱۰۹
مدل ۴	۱,۶۷	۴۲,۵۳	۰,۰۰۱۶۱	۰,۸۱۲	۲۷,۱۹	۰,۰۰۱۰۵
مدل ۵	۱,۰۸	۳۱,۵۴	۰,۰۰۰۶۴۲	۰,۸۴۹	۲۸,۸۱	۰,۰۰۱۰۸
مدل ۶	۱,۱۳	۳۳,۰۷	۰,۰۰۰۶۴۳	۰,۹۴۲	۳۳,۹۷	۰,۰۰۱۱۵
مدل ۷	۱,۳۳	۳۹,۴۱	۰,۰۰۰۹۸۱	۰,۸۴۵	۲۷,۵۷	۰,۰۰۱۱۰
مدل ۸	۱,۰۰۳	۲۸,۹۴	۰,۰۰۰۴۷۹	۰,۸۰۲	۲۶,۳۵	۰,۰۰۱۰۳

منبع: یافته‌های پژوهش

۵- نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها سیاستی

جدول ۲۰ خلاصه‌ای از این آزمون‌ها و نتایج کلی آن‌ها را ارائه می‌دهد، که نشان‌دهنده ثبات عملکرد مدل جامع MIDAS-RV-L-VIX-OVX در تمامی سناریوها است.

جدول ۲۰. خلاصه آزمون‌های پایداری و حساسیت مدل‌های پژوهش

نوع چک پایداری	توضیح مختصر	نتیجه کلی
تغییر تعداد حداکثر وقفه‌ها	آزمون با ۲۲، ۵۰ و ۶۶ وقفه	مدل (۸) در تمام موارد کمترین خطا را دارد و تنها مدل در MCS باقی می‌ماند.
تغییر معیار ارزیابی	استفاده از R_{OOS}^2 برون نمونه و آزمون کلارک-وست	مدل (۸) بیشترین R_{OOS}^2 (=۰.۵۵) را دارد و آزمون کلارک-وست برتری آماری آن را تأیید می‌کند.
جایگزینی برآوردگر نوسان (RK به جای RV)	جایگزینی Realized Kernel با RV استاندارد	رتبه‌بندی مدل‌ها حفظ می‌شود؛ مدل ۸ برتر در تمام معیارهای خطا و MCS برتری دارد.
تغییر افق پیش‌بینی	پیش‌بینی در افق‌های ۲، ۴ و ۸ هفته	مدل ۸ در تمام افق‌ها بهترین عملکرد را نشان می‌دهد و در MCS انتخاب می‌شود.
تغییر طرح پیش‌بینی (ثابت، غلتان، بازگشتی)	اجرا تحت طرح‌های ثابت، غلتان و بازگشتی	نتایج پایداری مدل ۸ در همه طرح‌ها کمترین MSE/MAPE/MASE را دارد و MCS آن را برتر می‌داند.
تغییر بازه نمونه‌گیری (حذف سال آخر)	حذف داده‌های سال آخر و ارزیابی مجدد	نتایج بدون تغییر؛ مدل ۸ همچنان برتر در MCS و معیارهای خطا.
تفکیک قبل و بعد کووید-۱۹	تقسیم داده‌ها به قبل (۲۰۱۵-۲۰۱۹) و بعد (۲۰۲۰-۲۰۲۴) کووید	مدل ۸ در هر دو دوره کمترین خطا را دارد و برتر است.

منبع: یافته‌های پژوهش

- یکی از یافته‌های اصلی این پژوهش آن است که مدل MIDAS به دلیل استفاده از داده‌های با تواتر بالا، به‌ویژه داده‌های میان‌روزانه، دقت بالایی در پیش‌بینی نوسانات رمزارز بیت‌کوین از خود نشان داد. این ویژگی به‌ویژه در زمان‌هایی که نوسانات ناگهانی در بازار اتفاق می‌افتد و شوک‌های اقتصادی مانند پاندمی کرونا از طریق آزمون‌های پایداری، نشان داده شد.
- این نتیجه با یافته‌های اندرسن و همکاران (۲۰۰۷) و لیو و همکاران^۱ (۲۰۱۵) در بازارهای سهام هم‌راستا است که نشان می‌دهند استفاده از نوسان تحقق‌یافته مبتنی بر داده‌های پرتواتر، به‌طور معناداری دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. با این حال، شدت بهبود مشاهده‌شده در این پژوهش نسبت به بسیاری از مطالعات پیشین بیشتر است که می‌تواند ناشی از ماهیت پرنوسان‌تر بازار رمزارزها و نقش پررنگ‌تر اطلاعات کوتاه‌مدت در این بازار باشد. از منظر نظری، این یافته‌ها از چارچوب‌هایی حمایت می‌کند که بر نقش غالب اطلاعات پرتواتر در شکل‌دهی انتظارات نوسانی تأکید دارند و نشان می‌دهد که گنجاندن اطلاعات میان‌روزانه در قالب ساختار MIDAS، نه تنها یک بهبود فنی، بلکه یک بسط مفهومی در مدل‌سازی نوسان دارایی‌های دیجیتال محسوب می‌شود؛ به‌ویژه در بازارهایی که با شوک‌های ناگهانی و تغییرات رژیم‌ی مکرر مواجه‌اند.
- استفاده از توابع وزن‌دهی نظیر تابع بتا در مدل MIDAS، به کمک داده‌های فرکانس بالا، بهبود چشم‌گیری در دقت پیش‌بینی‌ها ایجاد کرد. تابع وزن‌دهی، داده‌های میان‌روزانه و روزانه را بادقت بالاتری در مدل وارد کرده و از دست رفتن داده‌های حساس را در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت کاهش داد. این رویکرد باعث شد که تغییرات قیمت رمزارزها در کوتاه‌مدت به‌خوبی منعکس شوند و پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر انجام گیرند.
- ضرایب برآوردشده در چارچوب MIDAS، به‌ویژه ضرایب تابع وزن‌دهی، اطلاعات مهمی در خصوص نحوه اثرگذاری داده‌های پرتواتر بر نوسان هفتگی ارائه می‌دهند. نتایج نشان می‌دهد وزن وقفه‌های میان‌روزانه به‌صورت کاهشی و منظم کاهش می‌یابد که بیانگر نقش پررنگ‌تر اطلاعات جدیدتر در پیش‌بینی نوسان هفتگی است. این الگو با شهود اقتصادی و شواهد تجربی موجود در ادبیات نوسان تحقق‌یافته سازگار است. افزون بر این، نتایج آزمون‌های استحکام، شامل تغییر در تعداد وقفه‌ها و معیارهای ارزیابی، نشان می‌دهد که علامت و شکل ضرایب برآوردشده از پایداری مناسبی برخوردار بوده و تفسیر اقتصادی آن‌ها نسبت به فروض مختلف مدل حساسیت بالایی ندارد. این موضوع حاکی از ثبات رابطه میان نوسان تحقق‌یافته میان‌روزانه و نوسان هفتگی در چارچوب MIDAS است.
- پژوهش حاضر به‌طور ویژه بر بررسی مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسان تحقق‌یافته در بازارهای مالی از طریق داده‌های با تواتر زمانی مختلف و بخصوص استفاده از داده‌های با تواتر زمانی بالا (اطلاعات میان‌روزانه) پرداخته است و در ادامه بر بررسی پایداری مدل‌های برآورد شده در شرایط مختلف بازار تمرکز داشت. آزمون‌های پایداری نشان دادند که مدل MIDAS حتی در زمان وقوع تغییرات شدید، مانند تغییرات در تعداد وقفه‌ها، افق زمانی، روش پیش‌بینی، بازه زمانی نمونه‌گیری که هر یک می‌تواند به علت شوک‌های بازار و یا بحران‌های اقتصادی ایجاد شود همچنان

1. Liu et al. (2015).

عملکردی پایدار و نتایجی معتبر ارائه نماید. کما اینکه یکی از شوک‌های اصلی مانند پاندمی کرونا به صورت خاص مورد بررسی قرار گرفت. این ویژگی به‌ویژه برای سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گرانی که به پیش‌بینی دقیق و پایدار نوسانات نیاز دارند، از اهمیت بسیاری برخوردار است.

- نتایج نشان می‌دهد اثر اهرم بدهی که تأثیر بازدهی‌های منفی بر نوسانات آینده را نشان می‌دهد بر نوسانات بازار بسیار با اهمیت و محسوس است. همچنین نوسانات بازارهای نفت و سهام می‌توانند به‌طور معناداری بر بازدهی رمزارزها تأثیرگذار باشند. این ارتباط به‌ویژه در دوره‌های زمانی بحرانی و زمانی که شاخص‌های بین‌بازاری دچار نوسان هستند، مشهود است. این موضوع بیانگر اهمیت داده‌های بین‌بازاری و لزوم استفاده از مدل‌های تواتر زمانی متفاوت مانند MIDAS برای تحلیل جامع و پیش‌بینی دقیق‌تر نوسانات است.

- نتایج برآورد نشان می‌دهد ضرایب شاخص‌های نوسان ضمنی بازار سهام (VIX) و بازار نفت (OVX) در اغلب مدل‌ها منفی و از نظر آماری معنادارند، هرچند از نظر قدرمطلق نسبت به اثر نوسان تحقق‌یافته گذشته و متغیر اهرم بدهی کوچک‌تر هستند. این یافته را می‌توان در چارچوب نقش بیت‌کوین به‌عنوان یک دارایی جایگزین یا کم‌همبسته با بازارهای سنتی تفسیر کرد؛ به این معنا که در دوره‌های افزایش عدم اطمینان در بازار سهام و نفت، بخشی از سرمایه‌گذاران به جای تشدید معاملات کوتاه‌مدت در بازار رمزارزها، به سمت نگهداری بیت‌کوین به‌عنوان گزینه‌ای خارج از نظام مالی سنتی حرکت می‌کنند و این جابه‌جایی پورتنفوی لزوماً به افزایش نوسان تحقق‌یافته بیت‌کوین در افق هفتگی منجر نمی‌شود. به علاوه، ممکن است ساختار رژیمی و زمانی سرایت نوسان بین بازارها به‌گونه‌ای باشد که در دوره مورد بررسی، اوج‌گیری نوسان در بازارهای سنتی با کاهش موقتی فعالیت سفته‌بازان در بازار کریپتو همراه شده و اثر خالص آن بر نوسان تحقق‌یافته بیت‌کوین به صورت ضریب منفی VIX و OVX ظاهر شده است. در مجموع، این نتایج ضمن تأکید بر نقش غالب عوامل درون‌بازاری (مانند تاریخچه نوسان و اهرم) نشان می‌دهد که اطلاعات بین‌بازاری حاصل از VIX و OVX نیز در شکل‌دهی رفتار نوسان بیت‌کوین مؤثر است، هرچند جهت این اثر در دوره مطالعه شده معکوس بوده و می‌تواند موضوعی برای بررسی‌های بیشتر در چارچوب مدل‌های سرایت نوسان و رژیم‌های زمانی باشد.

- یافته‌های تجربی نشان می‌دهد شاخص‌های نوسان ضمنی بازار سهام و نفت (VIX و OVX) اگرچه اثر نسبتاً کوچکی بر نوسان تحقق‌یافته بیت‌کوین دارند، اما به لحاظ آماری در اغلب مشخصات مدل معنادارند و به‌عنوان متغیرهای کنترلی بین‌بازاری به بهبود قدرت پیش‌بینی کمک می‌کنند. این نتیجه را می‌توان در چارچوب سازوکارهای انتقال ریسک و سرایت نوسان تفسیر کرد؛ به این معنا که تغییرات در عدم اطمینان ادراک شده در بازارهای سنتی، از طریق جابه‌جایی پورتنفو و واکنش مشترک سرمایه‌گذاران چندبازاره، بر شدت نوسان در بازار رمزارزها نیز اثر می‌گذارد، هرچند این اثر نسبت به عوامل درون‌بازاری مانند تاریخچه نوسان و اهرم بدهی ضعیف‌تر است. در این چارچوب، مدل MIDAS پیشنهادی را می‌توان به‌عنوان یک چارچوب پیش‌بینی مبتنی بر ترکیب اطلاعات ریسک درون‌بازاری و بین‌بازاری در نظر گرفت و بررسی عمیق‌تر سازوکارهای رفتاری پشت روابط مشاهده شده را به پژوهش‌های آتی در

قالب مدل های چندمتغیره و رژیم سوئیچینگ واگذار کرد. درحالی که برخی مطالعات پیشین در بازارهای سنتی اثر مثبت شاخص های نوسان ضمنی بر نوسان دارایی ها را گزارش کرده اند، نتیجه حاضر نشان می دهد که در بازار رمزارزها، سازوکار انتقال ریسک می تواند ماهیتی متفاوت و وابسته به رژیم داشته باشد؛ موضوعی که بر ضرورت توسعه مدل های سرایت نوسان خاص دارایی های دیجیتال تأکید می کند.

- از منظر سیاست گذاری، بهبود پیش بینی نوسان رمزارزها می تواند در رصد ریسک های نوظهور، سنجش پیوندهای بازار رمزارز با بازارهای مالی سنتی و طراحی آزمون های تنش و سناریوهای سیاستی برای نهادهای ناظر پولی و مالی مورد استفاده قرار گیرد.
- از منظر سیاست گذاری و نظارت مالی، نتایج این پژوهش می تواند به نهادهای ناظر در طراحی چارچوب های پایش ریسک بازار رمزارزها، شناسایی دوره های افزایش ناپایداری و انجام آزمون های تنش مبتنی بر نوسان کمک کند. همچنین استفاده از مدل های مبتنی بر داده های پرتواتر می تواند در بهبود سامانه های هشدار زودهنگام نوسان برای بازارهای دارایی دیجیتال مورد توجه قرار گیرد.
- با وجود نتایج مثبت، این پژوهش با چند محدودیت همراه است که زمینه ساز مطالعات آتی است. نخست، تمرکز مطالعه بر بیت کوین به عنوان مهم ترین رمزارز بازار است و تعمیم کامل نتایج به سایر دارایی های دیجیتال نیازمند بررسی جداگانه است. دوم، داده ها از یک منبع خاص و در یک بازه زمانی مشخص (که شامل دوره کووید-۱۹ و تحولات ساختاری بازار رمزارزها است) استخراج شده اند؛ بنابراین ارزیابی پایداری نتایج در سایر دوره ها و برای بازارهای نوظهور دیگر می تواند افق تحقیقاتی مهمی باشد. سوم، در این مقاله تمرکز بر پیش بینی نوسان بوده و به طراحی و آزمون مستقیم راهبردهای معاملاتی یا معیارهای مدیریت ریسک (مانند ارزش در معرض خطر) پرداخته نشده است؛ توسعه مدل های MIDAS به این حوزه ها می تواند موضوع پژوهش های کاربردی بعدی باشد.
- افزون بر این، نتایج این پژوهش ممکن است به ساختار خاص بازار بیت کوین و دوره زمانی مورد بررسی وابسته باشد و تغییر در رژیم های معاملاتی، مقرراتی یا رفتاری سرمایه گذاران می تواند الگوی روابط برآورد شده را دستخوش تغییر کند.
- در مجموع، نتایج این پژوهش نشان می دهد که برتری مدل MIDAS صرفاً ناشی از بهبود تجربی در معیارهای خطا نیست، بلکه بازتابی از سازوکارهای بنیادی بازار رمزارزها است که در آن، اطلاعات پرتواتر، شوک های درون بازاری و پیوندهای بین بازاری به صورت هم زمان در تعیین پویایی نوسان نقش ایفا می کنند. از این منظر، یافته های حاضر ضمن تأیید ادبیات موجود، آن را به حوزه دارایی های دیجیتال بسط داده و شواهدی جدید در حمایت از رویکردهای مدل سازی مبتنی بر تواتر زمانی متفاوت ارائه می دهد.

منابع

منابع داخلی

- برکچیان، سید مهدی، رضائی، محمدحسین. (۱۳۹۵). بررسی عملکرد رگرسیون داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت در پیش‌بینی تورم فصلی ایران. اقتصاد و الگوسازی، ۲۵-۴۶، ۷(۲۵).
- پیش بهار اسماعیل، بداق شیدا، دشتی قادر. پیش‌بینی رشد بخش کشاورزی ایران: رهیافت داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS). پژوهش‌های اقتصادی (رشد و توسعه پایدار). ۱۳۹۸؛ ۱۹ (۳): ۱۴۵-۱۶۱.
- دشتبان فاروجی، مجید. الیاس پور، بهنام. دشتبان فاروجی، سحر. (۱۳۹۸). اثر نااطمینانی نرخ ارز بر جریان گردشگری در ایران: رهیافت الگوی تلاطم تصادفی با اثرات اهرمی و داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS). برنامه‌ریزی و توسعه گردشگری، ۸(۲۹)، ۱۹۰-۱۷۳.
- نوفروستی، محمد. بیات، محبوبه. (۱۳۹۲). پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت. اقتصاد و الگوسازی، ۴(شماره ۱۴-۱۵)، ۱-۲۳.
- صدرزاده مقدم، سعید، هژیر کیانی، کامبیز، پیکارجو، کامبیز و مرادی، علیرضا. (۱۴۰۳). انتخاب مدل بهینه برای پیش‌بینی بازدهی دارایی: مقایسه مدل‌های ARIMA-GARCH و MIDAS. فصلنامه علمی پژوهشی اقتصاد مقداری.

doi: 10.22055/jqe.2024.44610.2572

منابع خارجی

- Judge, G.G, Hill, W.E, Lütkepohl, R.C. & Lee, T.C. (1985). *The Theory and Practice of Econometrics*. John Wiley & Sons. 2nd ed.
- Ghysels, E, Kvedaras, V, & Zemlys, V. (2016). Mixed Frequency Data Sampling Regression Models: The R Package midasr. *Journal of Statistical Software*, 72(4), 1-35.
- Ghysels, E. & Ozkan, N. (2015). Real-Time Forecasting of the US Federal Government Budget: A Simple Mixed Frequency Data Regression Approach. *International Journal of Forecasting*, 31(4), 1009-102056.
- Ghysels, E, Santa-Clara, P. & Volkanov, R. (2002). *The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression*. Discussion Paper UCLA and UNC.
- Ghysels, E, Valkanov, R. I, & Serrano, A. R. (2009). Multi-period forecasts of volatility: Direct, iterated, and mixed-data approaches. In: *Proceedings of the EFA 2009 Bergen Meetings Paper*.
- Bai, J, Ghysels, E. & Wright, J. (2013). State Space Models and MIDAS Regressions. *Econometric Reviews*, 32(7), 779-813.
- Clements, M. P. & Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data: Forecasting Output Growth in the United States. *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4), 546-554.
- Alper, C. E, Fendoglu, S. & Saltoglu, B. (2008). *Forecasting Stock Market Volatilities Using MIDAS Regressions: An Application to the Emerging Markets*. MPRA Paper, 7460.
- Chen, X. & Ghysels, E. (2011). News--Good or Bad--and Its Impact on Volatility Predictions over Multiple Horizons. *The Review of Financial Studies*, 24(1), 46-81.
- Forsberg, L, & Ghysels, E. (2007). Why do Absolute Returns Predict Volatility so Well? *Journal of Financial Econometrics*, 5(1), 31-67.

- Bai, J, Ghysels, E. & Wright, J. (2013). State Space Models and MIDAS Regressions. *Econometric Reviews*, 32(7), 779-813.
- Bessec, M. & Bouabdallah, O. (2015). Forecasting GDP over the Business Cycle in a Multi-Frequency and Data-Rich Environment. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 77(3), 360-384.
- Ghysels, E. & Ozkan, N. (2015). Real-Time Forecasting of the US Federal Government Budget: A Simple Mixed Frequency Data Regression Approach. *International Journal of Forecasting*, 31(4), 1009-102056.
- Catania, L, Grassi, S. & Ravazzolo, F. (2019). Forecasting Cryptocurrencies Under Model and Parameter Instability. *International Journal of Forecasting*, 35, 485-501.
- Feng, M, Chao L, Yuanhui, M. & Wahab, M.I.M. (2020). Cryptocurrency Volatility Forecasting: A Markov Regime-Switching MIDAS Approach. *Journal of Forecasting*. John Wiley & Sons, 39(8), 1277-1290.
- Judge, G.G, Hill, W.E, Lütkepohl, R.C. & Lee, T.C. (1985). *The Theory and Practice of Econometrics*. John Wiley & Sons. 2nd ed.
- Andreou, E, Ghysels, E. & Kourtellis, A. (2010). Regression Models with Mixed Sampling Frequencies. *Journal of Econometrics*, 158(2), 246-261.
- Hannan, E. (1963a). *Regression for Time Series*. In Proceedings of a Symposium on Time Series Analysis, ed. by M. Rosenblatt, pp. 17-37 Wiley.
- Hannan, E. (1963b). Regression for Time series with Errors of Measurement. *Biometrika*, 50(3-4), 293-302
- Degiannakis, S, & Filis, G. (2017). Forecasting the volatility of cryptocurrencies using MIDAS models. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 53, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.07.005>
- Gong, P, & Lin, Y. (2017). Mixed frequency forecasting of volatility: An application to cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 53, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.04.001>
- Rossi, B, & Fantazzini, P. (2015). Model Confidence Set for Volatility forecasts. *Journal of Forecasting*, 34(4), 341-351.
- Patton, A. J. (2011). Volatility, Correlation and Time Variation in Macroeconomic Risk Premiums. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(3), 334-346.
- Andersen, T. & Bollerslev, T. (1997). *Answering the Critics: Yes ARCH Models do Provide Good Volatility Forecasts*. Kellogg School, Northwestern University, 227.
- Ma, F, Liao, Y, Zhang, Y, & Cao, Y. (2019). Harnessing jump component for crude oil volatility forecasting in the presence of extreme shocks. *Journal of Empirical Finance*, 52, 40-55.
- Santos, D. G, & Ziegelmann, F. A. (2014). Volatility Forecasting via MIDAS, HAR and their Combination: An Empirical Comparative Study for IBOVESPA. *Journal of Forecasting*, 33, 284-299.
- Barndorff-Nielsen, O. E, Hansen, B. E, Lunde, A, & Shephard, N. (2008). "The realized kernel: An improved measure of integrated volatility." *Econometrica*, 76(2), 597-617.