

فصلنامه‌ی اقتصاد مقداری

صفحه ی اصلی وب سایت مجله:
www.jqe.scu.ac.ir
شاپا الکترونیکی: ۴۲۷۱-۲۷۱۷
شاپا چاپی: ۵۸۵۰-۲۰۰۸

انتخاب مدل بهینه برای پیش بینی بازدهی دارایی: مقایسه مدل‌های ARIMA-GARCH و MIDAS

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

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

ایمیل: *saeed.sadrzadeh@srbiau.ac.ir*

0000-0001-9930-0385

آدرس پستی: *تهران- انتهای بزرگراه شهید ستاری- میدان دانشگاه- بلوار شهدای حصارک- دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم وتحقیقات . صندوق پستی : ۱۴۵۱۵/۷۷۵*

***استاد گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)*

ایمیل: kianikh@yahoo.com

0000-0002-0191-2138

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

ایمیل: *k.peykarjou@srbiau.ac.ir*

0000-0002-7468-6549

*****استادیار گروه اقتصاد، دانشکده علوم انسانی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران.*

ایمیل: *alirezaradin@yahoo.com*

0000-0001-9655-8612

اطلاعات مقاله	طبقه‌بندی JEL	واژگان کلیدی
تاریخ دریافت: ۱ شهریور ۱۴۰۲	***G17،C89،C22***	***مدل میداس، خودرگرسیون میانگین متحرک، واریانس ناهمسان شرطی، بیت‌کوین، داده‌های پرتواتر***
تاریخ بازنگری: ۳ فروردین ۱۴۰۳		
تاریخ پذیرش: ۱۹ خرداد ۱۴۰۳		

اطلاعات تکمیلی:

این مقاله برگرفته از پایان نامه‌ی دکتری سعید صدرزاده مقدم در رشته اقتصاد به راهنمایی آقای دکتر کامبیز هژبر کیانی و مشاوره آقای دکتر کامبیز پیکارجو و آقای دکتر علیرضا مرادی در دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات تهران می‌باشد.

قدردانی: از تمامی افراد و موسساتی که در انجام این تحقیق مولف را مساعدت نمودند، قدردانی می‌شود.
تضاد منافع: نویسندگان مقاله اعلام می‌کنند که در انتشار مقاله ارائه شده تضاد منافعی وجود ندارد.
منابع مالی: نویسنده‌ها هیچگونه حمایت مالی برای تحقیق، تألیف و انتشار این مقاله دریافت نکرده‌اند.

ارجاع به مقاله:
صدرزاده مقدم، سعید، هژبر کیانی،کامبیز، پیکارجو، کامبیز و مرادی، علیرضا. (۱۴۰۴). انتخاب مدل بهینه برای پیش بینی بازدهی دارایی : مقایسه مدل‌های ARIMA-GARCH و MIDAS. *فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های مقداری سابق)*، ۲۲(۴)، ۲۱۵-۱۷۵.

10.22055/jqe.2024.44610.2572

© 2026 Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license) (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

چکیده گسترده

معرفی:

در این مطالعه، به منظور بررسی و مقایسه دو رویکرد مدل‌سازی در اقتصادسنجی از نظر دقت پیش‌بینی، سری زمانی قیمت بیت‌کوین با تواتر زمانی بالا (اطلاعات روزانه ۵ دقیقه‌ای) برای دوره زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۳ انتخاب شده است. بیت کوین به‌عنوان محبوب‌ترین و شناخته‌شده‌ترین ارز دیجیتال، در سال‌های اخیر به یک دارایی مهم برای بسیاری از سرمایه‌گذاران بازارهای مالی و حتی مردم عادی تبدیل شده است، بنابراین مطالعات زیادی برای کشف ساختار قیمت و تغییرات این دارایی در طول زمان در حال انجام است. رویکرد مدل‌سازی داده‌ها با تواتر زمانی متفاوت (*MIDAS*) به‌عنوان رویکردی جدید در مدل‌سازی در سال‌های گذشته مطرح شده است و با توجه به رفع محدودیت‌های مهم در مدل‌سازی اقتصادسنجی، بیش از پیش مورد بررسی و مطالعه قرار می‌گیرد. رویکردهای پیش‌بینی به دو گروه رویکردهای کمی و کیفی تقسیم می‌شوند. در حوزه روش اقتصادسنجی، الگوهای رگرسیونی علّي و غیرعلّي وجود دارند که مدل‌های خود رگرسیون با واریانس ناهمسان شرطی و خودرگرسیون جمعی میانگین‌متحرک از روش‌های علی در حوزه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی هستند (Brockwell et al,2002). این مدل‌ها نیز با محدودیت‌هایی، به‌ویژه در برخورد با داده‌های با تواترهای زمانی متفاوت مواجه بودند. محققین به‌منظور مدل‌سازی متغیرهای سری زمانی با تواترهای زمانی متفاوت، بایستی ابتدا تمام متغیرها را هم‌تواتر کرده و سپس وارد مدل نمایند. برای اینکار دو راهکار وجود دارد. یکسان‌سازی تواتر متغیرها به سمت متغیر با تواتر زمانی بالاتر و یا یکسان‌سازی به سمت متغیر با تواتر زمانی

پایین‌تر. که روش اول هم‌فزونی زمانی[1] و روش دوم جداسازی زمانی[2] نام‌گذاری شده است(بیات و نوفرستی،۱۳۹٤). در اکثر موارد به‌کارگیری این روش‌ها موجب کاهش کارایی مدل برآورد شده و از دست رفتن اطلاعات مفید می‌گردد. روش داده‌های ترکیبی با تواتر زمانی متفاوت به‌عنوان یک رویکرد جدید و نوآورانه در مدل‌سازی متغیرهای اقتصادی توسط گیسلز (۲۰۰٤) توسعه یافت(Ghysels,2004). در این مطالعه با استفاده از اطلاعات یک سری‌زمانی، تلاش شده است رویکردهای سنتی در پیش‌بینی در مقابل رویکرد نوین معرفی‌شده مورد آزمون قرار گیرد. این سؤال اصلی مطرح می‌شود که آیا روش‌های سنتی اقتصادسنجی نسبت به رویکردهای نوین، ازنظر خطای کمتر و دقت بالاتر در پیش‌بینی، مدل‌های بهتری را ارائه می‌دهد یا خیر؟

متدولوژی:

این مطالعه به مقایسه دقت پیش‌بینی ARIMA-GARCH و مدل‌سازی با استفاده از روش داده‌های مختلط با فرکانس‌های زمانی مختلف (MIDAS) می‌پردازد. به منظور بررسی صحت پیش‌بینی دو رویکرد ذکر شده، ابتدا داده‌های میان روزانه ۵ دقیقه‌ای سری زمانی بازده بیت کوین به صورت روزانه و هفتگی جمع‌آوری و مدل ARIMA برای سری زمانی بازدهی بیت کوین (در هر دو حالت روزانه و هفتگی) پیاده سازی گردیده است. به‌منظور انتخاب مرتبه‌های p و q در الگوی ARIMA، ضمن بررسی شهودی توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی ، یک مجموعه مدل با مرتبه‌های متفاوت از p و q برآورد و معیارهای اطلاعات برای آن مجموعه محاسبه می‌شود. بهترین مدل ARIMA در این بخش مدلی است که کمترین مقدار آماره آکائیک را داشته باشد. در مرحله بعدی با در نظر گرفتن مدل پایه GARCH (1,1) ، هر یک از سری‌های زمانی بازدهی روزانه و هفتگی بیت‌کوین در ۳ حالت sGARCH، eGARCH و gjrGARCH برآورد می‌گردند.همچنین در هر یک از مدل‌های برآورد شده ۵ حالت توزیع نرمال، توزیع نرمال چوله، توزیع استیودنت، توزیع استیودنت چوله و توزیع خطای تعمیم یافته در نظر گرفته شده است که در مجموع ۱۵ مدل برای هر سری زمانی در این مرحله برآورده گردیده است. به منظور آماده‌سازی داده‌ها برای مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های مختلف، داده‌های روزانه (۳۰۲٤ داده) و هفتگی (٤۳۲

[1] Temporal Aggregation

[2] Temporal Disaggregation

داده هفتگی) به دو بخش تقسیم شده است. بازدهی روزانه از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا انتهای سال ۲۰۲۲ (۲۵۲۸) در برآورد مدل مورد استفاده قرار گرفته و از ابتدای ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۳/۰۵/۰۸ (٤٩٦ داده) به منظور پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین برای بازدهی هفتگی، اطلاعات هفتگی تا پایان سال ۲۰۲۲ در مدل برآورد شده مورد استفاده قرار گرفته (٤١٣ داده هفتگی) و اطلاعات سال ۲۰۲۳ به منظور سنجش دقت پیش‌بینی از مدل خارج شده است. با استفاده از رویکرد جدید مدل‌سازی داده‌های ترکیبی با تواتر زمانی متفاوت، سری‌های زمانی بازدهی روزانه و هفتگی بیت‌کوین بررسی و مدل‌سازی می‌شود. بدین منظور از داده‌های بازدهی روزانه و هفتگی که با استفاد از بازدهی‌های میان‌وزانه (۵ دقیقه‌ای) ساخته می شوند، استفاده شده است. با توجه به انجام معاملات در بازار رمزارزها به‌صورت ۷ روز هفته، مدل‌سازی در این بخش با در نظر گرفتن متغیر m=۲۸۸ برای متناظر کردن داده‌های پُرتواتر(بازدهی میان‌روزانه ۵ دقیقه‌ای) بعنوان متغیر توضیح دهنده با داده‌های کم‌تواتر (بازدهی روزانه) بعنوان متغیر وابسته و همچنین m=۷ برای ایجاد تناظر میان داده‌های روزانه (بعنوان متغیر توضیح دهنده) و هفتگی بعنوان متغیر وابسته تعریف می‌شود. توابع وزن‌دهی معمول در الگوی MIDAS توابع آلمون، آلمون نمایی و بتا می‌باشند که هر سه تابع وزن‌دهی بصورت جداگانه در مدل وارد و نتایج برای پیش‌بینی سری زمانی بازدهی روزانه و هفتگی مورد استفاده قرار گرفته است. کلیه برآوردها از طریق بسته نرم‌افزاری midas_r که توسط گیسلز و همکاران توسعه داده شده و بصورت اتوماتیک مقادیر اولیه و تعداد وقفه بهینه را انتخاب می‌کند، انجام شده است. با توجه به اینکه هدف نهایی این مطالعه سنجش قدرت پیش‌بینی مدل است، از میان مدل‌های موجود، بهترین مدل با کمترین مقدار آکائیک در هر مرحله بصورت خودکار توسط نرم‌افزار انتخاب می‌شود.

یافته ها:

هدف اصلی در این مطالعه بررسی دو رویکرد در مدل‌سازی سری‌های زمانی، به منظور تعیین مدل بهینه برای پیش‌بینی است. مدل بهینه بر اساس کمترین میزان خطا و بیشترین مقدار دقت انتخاب می‌شود. به‌منظور انجام پیش‌بینی، محدوده داده‌های جمع‌آوری‌شده به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم‌بندی و هر دو الگوی مورد نظر با در نظر گرفتن داده‌های بخش آموزش برآورد می‌گردد. سپس با استفاده از مدل برآورد شده، مقادیر سری زمانی برای بخش آزمون پیش‌بینی و با مقادیر واقعی مقایسه می‌گردد. به‌منظور یکسان بودن بازه

زمانی موردنظر جهت پیش‌بینی، کلیه داده‌های مربوط به سال ۲۰۲۳ از نمونه خارج گردیده و هر دو رویکرد برای بازه زمانی ابتدای ۲۰۱۵ تا انتهای ۲۰۲۲ برآورد شده است. پیش‌بینی برای مدل‌های خانواده ARIMA-GARCH در ۳ حالت sGARCH، eGARCH و gjrGARCH و هر یک برای ۵ حالت توزیع نرمال، توزیع نرمال چوله، توزیع استیودنت، توزیع استیودنت چوله و توزیع خطای تعمیم یافته، با تکنیک پنجره غلتان یک گام رو به جلو انجام شده است. در بخش مدل‌سازی با داده‌های با تواتر متفاوت پیش‌بینی برای سه تابع وزن‌دهی آلمون، آلمون نمایی و بتا، براساس الگوی پنجره غلتان و الگوی بازگشتی انجام و در مجموع ٦ مدل در این بخش برآورد و پیش‌بینی شده است. نتایج این مرحله نشان می‌دهد برای سری زمانی بازدهی روزانه، مدل برآورد شده با الگوی MIDAS و تابع وزن‌دهی آلمون، از نظر دقت در پیش‌بینی برتری کامل نسبت به مدل‌های خانواده ARIMA-GARCH با توزیع‌های مختلف و مدل‌های MIDAS با توابع وزن‌دهی بتا و آلمون نمایی دارد. نتایج پیش‌بینی برای سری زمانی بازدهی هفتگی ، نشان دهنده برتری کامل مدل MIDAS با تابع وزن‌دهی آلمون نمایی و رویکرد پیش‌بینی پنجره غلتان است بگونه‌ای که کلیه معیارهای ارزیابی دقت پیش‌بینی برای این رویکرد، دارای مقادیر کمتر نسبت به دیگر روش‌های معرفی شده در این پژوهش می‌باشند.

نتیجه:

در این پژوهش دو رویکرد در مدل‌سازی اطلاعات و داده‌های سری زمانی از نظر دقت در پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفت. رویکرد سنتی اقتصادسنجی در مدل‌سازی سری‌های زمانی که سالیان متمادی در حال استفاده است، در مقابل رویکردی نوین که در سالیان اخیر برای حل یکی از مشکلات مهم در مدل‌سازی اقتصادی، یعنی لزوم تواتر زمانی یکسان در یک مدل رگرسیون، طراحی‌شده است. در این مطالعه تلاش شد تمامی حالات ممکن در مدل‌سازی برای هر دو رویکرد، شامل انواع مدل‌های موجود، توزیع خطاهای مرسوم و توابع وزنی مورد استفاده در مطالعات گذشته، در کنار همدیگر مورد بررسی و آزمون قرار گیرند. همچنین از داده‌های با تواتر زمانی بالا (میان روزانه ۵ دقیقه‌ای) برای محاسبه بازدهی و مدل‌سازی استفاده شد. بصورت کلی نتایج این بخش نشان می‌دهد دقت پیش‌بینی رگرسیون MIDAS نسبت به مدل‌های خانواده ARIMA-GARCH بالاتر بوده و انتخاب تابع وزن‌دهی مناسب می تواند در افزایش دقت پیش‌بینی رگرسیون MIDAS تاثیرگذار باشد.

پیچیدگی اصلی در مدل‌سازی با رویکرد MIDAS انتخاب تعداد وقفه‌های مناسب برای متغیر با تواتر زمانی بالا و انتخاب تابع وزن‌دهی مناسب است که هر دو تاثیر محسوسی در ارائه پیش‌بینی‌ها با دقت بالاتر خواهند داشت.

Reference

Abasi Nami, H. (2021). Forecasting Crude Oil prices Volatility and Value at Risk: Single and Switching Regime GARCH Models. *Energy Economics review*,17(68), 141-174. SID: https://sid.ir/paper/380078/ [In Persian]

Amiri, H. , Pourjavan, A. and Zahedi, M. (2025). Gold, Currency and Bitcoin as Hedge or Safe Haven for Stocks: Evidence from Tehran Stock Exchange (TSE) using Smooth Transition Regression (STR) Models. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE)*, *21*(4), 220-272. [In Persian]

Andreou, E. Ghysels, E. Kourtellos, A. (2010). Regression Models with Mixed Sampling Frequencies. *Journal of Econometrics*. 158(2), Pages 246-261.

Barakchian, S. M., & Rezaei, M. (2016). Evaluation of Mixed-Frequency Regressions in Forecasting Seasonal Inflation Rate of Iran. *Journal of Economics and Modelling*, 7(25), 25-46. https://ecoj.sbu.ac.ir/article_52259_52c91c7c6bfd6ad4801b43f8e03ddda5.pdf [In Persian]

Bariviera, A.F. (2017). The In-efficiency of Bitcoin Revisited: A Dynamic Approach. *Economics Letters*, 161, 1- 4.

Bayat, M. Noferesti, M. (2015). *Applied Time Series Econometrics: Mixed Frequency Data Sampling Model*. Noor-e-Elm Pub. [In Persian]

Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.

Box, G., Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.

Brockwell, P. Davis, R. and Calder, M. (2002). Introduction to Time Series and Forecasting. *Springer*,Vol 2.

Catania, L. Grassi, S. & Ravazzolo, F. (2019). Forecasting Cryptocurrencies Under Model and Parameter Instability. *International Journal of Forecasting*, 35, 485–501.

Celik & Ergin. (2013). Volatility Forecasting Using High Frequency Data: Evidence from Stock Markets. *Economic Modeling*, 36, 176-190.

Chegeni, A. & Gord, A. (2020). Stock Price Prediction in Tehran Stock Exchange Using Artificial Neural Network Model and ARIMA Model: A Case Study of Two Active Pharmaceutical Companies in Stock Exchange. *Financial Engineering and Securities Management*, 11(44), 350-371. SID : https://sid.ir/paper/396733 [In Persian]

Clements, M. P. and 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.

Dashtban, M. Elyaspour, B. & Dashtban, S. (2019). The Effect of Exchange Rate Uncertainty on the Flow of Tourism in Iran: A Stochastic Volatility Model with Leverage Effects and Mixed Frequency Data Sampling (MIDAS) Approach. *Journal of Tourism Planning and Development*, 8(29), 173-190. SID : https://sid.ir/paper/375069/ [In Persian]

Diebold, F & Mariano, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253-63.

Emre, A. Fendoglu & Saltoglu. (2012). MIDAS Volatility Forecast Performance Under Market Stress: Evidence from Emerging Stock Markets. *Economics Letters*, 117(2), 528-532.

Enders, W. (2008). Applied Econometric Time Series. New York: John Wiley & Sons.

Feng Ma, M.I.M. Wahab, Chao Liang. (2020). Cryptocurrency Volatility Forecasting: A Markov Regime-Switching MIDAS Approach. *Energy*, 212 (2020), 118743.

Ghafari, F. & Farhadi, A. (2015). ARIMA-GARCH and State Space Models' Forecasting Power Case Study: Tehran Exchange Stock Index (TEPIX). *Iranian Journal of Applied Economics*, 5(-), 33-42. SID: https://sid.ir/paper/202056/en [In Persian]

Ghysels, E. Santa-Clara, P. Volkanov, R.(2002b). The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression. Discussion Paper UCLA and UNC available at: http://www.unc.edu/eghysels

Ghysels, E. Santa-Clara, P. Volkanov, R.(2004).The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. CIRANO Working Papers 2004s-20, CIRANO.

Ghysels, E. Sinko,A. Valkanov, R.(2006). Midas Regressions: Further Results and New Directions. *Econometric Reviews*, 26(1), 53-90.

Glosten, L. Jagannathan, R. & Runkle, D. (1993). On the Relation Between The Expected Value and The Volatility of Nominal Excess Return on stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.

Hua,Yiqing. (2020). Bitcoin price prediction using ARIMA and LST, E3S Web of Conferences 218, 01050.

Klien, L.R. Sojo, E. (1989). Combinations of High and Low Frequency Data in Macroeconomic Model. *Economics in Theory and Practice*. Kluwer Academic Publishers, 3-14.

Moshiri, S. (2001). Forecasting Iranian Inflation Rates Using Structural, Time Series and Artificial Neural Networks Models . *Journal of Economic Research* ,(58), 147-184. SID: https://sid.ir/paper/12112/ [In Persian]

Nelson, D, B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *The Econometric Society*, 59(2), 347-370.

Noferesti, M. and M. Sezavar. (2021). Predicting the Effects of New Sanctions and Evaluating Fiscal Policies in the Context of a Macroeconomic Model with Mixed-Frequency Data Sampling for the Iranian Economy Under Sanctions. Journal of Economic Modeling Research 11(44): 85-104.

Pahlevani, M. Roshan, R (2015). The Comparison Among ARIMA and Hybrid ARIMA-GARCH Models in Forecasting the Exchange Rate of Iran. *International Journal of Business and Development Studies*, 7(1),31-50.

Pishbahar, E. BODAGH, S. & Dashti, G. (2019). Forecasting Iran's Agricultural Sector Growth: Using Mixed-frequency Data Sampling (MIDAS) Model. *Journal of Sustainable Growth and Development(the Economic Research)*, 19(3),145-161. SID: https://sid.ir/paper/371137. [In Persian]

Salehifar, M. (2019). Risk and Return Behavior of Bitcoin in Comparison with Gold, Currency, and Stock Markets by Application of GJR-GARCH and TGARCH Models. *Financial Engineering and Securities Management*, 10(40), 152-168. SID: https://sid.ir/paper/197625/ [In Persian]

Silvestrini, A. & Veredas, D. (2008). Temporal Aggregation of Univariate and Multivariate Time Series Models: A survey. *Economic working papers*, 685, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Torki, L. , Esmaeli, N. and Haghparast, M. (2023). Comparison of GARCH Family Models in Estimating Value at Risk and Conditional Value at Risk on the Tehran Stock Exchange. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE), 19*(4), 43-78. [In Persian]

Wu, S. I. and Lu, R. P. (1993). Combining Artificial Neural Network and Statistics for Stock Market. *Forecasting*, 257-264.