Journal of Economic Modeling Research
Kharazmi University
Print ISSN: 2228 - 6454
Online ISSN: 2538 - 4163
Homepage: https://jemr.khu.ac.ir/

Predicting Bitcoin Price Volatility Using Heterogeneous Autoregressive (HAR) models

Seyed Fakhreddin, Fakhrehosseini1* | **Kaviani Meysam2**

1. Corresponding Author, Associate Professor, Department of management Affairs, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran. f_fkm21@yahoo.com (0000-0001-5955-1913)
2. Associate Pro, Department of Market and Business, Ka.C, Islamic Azad University, Karaj, Iran. meysamkaviani@gmail.com (0000-0002-1022-4193)

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 1 Mar. 2025

Received in revised form:
10 Aug. 2025

Accepted:
20 May. 2025

Keywords:
Heterogeneous Regressions, Bitcoin, Volatility Prediction

JEL:
G53;G15;G17.

ABSTRACT

Predicting financial asset volatility is highly important because this information can help investors make more informed decisions regarding buying and selling. Accurate predictions can also reduce financial risks and identify profitable opportunities. Ultimately, the ability to forecast market changes improves portfolio management strategies and minimizes unexpected losses for investors. This study examines and predicts Bitcoin price volatility by using innovative data analysis models. The Heterogeneous Autoregressive (HAR) model and its variants were selected as the primary tools for modeling volatility because of their high capability to analyze volatility data across different time scales. Given the unique characteristics of cryptocurrency markets and rapid, unpredictable price fluctuations, the use of models that can simultaneously capture both short- and long-term volatility is of significant importance. In this study, high-frequency historical Bitcoin price data from 2018 to 2022, covering 60-minute, daily, weekly, and monthly intervals, were analyzed using the HAR, HARJ, HARQ, and HARQJ models. The results indicate that heterogeneous models have strong predictive power for Bitcoin price volatility, and incorporating jump factors into these models further improves their forecasting accuracy.

Cite this article: Fakhrehosseini, Seyed Fakhreddin; Kaviani, Meysam. (2024). *Predicting Bitcoin Price Volatility Using Heterogeneous Autoregressive (HAR) models. Journal of Economic Modeling Research*, 15 (55), 200-232. DOI: 0000000000000000000

© The Author(s).

Publisher: Kharazmi University
DOI: 00000000000000000000000000
Journal of Economic Modeling Research, Vol, 15, No. 55, 2024, pp. 200-232.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

Journal of Economic Modeling Research
Print ISSN: 2228 - 6454
Online ISSN: 2538 - 4163
Kharazmi University
Homepage: https://jemr.khu.ac.ir/

پیش بینی نوسانات قیمت بیت کوین با استفاده از مدل‌های خودرگرسیون ناهمگن (HAR)

سید فخرالدین فخرحسینی *[1] | میثم کاویانی [2]

۱. نویسنده مسئول، دانشیار، دانشکده بازار و کسب و کار، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران
رایانامه: f_fkm21@yahoo.com (۰۰۰۰-۰۰۰۱-۵۹۵۵-۱۹۱۳)

۲. استادیار، دانشکده بازار و کسب و کار، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.
رایانامه: meysamkaviani@gmail.com (۰۰۰۰-۰۰۰۲-۱۰۲۲-۴۱۹۳)

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۳/۱۲/۱۱

تاریخ ویرایش:
۱۴۰۴/۲/۳۰

تاریخ پذیرش :
۱۴۰۴/۵/۱۹

واژه‌های کلیدی:
رگرسیون‌های ناهمگن، بیت‌کوین، پیش‌بینی نوسانات.

طبقه‌بندی JEL:
G53;G15;G17.

چکیده

پیش‌بینی نوسانات دارایی‌های مالی به‌ویژه در بازارهای پرنوسان مانند ارزهای دیجیتال، یکی از چالش‌های مهم در تحلیل مالی است. این پیش‌بینی‌ها نه تنها می‌توانند به سرمایه‌گذاران کمک کنند تا تصمیمات بهتری در زمینه خرید و فروش اتخاذ کنند، بلکه امکان مدیریت مؤثرتر ریسک‌ها و شناسایی فرصت‌های سودآوری را نیز فراهم می‌آورند. در نهایت، توانایی پیش‌بینی نوسانات بازار می‌تواند موجب بهبود استراتژی‌های مدیریت پرتفوی و کاهش ضررهای غیرمنتظره برای سرمایه‌گذاران شود. این تحقیق به بررسی و پیش‌بینی نوسانات قیمت بیت‌کوین به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ارزهای دیجیتال پرداخته است. مدل‌های خودرگرسیون ناهمگن (HAR) و خانواده‌های آن به‌عنوان ابزارهای اصلی برای مدل‌سازی نوسانات در این پژوهش انتخاب شدند. این مدل‌ها به‌دلیل قابلیت بالای خود در تحلیل نوسانات در مقیاس‌های زمانی مختلف، برای مطالعه داده‌های نوسانی از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. با توجه به ویژگی‌های خاص بازار ارزهای دیجیتال، که شامل تغییرات سریع و غیرقابل پیش‌بینی در قیمت‌ها است، استفاده از مدل‌هایی که می‌توانند نوسانات کوتاه‌مدت و بلندمدت را همزمان مدل‌سازی کنند، ضروری به نظر می‌رسد. در این مطالعه، داده‌های تاریخی با فراوانی بالا در بازه‌های زمانی ۶۰ دقیقه‌ای، روزانه، هفتگی و ماهانه از قیمت بیت‌کوین در دوره زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ مورد تحلیل قرار گرفتند. نتایج حاصل از تحلیل‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های خودرگرسیون ناهمگن (HAR) و نسخه‌های گسترش‌یافته آن، مانند HARJ، HARQ و HARQJ، توانایی بالایی در پیش‌بینی

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

نوسانات قیمت بیت‌کوین دارند. علاوه بر این، وارد کردن عامل پرش به این مدل‌ها باعث افزایش دقت پیش‌بینی‌ها و بهبود نتایج شده است. این یافته‌ها بر اهمیت استفاده از مدل‌های پیشرفته و ترکیبی در پیش‌بینی نوسانات بازارهای مالی تأکید می‌کند و می‌تواند راهگشای توسعه استراتژی‌های بهینه برای سرمایه‌گذاران در بازار ارزهای دیجیتال باشد.

استناد: فخرحسینی؛ سید فخرالدین؛ کاویانی؛ میثم (۱۴۰۳). پیش بینی نوسانات قیمت بیت کوین با استفاده از مدل‌های خودرگرسیون ناهمگن (HAR). *تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی*، ۱۵ (۵۵)، ۲۰۰-۲۳۲.

DOI: 00000000000000000000

ناشر: دانشگاه خوارزمی.

© نویسندگان.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

۱. مقدمه

ارزهای رمزنگاری‌شده به دلیل ویژگی‌هایی همچون غیرمتمرکز بودن، انجام سریع و ساده تراکنش‌ها نسبت به روش‌های سنتی، کاهش هزینه‌های مبادلات و همچنین امکان کسب سودهای بالا، به‌طور فزاینده‌ای در میان سرمایه‌گذاران، متخصصان و پژوهشگران مورد توجه قرار گرفته‌اند. بر اساس نظرسنجی HSB در سال ۲۰۲۰، یک‌سوم از کسب‌وکارهای کوچک و متوسط در ایالات متحده ارزهای دیجیتال را به‌عنوان شیوه پرداخت می‌پذیرند. ین فهرست با حضور شرکت‌های بزرگی مانند آمازون، پی‌پال و مایکروسافت گسترده‌تر نیز می‌شود. بیت‌کوین، به‌عنوان پرچم‌دار بازار رمزارزها، جایگاه پیشتاز خود را از ابتدای پیدایش حفظ کرده است؛ به‌طوری‌که در ۲۳ ژوئن ۲۰۲۰ با ارزش بازار ۱۷۷ میلیارد دلار، بیش از ۶۴ درصد از کل بازار ارزهای دیجیتال را به خود اختصاص داده بود. (کوین مارکت کاپ[1]، ۲۰۲۰). بیت‌کوین که نخستین‌بار توسط ناکاموتو[2] (۲۰۰۸) معرفی شد، به‌سرعت توجه گسترده‌ای را از سوی رسانه‌ها، دولت‌ها، نهادهای تنظیم‌گر و سرمایه‌گذاران جلب کرد؛ به‌ویژه آن دسته از سرمایه‌گذارانی که با پرش شدید قیمت بیت‌کوین در سال ۲۰۱۷ جذب این بازار شدند. با توجه به محبوبیت و ارزش بازار قابل‌توجه بیت‌کوین، پیش‌بینی نوسانات قیمتی آن برای شرکت‌هایی که در این بازار موقعیت مالی بزرگی دارند و همچنین برای تصمیم‌گیرندگانی که از اطلاعات نوسان برای مدیریت ریسک و تصمیمات سرمایه‌گذاری بهره می‌گیرند، از اهمیت بالایی برخوردار است. امروزه، علاوه بر سرمایه‌گذاران خرد، بسیاری از سرمایه‌گذاران نهادی نیز بیت‌کوین را در سبد دارایی‌های خود جای داده‌اند (بگوسیک و همکاران[3]، ۲۰۱۸) نوسانات بازدهی آن به‌عنوان یکی از ویژگی‌های مهم این دارایی در نظر گرفته می‌شود. قیمت بیت‌کوین در سال‌های اخیر رشد چشمگیری داشته است؛ به‌گونه‌ای که بین ژوئن ۲۰۲۰ تا ژوئن ۲۰۲۱، حدود ۴۰۰ درصد افزایش یافت و از ۹,۴۵۱ دلار به ۴۰,۴۰۶ دلار رسید. شواهد تجربی نیز نشان می‌دهد بیت‌کوین بیش از آنکه یک ارز باشد، رفتاری مشابه دارایی‌های مالی دارد و می‌تواند در حوزه مدیریت ریسک و

[1] CoinMarketCap
[2] Nakamoto
[3] Begusic et al

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

پوشش ریسک نیز ایفای نقش کند (کیم و همکاران[1]، ۲۰۲۱). با این حال، نوسانات شدید آن، ریسک سرمایه‌گذاری را افزایش می‌دهد؛ گرچه این نوسانات اغلب با بازده بالاتر همراه‌اند. از این رو، پیش‌بینی دقیق‌تر نوسانات می‌تواند به کاهش ریسک و افزایش سود سرمایه‌گذاران کمک شایانی کند. مطالعات فزاینده‌ای نشان داده‌اند که گنجاندن بیت‌کوین در پرتفوی سرمایه‌گذاران، تنوع‌بخشی قابل‌توجهی را فراهم می‌آورد (کجتازی و مورو[2]، ۲۰۱۹) و و همین امر موجب شده تا پیش‌بینی نوسانات آن بیش‌ازپیش مورد توجه قرار گیرد. از سوی دیگر، امروزه دسترسی به داده‌های با فراوانی بالا امکان پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از نوسانات را فراهم کرده است. بسیاری از مطالعات تأکید دارند که مدل‌های خودرگرسیون ناهمگن[3] (HAR) در مقایسه با مدل‌های سنتی مانند GARCH که صرفاً از داده‌های روزانه استفاده می‌کنند، عملکرد بهتری در پیش‌بینی نوسانات دارند (اندرسن و همکاران[4] ، ۲۰۰۲؛ کوپمن و همکاران[5]، ۲۰۰۵). این به دلیل توانایی مدل HAR در بهره‌برداری از اطلاعات نهفته در داده‌های درون‌روزی است. مدل HAR به‌گونه‌ای طراحی شده که نوسانات را در مقیاس‌های زمانی مختلف (روزانه، هفتگی و ماهانه) پیش‌بینی کند. این قابلیت به مدل امکان می‌دهد تا رفتار نوسانات را به‌صورت واقع‌بینانه‌تری بازنمایی کرده و نسبت به مدل‌های سنتی که تنها بر داده‌های کوتاه‌مدت تمرکز دارند، مزیت داشته باشد. همچنین ساختار خودرگرسیو مدل باعث می‌شود نوسانات در بازه‌های زمانی مختلف با یکدیگر وابستگی داشته باشند، و پیش‌بینی‌های آتی بر اساس داده‌های تاریخی نمودار گیرد (کورسی[6] ، ۲۰۰۴). یکی دیگر از نوآوری‌های مدل HARاین است که از رویکرد خودرگرسیو برای مدل‌سازی نوسانات استفاده می‌کند. این ویژگی باعث می‌شود که نوسانات بازار در زمان‌های مختلف به یکدیگر وابسته باشند و پیش‌بینی نوسانات آینده به داده‌های تاریخی وابسته باشد. به‌ویژه در بازارهای مالی، این ویژگی می‌تواند به‌طور موثری روندهای نوسانی بازار را شبیه‌سازی کرده و پیش‌بینی‌های دقیقی از رفتار آینده بازار ارائه

[1] Kim et al
[2] Kajtazi and Moro
[3] Heterogeneous Autoregressive Realized
[4] Andersen et al
[5] Koopman et al
[6] Corsi

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

دهد(کورسی ، ۲۰۰۹). از طرفی مدل HAR به دلیل ساختار ساده‌اش نسبت به مدل‌های پیچیده مانند GARCH، کاربردی‌تر است. مدل‌های GARCH پیچیدگی بیشتری دارند و برای محاسبه نوسانات نیاز به تخمین‌های پیچیده‌تری دارند، در حالی که مدل HAR به‌طور قابل توجهی ساده‌تر است و می‌تواند به سرعت به داده‌ها اعمال شود. این سادگی موجب شده که مدل HAR در مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر، انتخاب جذاب‌تری باشد، به‌ویژه برای بازارهایی که داده‌های زیادی در دسترس است (اندرسن و بالرسلف، ۱۹۹۸). یکی از ویژگی‌های برجسته مدل HAR این است که قابلیت تعمیم بالایی دارد و می‌تواند به انواع مختلفی از بازارهای مالی اعمال شود. این ویژگی به مدل اجازه می‌دهد که نه تنها در بازارهای سهام، بلکه در بازارهای ارزی، کالا و حتی دیگر بازارهای مالی به‌طور مؤثر پیش‌بینی‌هایی انجام دهد. توانایی تعمیم مدل HAR به این بازارها، به‌ویژه در مقایسه با مدل‌های خاص بازار، از نوآوری‌های مهم این مدل است (کاراناسوس و پایا[1]، ۲۰۰۴)، که در این پژوهش به توانایی پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی مختلف به دست آمده از ویژگی‌های ابتکاری خودرگرسیون ناهمگن (HAR) اعم از HAR-J، HARQ و HARQ-J پرداخته است. یکی از مواردی که در این مدل‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد، وجود پرش‌ها[2] است. با این حال، در صورت وجود پرش، بازارها اساساً ناقص هستند و تجزیه و تحلیل بسیار کمتر قابل انجام است. جدای از مسائل فنی، پرش‌ها مهم هستند زیرا آنها منبع مهمی از ریسک غیرقابل تنوع را نشان می‌دهند همان‌طور که به طور مفصل در (بالرسلف و همکاران[3]، ۲۰۰۸) و منابع موجود در آن بحث شده است. سیاست‌گذاران باید در زمان‌های شرایط آشفته بازارهای مالی در زمان واقعی تصمیم‌گیری کنند و در نتیجه از نظر اقتصادی مهم است که درک آماری از رفتار سری زمانی پرش‌ها ایجاد شود (تودوروفو تاچن[4]، ۲۰۱۱). بدین منظور چایم و لوارینی[5] (۲۰۱۸) نشان می‌دهند که پرش به سمت نوسانات در بیت‌کوین دائمی است. گرونوالد[6] (۲۰۱۹) نشان می‌دهد که پویایی قیمت بیت‌کوین به

[1] Karanasos & Paya
[2] jumps
[3] Bollerslev et al
[4] Todorov & Tauchen
[5] Chaim and Luarini
[6] Gronwald

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

طور ویژه تحت تأثیر تغییرات شدید قیمت است و اخیراً کالیواس و همکاران[1] (۲۰۲۰) نشان می‌دهند که ریسک سقوط بیت‌کوین زمانی که عدم قطعیت سیاست اقتصادی بالا باشد کمتر است و این نشان‌دهنده توانایی پوشش بیت‌کوین در برابر عدم قطعیت سیاست اقتصادی است.

با توجه به موارد فوق از آنجایی که بازار رمز ارزها به تدریج در جریان اصلی بازارهای مالی پذیرفته شده است، پیش‌بینی دقیق نوسانات آنها مورد تقاضای فعالان بازار، موسسات مالی و سازمان‌های دولتی است. از این رو رویکرد مورد استفاده در این پژوهش مدل‌هایی را که برای برآورد دقیق‌تر نوسانات در ارزهای رمزنگاری شده مورد بررسی قرار می‌گیرند را روشن می‌کند. لذا این پژوهش در به‌کارگیری مدل‌های HAR و نسخه‌های پیشرفته آن شامل HAR-J، HAR-Q و HARQ-J برای پیش‌بینی نوسانات قیمت بیت‌کوین با استفاده از داده‌های با فراوانی بالا (۶۰ دقیقه‌ای) است. برخلاف بیشتر مطالعات پیشین که عمدتاً از داده‌های روزانه و مدل‌های سنتی مانند GARCH بهره گرفته‌اند، این پژوهش با بهره‌گیری از ساختار زمانی چندمقیاسی مدل HAR و ترکیب آن با اجزای پرش و کوارتیسیتی تحقق‌یافته، توانسته است مدلی دقیق‌تر و واقع‌گرایانه‌تر برای تحلیل نوسانات بازار رمزارزها ارائه دهد. استفاده از این رویکرد ترکیبی در بازار پرنوسان بیت‌کوین، ضمن افزایش دقت پیش‌بینی، می‌تواند مبنایی کاربردی برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و مدیریت ریسک در بازارهای نوظهور دیجیتال باشد. نهایتا این پژوهش به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش دوم نمای کلی از مبانی و پیشینه پژوهش را ارائه می‌دهد. بخش سوم روش‌شناسی پژوهش و بخش چهارم و پنجم به ترتیب تجزیه و تحلیل داده‌ها و بحث و نتیجه‌گیری را دنبال می‌کند.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

تمرکز اصلی در تحقیقات رمز ارزها عمدتاً بر جنبه‌های فنی و حقوقی آنها بوده است. با این حال، با افزایش محبوبیت رمز ارزها، بحث مالی به ویژه در مورد ویژگی‌های ریسک رمز ارزها نیز تشدید شده است.

[1] Kalyvas et al

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

چو و همکاران[1] (۲۰۱۷) دریافتند که رمز ارزها در مقایسه با ارزهای سنتی بسیار نوسانی هستند. کوچلینگ و همکاران[2] (۲۰۲۰) دقت پیش‌بینی نوسانات برای بیت‌کوین را مورد مطالعه قرار دادند و بدین نتیجه دست یافتند که نوسانات پرش بر اساس بازده‌های در حین روزی و توابع زیان نامتقارن، به عنوان توابعی که تخمین بیش از حد نوسانات را کمتر جریمه می‌کند، امکان تمایز بیشتری را بین مدل‌های خارج از عملکرد و یکسان فراهم می‌کند. یو[3] (۲۰۱۹) در پژوهشی به پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین با در نظر گرفتن نقش اثر اهرمی و عدم قطعیت نشان داد که اثر اهرمی در پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین قوی‌تر از مولفه‌های پرش است. علاوه بر این، استفاده از اطلاعات مشترک اثر اهرمی و عدم قطعیت سیاست اقتصادی می‌تواند توانایی پیش‌بینی مدل‌ها را بهبود بخشد. خالدی و همکاران[4] (۲۰۱۹) در پژوهشی با عنوان پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین با رویکرد مقایسه بین مدل‌های پارامتریک و ناپارامتریک بدین نتیجه رسیدند که مدل‌های APARCH، TGARCH و EGARCH به توزیع‌های باقیمانده استاندارد شده بسیار حساس هستند، به طوری که اجرای TGARCH با توزیع نرمال بهترین مدلی است که نوسانات بیت‌کوین را نشان می‌دهد. ما و همکاران[5] (۲۰۲۰) در پژوهشی نشان دادند که مدل پیشنهادی جدید MRS-MIDAS از نظر آماری پیشرفت قابل‌توجهی برای پیش‌بینی نوسانات تحقیق یافته بیت‌کوین را فراهم آورده است. علاوه بر این وقوع پرش به‌طور معناداری تداوم رژیم با نوسان بالا را افزایش داده و بین رژیم‌های با نوسان بالا و کم تغییر می‌کند.

از بین پژوهشگران داخلی نیز حبیبی‌راد و پناهی (۱۴۰۰) در پژوهشی به به منظور شناسایی الگوی رفتاری قیمت بیت‌کوین به تبیین رابطه بین آنها در مبادلات مالی کسب و کارها و حجم پرداختند و بدین نتیجه رسیدند که وجود رابطه قوی و بسیار قوی بین شاخص‌های مورد مطالعه وجود دارد. بشیری و پاریاب (۱۳۹۹) در پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بدین نتیجه دست یافتند که الگوریتم‌های داده‌کاوی برای حل مسائل دنیای واقعی بسیار مفید هستند. محمدشریفی و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی با عنوان پیش‌بینی

[1] Chu et al
[2] Köchling et al
[3] Yu
[4] Khaldi et al
[5] Ma et al

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

قیمت بیت‌کوین با استفاده از مدل ترکیبی ARIMA و یادگیری عمیق نتایج نشان می‌دهد که مدل ARIMA-GRU نتایج بهتری برای معیارهای RMSE و MAPE نسبت به سایر مدل‌ها دارد. مدل‌های ترکیبی نیز عملکرد بهتری نسبت به مدل سنتی ARIMA در پیش‌بینی دارند. قدیم پور (۱۴۰۱) با استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین نشان دادند که این مدل‌ها قدرت پیش‌بینی دقیق از روند حرکت قیمتی بیت‌کوین دارند.

در تحلیل و مقایسه مطالعات داخلی و خارجی می‌توان مشاهده نمود مطالعات خارجی بیشتر به منظور توسعه مدل‌های آماری و اقتصادسنجی پیشرفته جهت پیش‌بینی نوسانات با استفاده از مفاهیمی چون اثر اهرمی، پرش‌های قیمتی، عدم قطعیت سیاست اقتصادی و همچنین استفاده از توابع زیان نامتقارن و مدل‌های چند رژیمی پرداخته‌اند. این مطالعات اغلب با استفاده از داده‌های فراوان و دوره‌های زمانی طولانی، به دقت و اعتبار مدل‌ها در پیش‌بینی نوسانات می‌پردازند. در مقابل، مطالعات داخلی بیشتر تمرکز خود را بر روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین قرار داده‌اند. این مطالعات با استفاده از مدل‌هایی مانند ARIMA، GRU و شبکه‌های عصبی عمیق به پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین پرداخته‌اند و نشان داده‌اند که مدل‌های ترکیبی می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی داشته باشند.

۳. روش پژوهش

روش پژوهش حاضر توصیفی-همبستگی و از نوع پس‌رویدادی است و با هدف کاربردی (استفاده توسط تحلیلگران و سرمایه‌گذاران بازار رمزارزها) انجام شده است. جامعه آماری، بازار رمزارزها و نمونه آماری، بیت‌کوین به‌عنوان مهم‌ترین و تأثیرگذارترین رمزارز است. قلمرو زمانی پژوهش، سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ (۵ سال) می‌باشد. داده‌های قیمت ساعتی بیت‌کوین (۳۳,۲۵۸ مشاهده) از پلتفرم[1] Kaggle استخراج شده‌اند. استفاده از داده‌های پرحجم و با فراوانی بالا به دلیل دقت بیشتر در شناسایی نوسانات، تشخیص پرش‌های قیمتی و تفکیک بازده مثبت و منفی است که در مطالعات قبلی با داده‌های روزانه انجام شده بود. تحلیل داده‌ها با استفاده از رگرسیون‌های ناهمگن در نرم‌افزار R انجام شده است.

[1] https://www.kaggle.com

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

لازم به ذکر است به منظور پاک‌سازی داده‌ها، ابتدا تمامی داده‌های خام به‌دست‌آمده از سایت مذکور مورد بررسی اولیه قرار گرفتند تا اطمینان حاصل شود که داده‌ها بدون تداخل یا خطای فنی ثبت شده‌اند. این فرآیند شامل حذف داده‌های تکراری بوده است بطوریکه در صورت وجود رکوردهای تکراری در زمان‌های مشابه، تنها یکی از آن‌ها حفظ و بقیه حذف شدند. تشخیص و حذف داده‌های پرت که با استفاده از شاخص‌های آماری، داده‌های غیرطبیعی که می‌توانست تحت تأثیر خطا یا شوک‌های بیرونی (مانند خطاهای ثبت معاملات) قرار گرفته باشند، شناسایی و حذف یا جایگزین شدند. بررسی یکنواختی واحد زمانی بطوریکه تمامی داده‌ها به صورت ساعتی و با فواصل منظم ثبت شده بودند. در صورت وجود فواصل زمانی نامنظم، داده‌های مربوطه جایگزین یا حذف شدند. در نهایت به منظور تأیید صحت داده‌ها، یک نمونه تصادفی از داده‌های جمع‌آوری‌شده با سایر منابع معتبر (مانند وبسایت‌های معاملاتی رمزارزها) مقایسه شد.

این فرآیند پاک‌سازی داده‌ها ضروری بود زیرا استفاده از داده‌های ناخالص یا دارای خطا می‌تواند منجر به تخمین‌های نادرست نوسانات و در نتیجه نتایج گمراه‌کننده شود.

در این تحقیق، به‌منظور پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین از مدل‌های پیشرفته آماری و اقتصادسنجی استفاده شده است که قادرند نوسانات را به مولفه‌های مختلفی چون مولفه پیوسته، مولفه پرش، و اثرات نامتقارن تقسیم کنند. فرآیند اجرای مدل‌ها به صورت گام‌به‌گام شامل مراحل زیر بود: ابتدا نوسانات تحقق یافته[1] (RV) بر اساس داده‌های ساعتی با محاسبه جمع مجذور بازده‌های روزانه تعیین شد. سپس با استفاده از آماره نسبت پرش تعدیل‌شده[2] (ZJ_{BPV})، مولفه پرش از نوسانات جدا شد؛ در صورتی که مقدار این آماره از مقدار بحرانی توزیع نرمال بیشتر باشد، وجود یک پرش معنادار تأیید می‌گردد. در ادامه، نوسانات به نیم‌واریانس‌های مثبت و منفی تجزیه شدند تا تفاوت اثرات شوک‌های مثبت و منفی بر نوسانات مشخص شود، که این تفاضل به عنوان پرش‌های علامت‌دار[3] (ΔJ) در نظر گرفته شد. پس از آن، از مدل‌های *HAR* و *HAR-J* به‌ترتیب برای پیش‌بینی نوسانات بر اساس مؤلفه‌های روزانه، هفتگی و ماهانه، و همچنین با درنظرگرفتن متغیر پرش استفاده شد. همچنین،

[1] Realized Volatility
[2] Adjusted Jump Ratio Statistic
[3] Signed Jumps

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

مدل‌های *HARQ* و *HARQ-J* با افزودن متغیر کوارتیسیتی (*RQ*) به منظور بهبود دقت پیش‌بینی توسعه داده شدند. در نهایت، عملکرد تمامی مدل‌ها با استفاده از معیارهای *MSE* و *QLIKE* ارزیابی شد که به مقایسه قابل‌اعتماد بین دقت پیش‌بینی مدل‌های مختلف کمک کردند.

تخمین نوسان

در این پژوهش برای محاسبه نوسانات تحقق یافته (RV) از داده‌های ۶۰ دقیقه‌ای برای هر روز معین t تعریف شده است و نوسانات تحقق یافته به عنوان مجذور بازده‌های ۶۰ دقیقه‌ای روزانه $r_{t,j}$ در فراوانی نمونه‌گیری معین ۱/M محاسبه شده است:

$$RV_{t,M} = \sum_{j=1}^{M} r_{t,j}^2 \qquad (۱)$$

که در آن M تعداد فواصل در روز معاملاتی است. اکنون نوسانات تحقق یافته داریم و بایستی پرش‌ها را از مولفه پیوسته نوسانات تحقق یافته جدا شود. بارندورف-نیلسن و شفارد[1] (۲۰۰۴) معیار تغییر دو توانی[2] (BPV) را پیشنهاد می‌کنند که به عنوان جمع مقیاس شده حاصل ضرب بازده مطلق مجاور محاسبه می‌شود:

$$BPV_{t,M} = \delta_1 \sum_{j=1}^{M-1} |r_{t,j}| \, |r_{t,j+1}| \qquad (۲)$$

$$\delta_1 \equiv 2^{\frac{p}{2}} \Gamma\left(\frac{\frac{1}{2(p+1)}}{\Gamma(\frac{1}{2})} = E(|Z|_p) \right)$$

نشان‌دهنده میانگین قدر مطلق متغیر تصادفی استاندارد Z است.

شناسایی پرش

در این پژوهش از نسبت پرش تعدیل‌شده[3] استفاده شده است، که چندین برابر مدل انتشار پرش‌های نوسانات تصادفی کالیبره‌شده تجربی واقعی توان دارد و بهترین ویژگی‌های تجربی در هوانگ و تاوچن[4] (۲۰۰۵) برای تشخیص پرش‌ها در مطالعه است. آماره آزمون به شرح زیر است:

[1] Barndorff-Nielsen and Shephard
[2] bi-power variation
[3] Adjusted Jump Ratio Statistic
[4] Huang and Tauchen

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

$$ZJ_{BPV}(t,M)=\sqrt{M}\frac{(RV_{t,M}-BPV_{t,M})RV_{t,M}^{-1}}{((\zeta_1^{-4}+2\zeta_1^{-4}-5)Max\{1,TQ_{t,M}BPV_{t,M}^{-2}\})^{1/2}} \quad (۳)$$

که در آن $TQ_{t,M}$ کوارتیسیتی سه توانی تحقق یافته به شرح زیر است:

$$TQ_{t,M}=M\zeta_{4/3}^{3}\sum_{j=1}^{M-2}\left|r_{t,j+1}\right|^{4/3}\left|r_{t,j+2}\right|^{4/3}$$

و از نظر احتمال به کوارتیسیتی یکپارچه همگرا می‌شود. آمار ZJ_{BPV} از یک توزیع نرمال استاندارد پیروی می‌کند و امکان آزمون رسمی برای حضور پرش‌ها را فراهم می‌کند.

با استفاده از آماره آزمون رابطه (۳) و سطح معناداری α که ۰٫۹۹۹ است، پرش‌های معنادار به صورت زیر استخراج می‌شود:

$$J_{t,\alpha}(M)=\left[RV_{t,M}-BPV_{t,M}\right]\times I[ZJ_{BPV}(t,M)>\Phi_{\alpha}] \quad (۴)$$

که در آن $I[\cdot]$ تابع نشانگری است که اهمیت آماره $ZJ_{BPV}(t,M)$ را بیش از مقدار بحرانی داده شده توزیع گوسی Φ_{α} مشخص می‌کند. مسیر پیوسته واریانس تحقق‌یافته را می‌توان به صورت زیر شناسایی کرد:

(۵)

$$C_{t,\alpha}(M)=BPV_{t,M}\times I[ZJ_{BPV}(t,M)>\Phi_{\alpha}]+RV_{t,M}\times I[ZJ_{BPV}(t,M)>\Phi_{\alpha}]$$

بنابراین، اگر پرشی وجود داشته باشد، جزء پرش برابر با مجذور تفاضل بین RV و BPV بوده و مولفه پیوسته توسط BPV نمایش داده می‌شود. در مقابل، اگر پرشی وجود نداشته باشد، جزء پرش به‌طور طبیعی صفر بوده و جزء پیوسته با RV برابر است.

نیم‌واریانس‌ها و پرش‌های علامت‌دار

نیم‌واریانس‌های واقعی در پیش‌بینی نوسانات بازار اهمیت زیادی دارند (بارندورف-نیلسون و همکاران[1]، ۲۰۱۰) زیرا بازده‌های مثبت و منفی تأثیرات نامتقارنی بر نوسان دارند. به‌ویژه، شوک‌های منفی اغلب نوسانات بیشتری نسبت به شوک‌های مثبت ایجاد می‌کنند. در این راستا، برآوردگر نیم‌واریانس تحقق‌یافته‌ی منفی روزانه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$RSV_{t,M}^{-}=\sum_{j=1}^{M}r_{t,j}^{2}\times I_{|r_{t,j}<0|} \quad (۶)$$

[1] Barndorff- Nielson et al

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

و تخمین‌گر نیمه‌واریانس‌های تحقق‌یافته مثبت است:

$$RSV_{t,M}^{+} = \sum_{j=1}^{M} r_{t,j}^{2} \times I_{|r_{t,j}>0|} \quad (۷)$$

از هر دوی اینها، ما پاتون و شپرد (۲۰۱۱) را دنبال کردیم و پرش‌های علامت‌دار را به عنوان تفاوت بین نیم‌واریانس‌های تحقق یافته مثبت و منفی تعریف می‌شود:

$$\Delta J_{t,j} = RSV_{t,M}^{+} - RSV_{t,M}^{-} \quad (۸)$$

بنابراین اگر یک پرش وجود داشته باشد، جزء پرش مربعی برابر با اختلاف بین RV و BPV و مولفه پیوسته برابر با BPV است. اگر پرش وجود نداشته باشد، جزء پرش به طور طبیعی صفر و جزء پیوسته برابر با RV است.

نهایتا در این پژوهش جهت پیش‌بینی نوسانات در بیت‌کوین از مدل رگرسیونی نوسانات ناهمگن خودرگرسیون تحقق‌یافته (HAR) کورسی (۲۰۰۹) استفاده می‌شود که یک رویکرد کارآمد، با متغیر پرش تحقق یافته است تا اثر پرش‌ها در مسیر نمونه نوسانات تحقق یافته را در نظر بگیرد. در چارچوب HAR، نوسانات تحقق یافته به عنوان یک تابع OLS از نوسانات روزانه، هفتگی و ماهانه مشخص شده است. مدل HAR افزوده شده که اکنون شامل متغیر پرش اضافی است به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$RV_{t+1} = \beta_0 + \beta_D RV_t + \beta_W RVW_{t,t-5} + \beta_W RVM_{t,t-22} + \varepsilon_{t+1} \quad (۹)$$

مدل فوق در وارد شدن عامل پرش تحت عنوان مدل HARJ به صورت ذیل نیز مورد استفاده قرار گرفته است:

$$RV_{t+1} = \beta_0 + \beta_D RV_t + \beta_W RVW_{t,t-5} + \beta_W RVM_{t,t-22} + \beta_j RJ_t + \varepsilon_{t+1} \quad (۱۰)$$

همچنین سایر مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش بسط مدل HAR است که توسط بالرسلف و همکاران (۲۰۱۶) پیاده‌سازی شده و توسط OLS تخمین زده می‌شود که تحت عنوان مدل HARQ (مدل HAR با کوارتیسیتی) نامیده می‌شود، که خطای تخمین RV را با استفاده از RQ نشان می‌دهدکه شامل یک عبارت تعاملی از نوسانات واقعی و کوارتیسیتی واقعی است.

مدل کامل HARQ را می‌توان به صورت نوشتاری نوشت:

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

$$RV_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_{1Q}\sqrt{RQ_{t-1}^d})RV_{t-1}^d + (\beta_2 + \beta_{2Q}\sqrt{RQ_{t-1}^w})RV_{t-1}^w + (\beta_3 + \beta_{3Q}\sqrt{RQ_{t-1}^m})RV_{t-1}^m + u_t \quad (۱۱)$$

که در آن RQτ تخمینی از کوارتیسیتی یکپارچه است.

بالرسلف و همکاران (۲۰۱۶) مشاهده کردند که در برآورد واریانس تحقق‌یافته روزانه (RV) سوگیری قابل توجهی وجود دارد. این در حالی است که این سوگیری در مقیاس‌های زمانی هفتگی و ماهانه بسیار ضعیف‌تر است. بنابراین، برای کاهش این خطا و ساده‌سازی مدل، آن‌ها معادله (۱۱) را به نمودار زیر به یک تابع روزانه ساده تبدیل کردند:

(۱۲)

$$RV_{t+H}^d = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_{RQ1}\sqrt{RQ_t^d})RV_t^d + \beta_7 RV_t^w + \beta_{30}RV_t^w + \varepsilon_{t+H}$$

از آنجایی که مدل HARQ نسخه ساده شده خود را دارد، مشخصات جدید مدل HARQ-J را می‌توان تنها با تمرکز بر کوارتیسیت و مولفه پرش روزانه که دومین مشخصات جدید است، HARQ-J نامید.

(۱۳)

$$RV_{t+H}^d = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_{RQ1}\sqrt{RQ_t^d})RV_t^d + \beta_7 RV_t^w + \beta_{30}RV_t^w + \beta_{SQJ1}J_t^d + \varepsilon_{t+H}$$

نهایتا این‌که با توجه به مدل‌های فوق جهت ارزیابی پیش‌بینی، روزهای نوسانات عادی از روزهای با نوسان بالا جدا می‌شوند و از توابع زیان[1] MSE و QLIKE برای سنجش عملکرد پیش‌بینی RV استفاده می‌شود (وایت[2]، ۲۰۰۰). پاتون[3] (۲۰۱۱) نشان داد که برخی از توابع زیان شناخته شده مانند میانگین خطای مطلق[4] (MAE)، MAE لگاریتمی، MAE متناسب و لگاریتم میانگین مربعات

[1] Loss Functions
[2] White
[3] Patton
[4] Mean Absolute Error

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

خطا[1] (MSE) به خوبی کار نمی‌کنند. در این پژوهش معیار میانگین مربعات خطا (MSE) و شبه درستنمایی[2] (QLIKE)، که در زیر تعریف شده‌اند و تنها کلاس توابع زیان توانمند هستند که می‌توانند مدل‌های پیش‌بینی نوسانات رقابتی را به درستی رتبه‌بندی کنند. همچنین توابع زیان نسبت به انتخاب واحدهای اندازه‌گیری تغییر نمی‌کنند.

$$MSE(RV_t, \widehat{RV_t}) \equiv (RV_t, \widehat{RV_t})^2, \quad (۱۴)$$

$$QLIKE(RV_t, \widehat{RV_t}) \equiv \frac{RV_t}{\widehat{RV_t}} - log(\frac{RV_t}{\widehat{RV_t}}) - 1 \quad (۱۵)$$

که در آن RV_t بیانگر RV در زمان t است، و $\widehat{RV_t}$ در آن RV پیش‌بینی شده در زمان t است. توجه داشته باشید که در برخی موارد، $\widehat{RV_t}$ ممکن است منفی شود و به دلیل عملگر log، QLIKE تعریف نشود. با پیروی از بالرسلف و همکاران (۲۰۱۶)، یک رویکرد معقول برای مقابله با این موضوع، جایگزینی با میانگین RVs، RV پیش‌بینی‌شده در صورتی که کمتر از حداقل یا بالاتر از حداکثر RV در دوره برآورد باشد، است.

۴. تجزیه و تحلیل داده‌ها

آمار توصیفی

آمار توصیفی ضرایب اطلاعاتی مختصری است که مجموعه داده‌های معین را خلاصه می‌کند، که می‌تواند نمایشی از کل جامعه یا نمونه‌ای از یک جامعه باشد. آمار توصیفی به شاخص‌های مرکزی و معیارهای تغییرپذیری تقسیم می‌شود. شاخص‌های مرکزی شامل میانگین، میانه و مد است، در حالی که معیارهای متغیر شامل انحراف معیار، واریانس، متغیرهای حداقل و حداکثر، کشش و چولگی است. در این پژوهش به شرح نمودار ذیل آمار توصیفی قیمت بیت‌کوین نشان داده شده است:

جدول (۱). آمار توصیفی قیمت بیت‌کوین

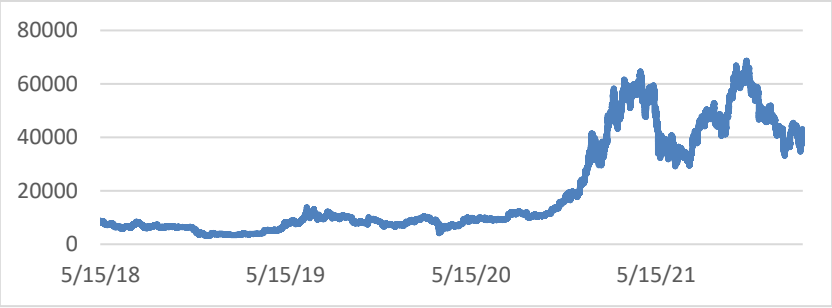
میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	مشاهدات
۲۰,۱۱۹/۹۹	۹۷۰۰/۱۸	۶۸,۶۲۷/۰۱	۳,۱۳۹/۷۶	۱۸,۵۳۷/۵	۱/۰۱	۲/۴۵	۳۳۲۵۸

ماخذ: یافته‌های پژوهش

[1] Mean Squared Error
[2] Quasi-Likelihood

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

همان‌طوری که در جدول (۱) مشخص است تعداد مشاهدات معاملاتی ساعتی قیمت بیت‌کوین ۳۳۲۵۸ بوده است. میانگین قیمت بیت‌کوین ۲۰۱۲۲ بوده که و کمترین ارزش آن ۳۱۳۹ دلار و بیشترین را ۶۸۶۲۷ دلار نشان می‌دهد. همچنین نوسانات قیمتی آن از توزیع نرمال برخوردار نبوده است و با در نظر گرفتن حداقل و حداکثر قیمت می‌توان به بالا بودن نوسان آن در دوره مورد بررسی پی برد که در نمودار ۱ در قالب نمودار بیشترین قیمت را در سال ۲۰۲۰ نشان می‌دهد. نمودار قیمت بیت‌کوین بین سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ نشان‌دهنده یک روند کلی صعودی همراه با نوسانات قابل توجه است. در سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰، قیمت در محدوده نسبتاً ثابتی نوسان داشت و پس از یک رشد موقت در ۲۰۱۹، مجدداً کاهش یافت. در این دوره، بیت‌کوین عمدتاً در حال تثبیت بود و رشد چشمگیری نداشت. اواخر سال ۲۰۲۰ و اوایل ۲۰۲۱ نقطه عطفی برای بیت‌کوین بود، جایی که قیمت آن از کمتر از ۲۰،۰۰۰ دلار به بیش از ۶۰،۰۰۰ دلار رسید. این پرش قیمتی ناشی از پذیرش بیشتر توسط شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران نهادی، رشد فضای دیفای (DeFi) و افزایش تقاضای عمومی برای رمزارزها بود. پس از رسیدن به اوج تاریخی، بیت‌کوین وارد فاز اصلاح قیمتی شد و چندین کاهش شدید را تجربه کرد. این افت‌ها می‌تواند به عوامل مختلفی از جمله سیاست‌های پولی سخت‌گیرانه، قوانین جدید در مورد رمزارزها و برداشت سود توسط سرمایه‌گذاران نسبت داده شود. با این حال، حتی با وجود این اصلاحات، قیمت بیت‌کوین همچنان بالاتر از سطوح قبل از ۲۰۲۱ باقی ماند. در مجموع، این نمودار نشان می‌دهد که بیت‌کوین دارای روندی صعودی اما با نوسانات شدید است.



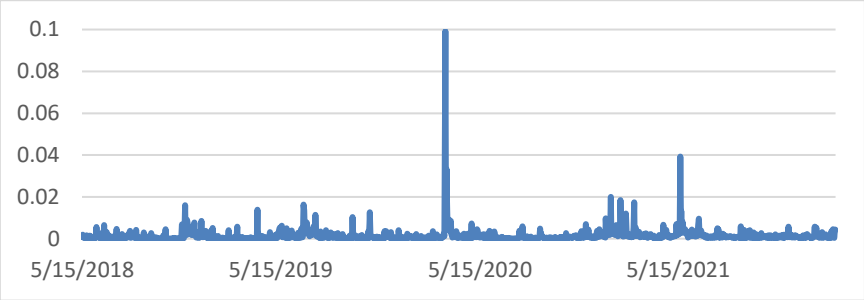
نمودار (۱). قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: مستخرج از از بانک‌های اطلاعاتی به آدرس «https://www.kaggle.com»

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

همچنین نمودار های ۲ الی ۴ به ترتیب نمودار نوسانات تحقق یافته (RV)، دوتوانی و چهار توانی را نشان می‌دهند که بیانگر آن است نیمه‌واریانس‌های مثبت بی‌ثبات‌تر از نیمه‌واریانس‌های منفی هستند، که با این دیدگاه که بازده‌های مثبت تأثیر آشکاری بر نوسان دارند، سازگار است (گلوستن و همکاران[1]، ۱۹۹۳؛ کورسی و رنو[2]، ۲۰۱۲).

نمودار نوسانات تحقق‌یافته قیمت بیت‌کوین بین سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ نشان‌دهنده تغییرات شدیدی در نوسانات بازار در برخی مقاطع زمانی است. در بیشتر بازه‌ها، نوسانات در سطحی نسبتاً پایدار باقی مانده، اما در چند نقطه شاهد افزایش‌های ناگهانی هستیم. یک پرش بسیار شدید در حدود اواسط سال ۲۰۲۰ مشاهده می‌شود که احتمالاً به دلیل سقوط و سپس بازیابی سریع قیمت بیت‌کوین در دوران آغازین همه‌گیری کووید-۱۹ رخ داده است. این دوره با عدم اطمینان اقتصادی شدید و واکنش بازارهای مالی جهانی همراه بود که بر نوسانات بیت‌کوین نیز تأثیر گذاشت. افزایش دیگر در نوسانات تحقق‌یافته در سال ۲۰۲۱ مشاهده می‌شود، که می‌تواند با چرخه‌های صعودی و نزولی شدید قیمت بیت‌کوین در این سال مرتبط باشد. در مجموع، این نمودار نشان می‌دهد که نوسانات بیت‌کوین به‌طور کلی در بیشتر دوره‌ها کنترل‌شده است، اما در شرایط خاص بازار می‌تواند پرش‌های شدیدی را تجربه کند. این موضوع اهمیت مدیریت ریسک در سرمایه‌گذاری در بیت‌کوین را نشان می‌دهد، به‌ویژه در دوره‌هایی که عوامل کلان اقتصادی یا شوک‌های بازار بر رفتار قیمت تأثیر می‌گذارند.

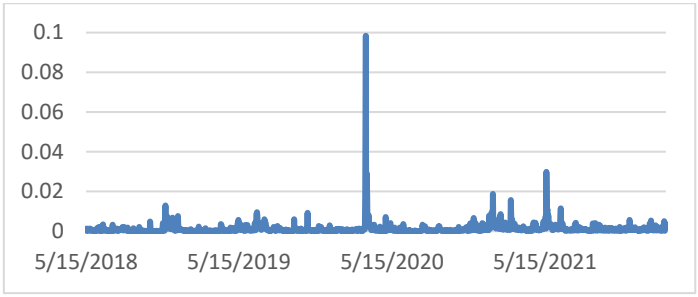


نمودار (۲). نوسانات تحقق یافته (RV) قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

[1] Glosten et al
[2] Corsi and Reno

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

ماخذ: یافته‌های پژوهش



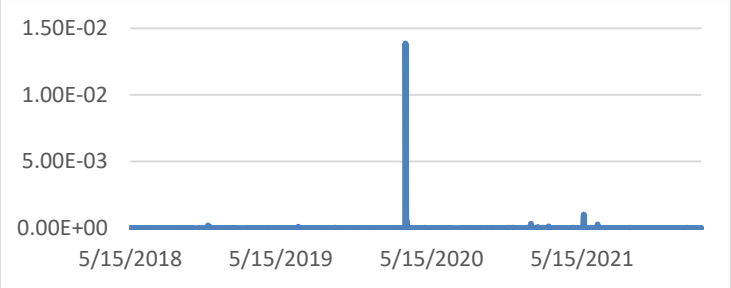
نمودار (۳). کوواریانس دو توانی تحقق یافته[1](RQ) قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار (۳) کوواریانس دو توانی تحقق‌یافته قیمت بیت‌کوین بین سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ نشان‌دهنده تغییرات شدیدی در همبستگی و نوسانات بازار است. در بیشتر بازه‌های زمانی، مقدار RQدر سطحی پایین و نسبتاً پایدار باقی مانده است، اما در چند نقطه، پرش‌های بزرگی مشاهده می‌شود. بزرگ‌ترین پرش در حوالی اواسط سال ۲۰۲۰ رخ داده که احتمالاً مربوط به سقوط ناگهانی و سپس بازیابی قیمت بیت‌کوین در دوران شروع همه‌گیری کووید-۱۹ است. این دوره با افزایش شدید نوسانات و تغییرات ناگهانی در رفتار بازارهای مالی همراه بود که تأثیر قابل‌توجهی بر بیت‌کوین نیز گذاشت. یک افزایش دیگر در سال ۲۰۲۱ دیده می‌شود که می‌تواند ناشی از نوسانات قابل‌توجه بازار در آن سال باشد، به‌ویژه در زمان‌هایی که قیمت بیت‌کوین به اوج تاریخی خود رسید و سپس دچار اصلاح شد. تغییرات شدید در تقاضای سرمایه‌گذاران، ورود سرمایه‌گذاران نهادی و اخبار مهم پیرامون بازار رمزارزها، احتمالاً موجب افزایش RQ در این دوره شده است. به‌طور کلی نمودار (۳) نشان می‌دهد که در شرایط عادی، کوواریانس دو توانی تحقق‌یافته در سطوح پایین قرار دارد، اما در دوره‌های بحرانی، شوک‌های شدیدی را تجربه می‌کند. این امر بر اهمیت مدیریت ریسک و پایش نوسانات بازار در زمان‌های پرتنش تأکید دارد.

[1] Realized Bipower Covariance

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]



نمودار (۴). نوسانات چهارتوانی تحقق یافته بازده‌های درون روزی[1] (rQPVar) قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار (۴) نوسانات چهارتوانی تحقق‌یافته بازده‌های درون‌روزی (rQPVar) قیمت بیت‌کوین در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ نشان‌دهنده تغییرات شدید در شدت نوسانات بازار است. این نمودار حاکی از آن است که در برخی مقاطع، نوسانات به‌طور ناگهانی افزایش یافته که احتمالاً ناشی از رویدادهای کلان اقتصادی، سیاست‌های مالی یا تغییرات ناگهانی در رفتار سرمایه‌گذاران بوده است. همچنین، دوره‌هایی از نوسانات پایین مشاهده می‌شود که بیانگر ثبات نسبی بازار در برخی بازه‌های زمانی است.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

در این بخش با استفاده از مدل HAR کورسی (۲۰۰۹) و سایر نسخه‌های انتخاب شده در این پژوهش به سطح انطباق مدل‌های با داده‌های لگاریتمی پرداخته شده است که نتایج در جداول ۱ الی ۴ مشهود است.

جدول (۲). رگرسیون مدل HAR کورسی (۲۰۰۹)

	ضرایب مدل	خطای استاندارد	آماره تی
ضریب ثابت	۰/۰۰۰۵۹۲۲*	۰/۰۰۰۱	۴/۶۱۵
RV	۰/۳۶۱*	۰/۰۳۱	۱۱/۶۴
RVW	۰/۱۷۷*	۰/۰۵۲۵	۳/۳۸۶
RVM	۰/۰۷۴	۰/۰۶۸	۱/۰۷۸
آماره F	۱۲۲/۳		
R^2 (٪)	۲۱/۲۶		
MSE	۳/۸۲		
QLIKE	۰/۶۵۴		

[1] Realized Quad-Power Variation of Intraday Returns

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

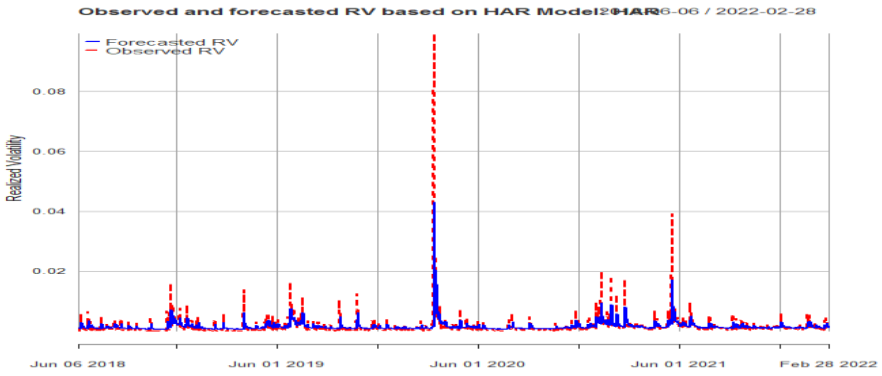
این جدول برآوردهای مدل OLS رگرسیون‌های پیش‌بینی نوسانات روزانه و هفتگی و ماهانه HAR را گزارش می‌کند. نوسانات از داده‌های ساعتی از ۲۰۱۸/۵/۱۵ تا ۲۰۲۲/۳/۱ به صورت مشاهده روزانه ایجاد شده است.
مقادیر سطح معناداری * (۹۵٪)، (۹۹٪) و * (۹۹/۹٪) گزارش شده است.

ماخذ: یافته‌های پژوهش

نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که مدل HAR توانایی قابل‌توجهی در پیش‌بینی نوسانات تحقق‌یافته بیت‌کوین دارد. ضریب نوسانات روزانه (RV) برابر با ۰/۳۶۱است و مقدار آماره t برابر ۱۱/۶۴ با سطح معنی‌داری ۹۹/۹۹٪ نشان می‌دهد که این متغیر تأثیر بسزایی بر پیش‌بینی نوسانات آینده دارد. نوسانات هفتگی (RVW) نیز با ضریب ۰.۱۷۷ و مقدار آماره t برابر ۳/۳۸۶ به‌طور معنی‌داری بر پیش‌بینی نوسانات تأثیرگذار است، اما تأثیر آن نسبت به نوسانات روزانه کمتر است. از سوی دیگر، نوسانات ماهانه (RVM) با ضریب ۰/۰۷۴ و مقدار t برابر ۱/۰۷۸ اثر کمتری داشته و از نظر آماری چندان معنادار نیست. مقدار ضریب تعیین مدل (R^2) برابر ۲۱/۲۶٪ است که نشان می‌دهد مدل توانسته بخشی از تغییرات نوسانات بیت‌کوین را توضیح دهد. با این حال، این مقدار نشان می‌دهد که ممکن است عوامل دیگری نیز بر نوسانات بیت‌کوین تأثیرگذار باشند. در مجموع، نتایج نشان می‌دهد که مدل HAR به‌ویژه در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، عملکرد مناسبی در پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین دارد.

نمودار ۵ نمودار نوسانات تحقق‌یافته بیت‌کوین را نشان می‌دهد که با استفاده از مدل HAR تخمین زده شده و با مقادیر واقعی مقایسه شده است. این نمودار بیانگر تغییرات نوسانات در طول زمان و میزان دقت مدل HAR در پیش‌بینی نوسانات بازار بیت‌کوین است. نوسانات در طول دوره مورد بررسی، رفتار پرنوسانی را نشان می‌دهد و مدل HAR قادر بوده است الگوهای کلی نوسانات را با دقت مناسبی شبیه‌سازی کند. با این حال، در برخی مقاطع، تفاوت‌هایی بین نوسانات پیش‌بینی‌شده و تحقق‌یافته مشاهده می‌شود که می‌تواند به دلیل عدم لحاظ کردن پرش‌های قیمتی یا سایر عوامل تأثیرگذار در مدل اولیه HAR باشد. یکی از ویژگی‌های بارز این نمودار، پرش‌های ناگهانی در نوسانات در برخی مقاطع زمانی، به‌ویژه در سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱ است که احتمالاً ناشی از رویدادهای کلان اقتصادی، پذیرش نهادی، نوسانات بازارهای مالی و تغییرات شدید در تقاضای سرمایه‌گذاران بوده است.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]



نمودار (۵). نوسانات تحقق یافته مدل HAR مشاهده شده و پیش‌بینی شده قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: یافته‌های پژوهش

به‌طور کلی، مدل HAR روندهای کلی نوسانات را به‌خوبی دنبال کرده است اما در برخی نقاط، به‌ویژه در زمان وقوع شوک‌های ناگهانی، از دقت آن کاسته شده است. این موضوع نشان می‌دهد که افزودن متغیرهایی مانند پرش‌های قیمتی می‌تواند باعث بهبود عملکرد مدل و دقت پیش‌بینی شود. جدول ۳ نشان‌دهنده نتایج تخمین مدل HAR-J است که نسخه‌ی بهبودیافته‌ی مدل HAR محسوب می‌شود و در آن جزء پرش‌های قیمتی (RJ) نیز لحاظ شده است. این مدل برای بررسی تأثیر پرش‌های ناگهانی در نوسانات بیت‌کوین طراحی شده و به مقایسه آن با مدل استاندارد HAR می‌پردازد.

نتایج نشان می‌دهد که ضریب نوسانات روزانه (RV) برابر ۵/۸۲- بوده و مقدار t برابر ۱۷/۴۵- با سطح اطمینان ۹۹/۹۹ درصد است. مقدار منفی این ضریب نشان می‌دهد که ورود پرش‌ها به مدل، تأثیر نوسانات روزانه را کاهش داده و ممکن است نشان‌دهنده‌ی ارتباط غیرخطی یا اثر متفاوتی از نوسانات روزانه در حضور پرش‌ها باشد. نوسانات هفتگی (RVW) با ضریب ۰/۴۴۶ و مقدار t برابر ۴/۹۷، همچنان تأثیر مثبتی در پیش‌بینی نوسانات دارد و از نظر آماری معنی‌دار است. در مقابل، نوسانات ماهانه (RVM) با ضریب ۰/۰۹۸- و مقدار t برابر ۱/۲۸- تأثیر قابل‌توجهی در پیش‌بینی نوسانات نشان نمی‌دهد.

مهم‌ترین یافته در این مدل، اثر متغیر پرش است که ضریب آن برابر ۶/۴۴ و مقدار t برابر ۱۸/۷۰ است که از نظر آماری در سطح ۹۹.۹۹ درصد معنی‌دار است. این مقدار مثبت نشان می‌دهد که

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

پرش‌های قیمتی تأثیر مهمی‌در توضیح نوسانات بیت‌کوین دارند و اضافه کردن این متغیر به مدل، دقت پیش‌بینی را افزایش داده است.

جدول (۳). رگرسیون مدل HAR-J

	ضرایب مدل	خطای استاندارد	آماره تی
ضریب ثابت	۰/۰۰۰۱۴	۰/۰۰۰۰۹	۱/۵۳
RV	-۵/۸۲*	۰/۳۳۳	-۱۷/۴۵
RVW	۰/۴۴۶*	۰/۰۸۹	۴/۹۷
RVM	-۰/۰۹۸	۰/۰۷۶	-۱/۲۸
RJ	۶/۴۴*	۰/۳۴۴	۱۸/۷۰
آماره F	۲۱۱		
R^2 (٪)	۳۷/۹۸		
MSE	۱/۷۱		
QLIKE	۰/۳۱۳		

این جدول برآوردهای مدل OLS رگرسیون‌های پیش‌بینی نوسانات روزانه و هفتگی و ماهانه HAR-J را گزارش می‌کند. نوسانات و پرش‌های تحقق یافته از داده‌های ساعتی از ۲۰۱۸/۵/۱۵ تا ۲۰۲۲/۳/۱ به صورت مشاهده روزانه ایجاد شده است. مقادیر سطح معناداری * (۹۵٪)، (۹۹٪) و * (۹۹/۹٪) گزارش شده است.

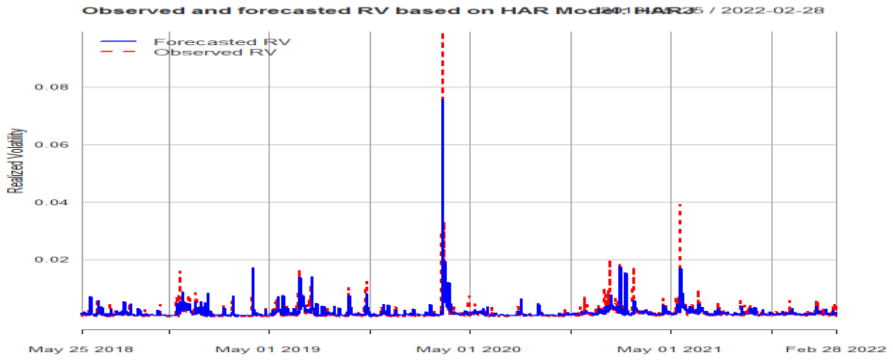
ماخذ: یافته‌های پژوهش

علاوه بر این، مقدار ضریب تعیین (R^2) مدل HAR-J برابر ۳۷/۹۸ درصد است که در مقایسه با مدل HAR (جدول ۲ که مقدار R^2 آن ۲۱/۲۶ درصد بود)، بهبود چشمگیری نشان می‌دهد. همچنین، معیارهای خطای پیش‌بینی MSE (۱/۷۱) و QLIKE (۰/۳۱۳) نسبت به مدل HAR کاهش یافته‌اند که نشان می‌دهد مدل HAR-J عملکرد بهتری در پیش‌بینی نوسانات دارد. به‌طور کلی، نتایج جدول ۳ تأیید می‌کند که افزودن پرش‌های قیمتی به مدلHAR ، قدرت توضیحی و دقت پیش‌بینی آن را افزایش می‌دهد. این یافته‌ها همسو با پژوهش‌هایی است که نشان می‌دهند پرش‌های ناگهانی نقش مهمی‌در نوسانات بیت‌کوین دارند و استفاده از مدل‌های ترکیبی مانند HAR-Jمی‌تواند منجر به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر شود.

نمودار ۶ روند نوسانات تحقق‌یافته بیت‌کوین را در دوره ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ بر اساس مدل HAR-J نمایش می‌دهد. این مدل نسخه‌ی بهبودیافته‌ی HAR است که با اضافه کردن جزء پرش‌های قیمتی تلاش دارد دقت پیش‌بینی نوسانات را افزایش دهد. مقایسه این نمودار با نمودار مدل HARدر نمودار ۵ نشان می‌دهد که مدل HAR-J توانسته است تغییرات ناگهانی و پرش‌های شدید نوسانات را بهتر

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

شبیه‌سازی کند. در این نمودار، دوره‌هایی از افزایش ناگهانی نوسانات مشاهده می‌شود، به‌ویژه در سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱ که احتمالاً مرتبط با رویدادهای کلان اقتصادی، بحران‌های مالی و شوک‌های بازار رمزارزها بوده است. مدل HAR-J در این مقاطع دقت بالاتری در پیش‌بینی نوسانات داشته، زیرا وجود پرش‌های قیمتی در مدل باعث شده که نوسانات غیرمنتظره بهتر شبیه‌سازی شوند. با این حال، همچنان در برخی نقاط، تفاوت‌هایی بین نوسانات تحقق‌یافته و پیش‌بینی‌شده دیده می‌شود که ممکن است به عوامل خارجی یا نوسانات ساختاری غیرقابل پیش‌بینی در بازار بیت‌کوین مرتبط باشد.



نمودار (۶). نوسانات تحقق یافته مدل HARJ مشاهده شده و پیش‌بینی شده قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: یافته‌های پژوهش

به‌طور کلی، نمودار ۶ نشان می‌دهد که افزودن پرش‌های قیمتی به مدلHAR، تطابق پیش‌بینی‌ها با واقعیت را بهبود بخشیده است و مدل HAR-J نسبت به مدل HAR عملکرد بهتری در شبیه‌سازی رفتار نوسانات دارد. این یافته‌ها با نتایج جدول ۳ همخوانی دارد که نشان می‌داد ضریب تعیین (R^2) در مدل HAR-J نسبت به HAR به میزان قابل‌توجهی افزایش یافته است. بنابراین، مدل HAR-J ابزار مناسبی برای تحلیل نوسانات بیت‌کوین به‌ویژه در شرایطی است که بازار دچار تغییرات ناگهانی و شوک‌های قیمتی می‌شود. همچنین جداول ۴ و ۵ نتایج مدل HARQ بسط داده شده بالرسلف و همکاران (۲۰۱۶) با OLS را تخمین زده است.

نتایج جدول‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد که افزودن کوارتیسیتی تحقق‌یافته (RQ) و پرش‌های قیمتی (RJ)به مدل HAR تأثیر قابل‌توجهی در بهبود پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین داشته است. در مدل

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

HARQ(جدول ۴)، کوارتیسیتی تحقق‌یافته اثر منفی و معناداری بر نوسانات دارد، اما دقت پیش‌بینی مدل نسبت به HAR تنها اندکی بهبود یافته است. در مقابل، در مدل HARQ-J (جدول ۵)، اضافه شدن متغیر پرش‌های قیمتی تأثیر محسوسی بر دقت مدل داشته و مقدار ضریب تعیین (R^2) را از ۲۲/۹۷ درصد در HARQ به ۳۷/۶۷ درصد در HARQ-J افزایش داده است. همچنین، کاهش مقدار خطای پیش‌بینی MSE و QLIKE نشان می‌دهد که مدل HARQ-J عملکرد بهتری در توضیح نوسانات بیت‌کوین دارد. این یافته‌ها تأیید می‌کنند که در نظر گرفتن پرش‌های ناگهانی قیمت و کوارتیسیتی تحقق‌یافته می‌تواند پیش‌بینی نوسانات را دقیق‌تر کرده و قدرت مدل‌های آماری را در بازارهای پرنوسان مانند بیت‌کوین افزایش دهد.

جدول (۴). رگرسیون مدل HARQ

	ضرایب مدل	خطای استاندارد	آماره تی
ضریب ثابت	۰/۰۰۰۰۰۰۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲
RV	۴/۴۳	۰/۰۵۳	۰/۰۷۸۳
RVW	۰/۵۰۷*	۰/۱۲۴	۰/۰۴۸۱
RVM	۰/۵۷۲۲	۰/۱۸۵	۰/۰۰۰۴
RQ_1	−۱/۰۴*	۰/۲۲۴	۱۰۶/۲
RQ_2	−۲/۴۷*	۰/۸۳۳	۸۳۸/۹
RQ_3	−۰/۸۳۰*	۲/۶۰	۸۸۰/۱
آماره F	۶۷/۴		
R^2 (٪)	۲۲/۹۷		
MSE	۲/۳۸		
QLIKE	۰/۳۵۱		

این جدول برآوردهای مدل OLS رگرسیون‌های پیش‌بینی نوسانات روزانه و هفتگی و ماهانه HARQ را گزارش می‌کند. نوسانات از داده‌های ساعتی از ۲۰۱۸/۵/۱۵ تا ۲۰۲۲/۳/۱ به صورت مشاهده روزانه ایجاد شده است.
مقادیر سطح معناداری * (۹۵٪)، (۹۹٪) و * (۹۹/۹٪) گزارش شده است.

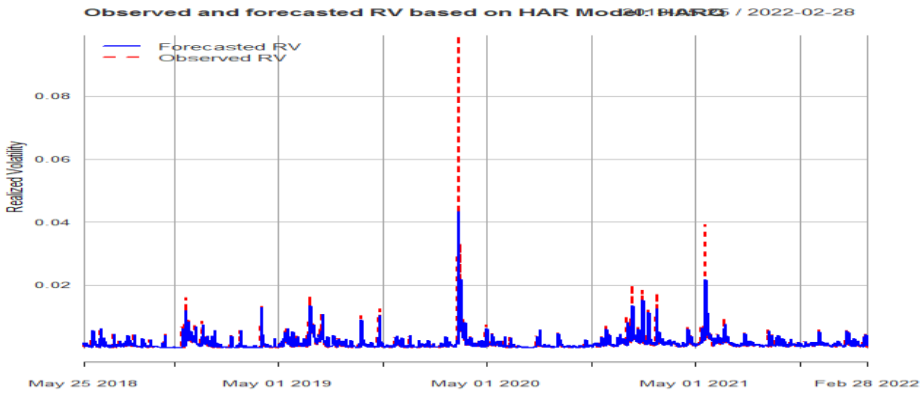
ماخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار ۷ روند نوسانات تحقق‌یافته بیت‌کوین را در بازه ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ بر اساس مدل HARQ نمایش می‌دهد. این مدل نسخه پیشرفته‌تری از HAR است که در آن کوارتیسیتی تحقق‌یافته (RQ) به عنوان عاملی تأثیرگذار بر نوسانات در نظر گرفته شده است. مقایسه این نمودار با نمودار ۵ (مدلHAR) نشان می‌دهد که مدل HARQ توانسته است برخی نوسانات را دقیق‌تر شبیه‌سازی کند، اما همچنان در برخی نقاط، به‌ویژه در دوره‌های شوک قیمتی، اختلافاتی بین نوسانات مشاهده‌شده

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

و پیش‌بینی‌شده وجود دارد. در این نمودار، می‌توان دوره‌هایی از نوسانات شدید را مشاهده کرد، به‌ویژه در سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱، که همزمان با افزایش شدید قیمت بیت‌کوین و ورود سرمایه‌گذاران نهادی بوده است. مدل HARQ نشان می‌دهد که کوارتیسیتی تحقق‌یافته تأثیر مهمی بر پیش‌بینی نوسانات دارد، اما این مدل همچنان در دوره‌های پرش‌های ناگهانی بازار، دقت کافی ندارد.

این مسئله در نتایج جدول ۵ نیز منعکس شده است، جایی که ضریب تعیین (R^2) نسبت به مدل HARتنها اندکی افزایش یافته بود. به‌طور کلی، نمودار ۷ نشان می‌دهد که مدل HARQ نسبت به HARبهبود یافته و می‌تواند نوسانات را بهتر توضیح دهد، اما همچنان برای افزایش دقت پیش‌بینی در دوره‌های نوسانات شدید، نیاز به در نظر گرفتن متغیرهای اضافی مانند پرش‌های قیمتی وجود دارد، که در مدل HARQ-J (نمودار ۸) مورد بررسی قرار گرفته است.



نمودار (۷). نوسانات تحقق یافته مدل HARQ مشاهده شده و پیش‌بینی شده قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

ماخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار ۸ روند نوسانات تحقق‌یافته بیت‌کوین را در بازه ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ بر اساس مدل HARQ-Jنمایش می‌دهد. این مدل، نسخه بهبودیافته‌ی HARQ است که علاوه بر کوارتیسیتی تحقق‌یافته (RQ)، پرش‌های قیمتی (RJ) را نیز در نظر گرفته است. مقایسه این نمودار با نمودار ۷ (مدلHARQ) نشان می‌دهد که اضافه شدن متغیر پرش‌های قیمتی باعث بهبود دقت مدل در پیش‌بینی نوسانات شده است و تطابق بهتری بین نوسانات پیش‌بینی‌شده و تحقق‌یافته ایجاد کرده است. یکی از ویژگی‌های بارز این نمودار، دقت بالاتر مدل در شبیه‌سازی پرش‌های نوسانی در

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

دوره‌های بحرانی، مانند سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱، است. این دوره‌ها با نوسانات شدید در بازار بیت‌کوین همراه بودند که ناشی از عوامل کلان اقتصادی، سیاست‌های مالی و ورود سرمایه‌گذاران نهادی به بازار بوده است.

مدل HARQ-J نشان می‌دهد که ترکیب کوارتیسیتی و پرش‌های قیمتی به افزایش توان توضیحی مدل و کاهش خطای پیش‌بینی کمک کرده است، موضوعی که در جدول ۵ نیز تأیید شد.

در مجموع، نمودار ۸ نشان می‌دهد که مدل HARQ-J، در مقایسه با سایر مدل‌های مورد بررسی (HAR و HARQ)، عملکرد بهتری در پیش‌بینی نوسانات بازار بیت‌کوین دارد. این یافته‌ها نشان می‌دهد که لحاظ کردن پرش‌های قیمتی در کنار کوارتیسیتی تحقق‌یافته، نقش مهمی‌در بهبود پیش‌بینی نوسانات دارایی‌های پرریسک مانند بیت‌کوین دارد.

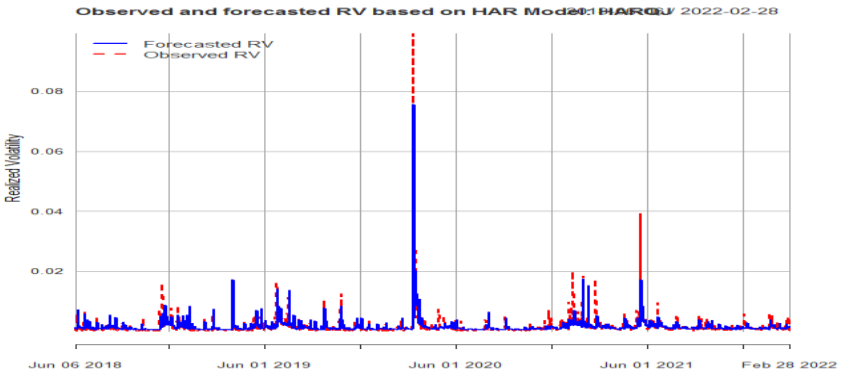
جدول (۵). رگرسیون مدل HARQ-J

	ضرایب مدل	خطای استاندارد	آماره تی
ضریب ثابت	۰/۰۰۰۵*	۰/۰۰۰۱	۳/۵۴
RV	−۱۳/۲۷*	۱/۳۳	−۹/۹۶
RVW	−۱/۸۱	۱/۲۱	−۱/۴۹
RVM	−۰/۹۴۳	۱/۹۸	−۰/۴۷۶
RQ_1	۵/۶۳*	۰/۸۷۴	۶/۴۳
RJ_1	۱۳/۵۷*	۱/۲۶	۱۰/۷۲
RJ_2	۲/۰۳	۱/۳۰	۱/۵۶
RJ_3	۱/۰۲	۲/۰۷	۰/۴۹۴
آماره F	۱۱۷/۱		
(٪) R^2	۳۷/۶۷		
MSE	۱/۹۰		
QLIKE	۰/۳۲۴		

این جدول برآوردهای مدل OLS رگرسیون‌های پیش‌بینی نوسانات روزانه و هفتگی و ماهانه HARQ-J را گزارش می‌کند. نوسانات و پرش‌های تحقق یافته از داده‌های ساعتی از ۲۰۱۸/۵/۱۵ تا ۲۰۲۲/۳/۱ به صورت مشاهده روزانه ایجاد شده است.
مقادیر سطح معناداری * (۹۵٪)، (۹۹٪) و * (۹۹/۹٪) گزارش شده است.

ماخذ: یافته‌های پژوهش

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]



نمودار (۸). نوسانات تحقق یافته مدل HARQJ مشاهده شده و پیش‌بینی شده قیمت بیت‌کوین (۲۰۲۲- ۲۰۱۸)

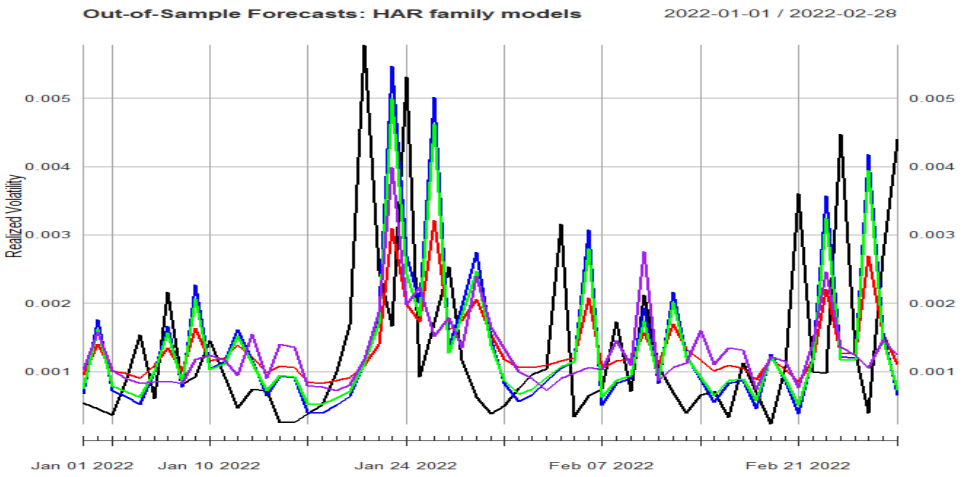
ماخذ: یافته‌های پژوهش

نمودار ۹ مقایسه نوسانات تحقق‌یافته واقعی با پیش‌بینی‌های مدل‌های خانواده HAR را در بازه زمانی ۲۰۲۲-۰۱-۰۱ تا ۲۰۲۲-۰۲-۲۸ نشان می‌دهد. این نمودار شامل خطوط مختلف برای مدل‌های HAR، HAR-J، HARQ و HARQ-J است که هرکدام به صورت متفاوت عملکرد می‌کنند.

مدل HAR (خط سیاه): به عنوان مدل پایه، تنها بر اساس نوسانات روزانه، هفتگی و ماهانه عمل می‌کند. در بیشتر نقاط زمانی، مدل HAR به‌خوبی نوسانات پایدار را پیش‌بینی می‌کند، اما در مواقعی که پرش‌های شدید رخ داده‌اند (مانند فواصل زمانی ۱۴—۲۰ ژانویه)، عملکرد ضعیف‌تری دارد. مدل HAR بدون لحاظ کردن مؤلفه‌های غیرپیوسته (مثل پرش‌ها) قادر به پیش‌بینی دقیق نوسانات بالا نیست.

مدل HAR-J (خط آبی): با اضافه شدن متغیر پرش (RJ) به مدل HAR، توانایی بهتری در تشخیص و پیش‌بینی پرش‌های شدید دارد. در مواقعی که نوسانات بالا وجود داشته‌است (مانند فواصل زمانی ۱۴—۲۰ ژانویه)، مدل HAR-J به‌خوبی نوسانات را پیش‌بینی می‌کند. این مدل به‌طور کلی در مقایسه با مدل HAR، عملکرد بهتری دارد، به‌ویژه در شرایط نوسان بالا. مدل HARQ (خط قرمز): با افزودن متغیر کوارتیسیتی (RQ) به مدل HAR، توانایی بهتری در پیش‌بینی نوسانات پایدار دارد. در مواقعی که نوسانات ثابت هستند، مدل HARQ به‌خوبی نوسانات را پیش‌بینی می‌کند. اما در مواقعی که پرش‌های شدید رخ داده‌اند، مدل HARQ عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل HAR-J دارد.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]



نمودار (۹). مقایسه پیش‌بینی‌های خارج از نمونه مدل‌های خانواده HAR

ماخذ: یافته‌های پژوهش

مدل HARQ-J (خط سبز): به عنوان مدل کامل‌تر، همزمان از متغیر پرش (RJ) و متغیر کوارتیسیتی (RQ) استفاده می‌کند. این مدل به‌طور کلی بهترین عملکرد را دارد، به‌ویژه در شرایط نوسان بالا و پایدار. در مواقعی که پرش‌های شدید رخ داده‌اند (مانند فواصل زمانی ۱۴–۲۰ ژانویه)، مدل HARQ-J به‌خوبی نوسانات را پیش‌بینی می‌کند. در مواقعی که نوسانات پایدار هستند، مدل HARQ-J همچنان عملکرد مناسبی دارد. بطور خلاصه با توجه به نمودار (۹)، مدل HARQ-J به عنوان مدلی کامل‌تر و پیشرفته‌تر، بهترین عملکرد را در مقایسه با مدل‌های دیگر دارد. این مدل به‌طور کلی توانایی بهتری در پیش‌بینی نوسانات مختلف (پایدار و بالا) دارد و به عنوان مدل منتخب برای پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین در شرایط مختلف معرفی می‌شود.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی نوسانات در بازار بیت‌کوین به‌دلیل ویژگی‌های منحصربه‌فرد این دارایی دیجیتال، همواره یکی از چالش‌های مهم پیش روی تحلیل‌گران مالی، سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران اقتصادی بوده است. بیت‌کوین با نوسانات شدید، ساختار رفتاری غیرخطی، حساسیت بالا به اخبار اقتصادی و تأثیرپذیری مستقیم از رفتار بازیگران بزرگ بازار (نهنگ‌ها)، از جمله دارایی‌هایی است که ریسک

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

و بازده آن به‌طور مداوم در حال تغییر است. در چنین فضایی، مدل‌سازی دقیق نوسانات نه‌تنها از جنبه آکادمیک، بلکه از منظر عملیاتی برای تدوین استراتژی‌های سرمایه‌گذاری، مدیریت ریسک، پوشش نوسانات و حتی سیاست‌گذاری مالی، اهمیتی حیاتی دارد.

پژوهش حاضر با هدف پاسخ به این نیاز، با بهره‌گیری از داده‌های با فراوانی بالا (۶۰ دقیقه‌ای) و استفاده از مدل‌های پیشرفته HAR و نسخه‌های توسعه‌یافته آن یعنی HAR-J، HARQ و HARQ-J، تلاش کرد تا ساختاری واقع‌گرایانه‌تر برای تحلیل و پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین ارائه دهد. برخلاف مدل‌های سنتی که عمدتاً بر اطلاعات تاریخی روزانه تکیه دارند، چارچوب‌های مورد استفاده در این مطالعه، امکان بهره‌برداری از اطلاعات چندمقیاسی و ویژگی‌های آماری پنهان در داده‌های درون‌روزی را فراهم می‌کنند.

نتایج حاصل از تخمین و مقایسه مدل‌ها نشان داد که مدل پایه HAR، اگرچه توانایی درک ساختار کلی نوسانات را دارد، اما در تشخیص و پیش‌بینی پرش‌های شدید قیمتی محدود است. افزودن مؤلفه پرش در مدل HAR-J، موجب شد تا توان تبیین و انطباق مدل با رفتار واقعی بازار در دوره‌های پرنوسان به‌طور محسوسی ارتقا یابد. در مقابل، مدل HARQ با لحاظ‌کردن کوارتیسیتی تحقق‌یافته، توانست خطاهای پیش‌بینی را در شرایط باثبات کاهش دهد. با این حال، مدل ترکیبی HARQ-J که هم‌زمان از پرش‌های قیمتی و ویژگی‌های آماری نوسانات استفاده می‌کند، به‌عنوان کامل‌ترین و پایدارترین مدل معرفی شد که در هر دو وضعیت آرام و پرتلاطم بازار عملکردی دقیق‌تر و منسجم‌تر ارائه داد.

در خصوص پیش‌بینی خارج از نمونه، مدل HARQ-J به عنوان مدلی کامل‌تر و پیشرفته‌تر، بهترین عملکرد را در مقایسه با مدل‌های دیگر دارد. این مدل به‌طور کلی توانایی بهتری در پیش‌بینی نوسانات مختلف (پایدار و بالا) دارد و به عنوان مدل منتخب برای پیش‌بینی نوسانات بیت‌کوین در شرایط مختلف معرفی می‌شود.

این یافته‌ها با ادبیات پیشین نیز همخوانی دارد؛ به‌ویژه با مطالعاتی چون شن و همکاران (۲۰۱۹) و کیم و همکاران (۲۰۲۱) که بر نقش نهادهای بزرگ و پرش‌های ساختاری در نمودارگیری نوسانات رمزارزها تأکید کرده‌اند. از آنجا که حضور نهنگ‌ها و معاملات سنگین آن‌ها می‌تواند

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

باعث بروز پرش‌های قیمتی ناگهانی شود، نتایج این تحقیق موید آن است که نوسانات بیت‌کوین نه‌فقط ناشی از تغییرات تدریجی بازده‌ها، بلکه نتیجه‌ی ترکیب عوامل داخلی و بیرونی بازار است. در نتیجه، مدل‌سازی دقیق این عوامل، ضرورتی اجتناب‌ناپذیر برای تحلیل‌گران و فعالان بازار محسوب می‌شود.

یافته‌های این مطالعه از منظر کاربردی نیز قابل توجه‌اند. برای تحلیل‌گران مالی، استفاده از مدل‌های HAR توسعه‌یافته می‌تواند ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی نوسانات کوتاه‌مدت و بلندمدت باشد و نقش مهمی‌در تدوین استراتژی‌های خرید، نگهداری یا خروج ایفا کند. همچنین، مدیران پرتفوی و سرمایه‌گذاران نهادی می‌توانند با استفاده از این مدل‌ها، رفتار پرریسک بیت‌کوین را با دقت بیشتری رصد کرده و تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه‌تری اتخاذ کنند. با توجه به همبستگی بالای سایر رمزارزها با بیت‌کوین، تحلیل نوسانات این دارایی می‌تواند به‌عنوان نماینده‌ای برای پیش‌بینی رفتار کلی بازار رمزارزها به‌کار رود.

از منظر سیاست‌گذاری نیز این مدل‌ها می‌توانند نقش مؤثری ایفا کنند. طراحی ابزارهای هشدار زودهنگام در برابر بحران‌های مالی ناشی از نوسانات شدید، تدوین چارچوب‌های نظارتی برای بازارهای نوظهور دیجیتال، و تحلیل ریسک سیستماتیک در حوزه رمزارزها، از جمله کاربردهای بالقوه یافته‌های این پژوهش است. علاوه بر این، با ترکیب مدل‌های آماری یادشده با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، می‌توان در آینده ابزارهایی هوشمند و تطبیقی برای پیش‌بینی نوسان در بازارهای دیجیتال طراحی کرد.

در نهایت، این پژوهش تأکید می‌کند که درک صحیح از پویایی نوسانات بیت‌کوین تنها در گرو به‌کارگیری مدل‌های ترکیبی، چندمقیاسی و رفتاری است. چنین نگاهی می‌تواند زمینه‌ساز تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تر، کاهش ریسک سرمایه‌گذاری و تدوین سیاست‌های پایدارتر در حوزه دارایی‌های دیجیتال باشد. از این رو، ادامه این خط پژوهشی با گسترش به سایر رمزارزها، دوره‌های زمانی مختلف، و شرایط اقتصادی گوناگون، می‌تواند افق‌های پژوهشی تازه‌ای را پیش‌روی محققان و فعالان مالی قرار دهد.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

از جمله محدودیت‌های این پژوهش می‌توان به عدم در نظر گرفتن تأثیر رویدادهای ژئوپلیتیک و دستکاری‌های احتمالی قیمت در بازار رمزارزها اشاره کرد. این عوامل می‌توانند بدون هشدار قبلی نوسانات قابل توجهی را در بازار ایجاد کنند که مدل‌های پایه مبتنی بر داده‌های تاریخی نمی‌توانند آن‌ها را به خوبی پیش‌بینی کنند. بنابراین، در پژوهش‌های آینده پیشنهاد می‌شود این متغیرهای خارجی نیز در الگوریتم‌های پیش‌بینی لحاظ شوند.

References

Andersen, T. G., & Bollerslev, T. (1998). Answering the sceptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. International Economic Review, 39(4), 885–905. https://doi.org/10.2307/2584983

Andersen, T. G., Benzoni, L., & Lund, J. (2002). An empirical investigation of continuous-time equity return models. The Journal of Finance, 57(3), 1239–1284. https://doi.org/10.1111/1540-6261.00456

Barndorff-Nielsen, O. E., Kinnebrock, S., & Shephard, N. (2010). Measuring downside risk: Realized semivariance. In T. Bollerslev, J. Russell, & M. Watson (Eds.), Volatility and time series econometrics: Essays in honor of Robert F. Engle (pp. 117–137). Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199549498.003.0007

Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2004). Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps. Journal of Financial Econometrics, 2(1), 1–37. https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbh001

Bashiri, M., & Paryab, S. H. (2019). Bitcoin price prediction using machine learning algorithms. Applied Economics, 34(10), 1–13. (In Persian). https://doi.org/10.30495/JAE.2020.18114

Begušić, S., Kostanjčar, Z., Stanley, H. E., & Podobnik, B. (2018). Scaling properties of extreme price fluctuations in Bitcoin markets. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 510, 400–406. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.06.131

Bollerslev, T., Law, T. H., & Tauchen, G. (2008). Risk, jumps, and diversification. Journal of Econometrics, 144(1), 234–256. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.01.006

Bollerslev, T., Patton, A. J., & Quaedvlieg, R. (2016). Exploiting the errors: A simple approach for improved volatility forecasting. Journal of Econometrics, 192(1), 1–18. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.10.007

Chaim, P., & Laurini, M. P. (2018). Volatility and return jumps in Bitcoin. Economics Letters, 173, 158–163. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.011

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

Chu, J., Chan, S., Nadarajah, S., & Osterrieder, J. (2017). GARCH modelling of cryptocurrencies. Journal of Risk and Financial Management, 10(4), 17. https://doi.org/10.3390/jrfm10040017

Corsi, F. (2004). A simple long memory model of realized volatility. Unpublished manuscript.

Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. Journal of Financial Econometrics, 7(2), 174–196. https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbn013

Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. The Journal of Finance, 48(5), 1779–1801. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x

Gronwald, M. (2019). Is Bitcoin a commodity? On price jumps, demand shocks, and certainty of supply. Journal of International Money and Finance, 97, 86–92. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.06.006

Habibirad, A., & Panahi, A. (2021). Explaining the relationship between Bitcoin price in business financial transactions and search volume in order to identify its behavioral pattern: A comparative study between countries. Business Intelligence Management Studies, 10(37), 347–372. https://doi.org/10.22054/ims.2021.61455.1982 (In Persian)

Huang, X., & Tauchen, G. (2005). The relative price contribution of jumps to total price variance. Journal of Financial Econometrics, 3(4), 456–499. https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbi025

Kajtazi, A., & Moro, A. (2019). The role of Bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study. International Review of Financial Analysis, 61, 143–157. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.10.002

Kalyvas, A., Papakyriakou, P., Sakkas, A., & Urquhart, A. (2020). What drives Bitcoin's price crash risk? Economics Letters, 191, 108777. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.108777

Karanasos, M., & Paya, I. (2004). Forecasting volatility: The role of time-varying conditional variance models. Journal of Forecasting, 23(1), 1–16. https://doi.org/10.1002/for.876

Khaldi, R., El Afia, A., & Chiheb, R. (2019). Forecasting of BTC volatility: Comparative study between parametric and nonparametric models. Progress in Artificial Intelligence, 8, 511–523. https://doi.org/10.1007/s13748-019-00196-w

Kim, J. M., Jun, C., & Lee, J. (2021). Forecasting the volatility of the cryptocurrency market by GARCH and stochastic volatility. Mathematics, 9(14), 1614. https://doi.org/10.3390/math9141614

Köchling, G., Schmidtke, P., & Posch, P. N. (2020). Volatility forecasting accuracy for Bitcoin. Economics Letters, 191, 108836. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.108836

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]

Koopman, S. J., Jungbacker, B., & Hol, E. (2005). Forecasting daily variability of the S&P 100 stock index using historical, realised and implied volatility measurements. Journal of Empirical Finance, 12(3), 445–475. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.04.009

Ma, F., Liang, C., Ma, Y., & Wahab, M. I. M. (2020). Cryptocurrency volatility forecasting: A Markov regime-switching MIDAS approach. Journal of Forecasting, 39(8), 1277–1290. https://doi.org/10.1002/for.2691

MohammadSharifi, A., Kahlili-Damghani, K., Abdi, F., & Sardar, S. (2021). Predicting the price of Bitcoin using hybrid ARIMA and deep learning. Industrial Management Studies, 19(61), 125–146. https://doi.org/10.22054/jims.2021.52374.2488 (In Persian)

Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. https://bitcoin.org/bitcoin.pdf

Patton, A. J. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies. Journal of Econometrics, 160(1), 246–256. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2010.03.034

Qadimpour, M. R. (2022). Bitcoin price forecasting using deep learning networks: An approach from the gated recurrent network (GRU) model. Paper presented at the 3rd International Conference on New Challenges and Solutions in Industrial Engineering, Management and Accounting, Chabahar, Iran. https://civilica.com/doc/1564768

Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2019). Forecasting the volatility of Bitcoin: The importance of jumps and structural breaks. European Financial Management, 26(5), 1294–1323. https://doi.org/10.1111/eufm.12254

Todorov, V., & Tauchen, G. (2011). Volatility jumps. Journal of Business & Economic Statistics, 29(3), 356–371.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-05-14]