Journal website : https://pse.razi.ac.ir

Razi University

Public Sector Economics Studies 15
Qurterly PSE
Department of Economics, Faculty of Economics and Accounting, Razi University
Vol. 5, Issue 15, Spring 2026 | Online ISSN: 2821-2681

Investigating factors affecting the price fluctuations of cryptocurrencies with an emphasis on monetary and fiscal policies of the United States

Najafi, A.[1] ‖ Fattahi, Sh.[2] ‖ Sohaili, K.[3]

Type of Article: **Research**
10.22126/pse.2023.9272.1044
Received: 22 June 2023; Accepted: 03 September 2023
pp. 1-32

Abstract

As an emerging phenomenon, cryptocurrencies have attracted a lot of attention. Fluctuations in the price of cryptocurrencies have doubled the importance of identifying and influencing factors affecting price changes in financial markets. In this research, the factors affecting the price fluctuations of cryptocurrencies have been investigated with an emphasis on the monetary and financial policies of the United States. In this research, 26 factors affecting the price fluctuations of cryptocurrencies have been evaluated. The present research is practical. Monthly data has been used in the period from 2010 to 2022. The approach of Garch and random fluctuation models has been used to extract the price fluctuation of digital currencies and TVPDMA, TVPDMS and BMA have been used to identify the most important variables affecting the fluctuation. SV models are more accurate than GARCH models in extracting fluctuations. Among TVPDMA, TVPDMS and BMA models, BMA model had higher accuracy. USD-EUR exchange rate variables, market leader tweets, number of trades, network hardness, US liquidity growth, opening price and trading volume; The most important variables affecting the fluctuation of the price of cryptocurrencies are. Based on the results of the monetary policies of the United States, it has a significant effect on the volatility of the cryptocurrency market; But this significant effect was not observed in financial policies.

Keywords: Digital Currency, Cryptocurrencies, Price Volatility, Bayesian Averaging Model, TVPFAVAR.

JEL Classification: G18, C45, C61, E37.

1. PhD in Economics, Department of Economics, Faculty of Social Sciences, Razi University, Kermanshah, Iran.
Email: san108gh@yahoo.com
2. Professor of Economics, Department of Economics, Faculty of Social Sciences, Razi University, Kermanshah, Iran (Corresponding Author).
Email: sh_fatahi@yahoo.com
3. Professor of Economics, Department of Economics, Faculty of Social Sciences, Razi University, Kermanshah, Iran.
Email: qsoheily@yahoo.com

Citations: Najafi, A., Fattahi, Sh., & Sohaili, K. (2026). "Investigating factors affecting the price fluctuations of cryptocurrencies with an emphasis on monetary and fiscal policies of the United States". *Public Sector Economics Studies*, 5(15), 1-32.
Homepage of this Article: https://pse.razi.ac.ir/article_2728.html?lang=en

1. Introduction

In the current global and economic environment, blockchain technology has transformed individual interactions and financial operations such as investment, trade, and online payments (Casino et al., 2019; Patsakis, 2019). Cryptocurrencies and the process of their price changes have attracted the attention of many researchers (Al Guindy, 2021). Despite all the studies conducted, relatively few studies have been carried out on identifying the factors affecting cryptocurrency price volatility. For this reason, this research seeks to model the factors affecting digital currency price volatility.

2. Theoretical Framework

Bitcoin, having a high share of about 70% of the cryptocurrency market value, is an electronic digital currency designed based on blockchain technology (Troster et al, 2019). It has the characteristics of decentralization, anonymity, and traceability. Investors treat Bitcoin as a speculative financial asset (Tong et al, 2022).

The growth of social networks and the emergence of emotional behaviors played an important role in the sudden increase in the price of cryptocurrencies since 2013 (Corradi & Höfner, 2018). As this market has grown, the number of factors affecting volatility in this market has increased (Tropina, 2014). Sharp price changes and high trading volume in this market have increased the tendency to invest in it (Urquhart, 2018); on the other hand, increased volatility has raised academic interest in this field among researchers (Cheah & Fry, 2015). Central banks in the Eurozone and the United States have also put monitoring of the situation in this market on their agenda in recent years (Vandezande, 2017).

3. Methodology

Multivariate GARCH and stochastic volatility (SV) approaches were used to extract the volatility of digital currency prices, and the TVPDMA, TVPDMS, and BMA models were employed to identify the most important variables affecting volatility.

4. Discussion

The large trading volume and lack of limits on volatility have made cryptocurrency trading more susceptible to volatility than other assets. These fluctuations have presented numerous challenges to predicting cryptocurrency prices. Accordingly, various statistical and mathematical approaches have been used by various researchers to predict cryptocurrency volatility; however, none of them has provided a general model suitable for all conditions. This has provided the importance of using the Bayesian and time-varying parameter models approach, which have the ability to adapt to changing conditions.

Based on the results, stochastic volatility (SV) models are more accurate than GARCH models in extracting volatility. Among the TVPDMA, TVPDMS, and BMA models, the BMA model showed higher accuracy in identifying the most important variables affecting cryptocurrency price volatility. The results indicated that the US dollar–euro exchange rate, tweets by traders and market leaders, daily number of cryptocurrency transactions, daily network difficulty, growth in US liquidity, cryptocurrency opening price, and trading volume are the most important determinants of cryptocurrency price volatility. Furthermore, the findings indicate that US monetary policies significantly affect cryptocurrency market volatility, whereas fiscal policies do not have a statistically significant impact.

5. Conclusion and Suggestions

Cryptocurrencies, as a global phenomenon, have attracted considerable attention. They usually have greater price fluctuations than gold or shares, due to market structure, liquidity and trading times. In this study, the different methods have been used to predict cryptocurrency volatility. The results indicated that the SV models are more accurate than GARCH models in extracting volatility. The most important variables affecting cryptocurrency price volatility are the exchange rate of the US dollar to the euro, tweets by market leaders, number of transactions, network difficulty, and growth in US liquidity, opening price, and trading volume. Moreover, the monetary policies of the United States have a significant effect on cryptocurrency market volatility, but such a significant effect was not observed for fiscal policies.

Given that the United States' monetary policies have caused bubbles and fluctuations in asset prices, especially in the cryptocurrency market, it is suggested that the Federal Reserve commit to conducting monetary policies based on the Friedman monetary growth rate rule so that the increase in liquidity in this country has the least negative spillover effect globally.

6. Ethical Considerations

6.1. Compliance with ethical guidelines

The present study has followed the scientific principles of research.

6.2. Funding

This paper has no financial support.

6.3. Authors' Contribution

The authors contribute equally in writing this paper.

6.4. Conflict of Interest

The authors declare no conflicts of interests.

6.5. Acknowledgments

The authors would like to appreciate the reviewers for their valuable and constructive comments on this paper.

وب‌سایت نشریه: https://pse.razi.ac.ir

فصلنامه مطالعات اقتصاد بخش عمومی ۱۵
گروه اقتصاد، دانشکدهٔ اقتصاد و حسابداری، دانشگاه رازی
دورهٔ ۵، شمارهٔ ۱۵، بهار ۱۴۰۵ | شاپای الکترونیکی: ۲۸۲۱-۴۶۸۱

بررسی عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت رمزارزها با تأکید بر سیاست‌های پولی و مالی ایالات متحده

علی نجفی[۱] ‖ شهرام فتاحی[۲] ‖ کیومرث سهیلی[۳]

نوع مقاله: **پژوهشی**
10.22126/pse.2023.9272.1044
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۰۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۲
ص ۱-۳۲

چکیده

رمزارزها به‌عنوان پدیده‌ای نوظهور توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. نوسانات در قیمت رمزارزها اهمیت شناسایی و فرایند اثرگذاری عوامل مؤثر بر تغییرات قیمت در بازارهای مالی را دوچندان نموده است. در این پژوهش ۲۶ عامل از عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت رمزارزها با تأکید بر سیاست‌های پولی و مالی ایالات متحده بررسی شده است. پژوهش حاضر کاربردی است. از داده‌های ماهانه در بازهٔ زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ استفاده شده است. از رویکرد مدل‌های گارچ و نوسان تصادفی برای استخراج نوسان قیمت ارزهای دیجیتال و از TVPDMS، TVPDMA و BMA به‌منظور شناسایی مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر ایجاد نوسان بهره گرفته شده است. مدل‌های SV نسبت به مدل‌های گارچ در استخراج نوسانات از دقت بالاتری برخوردارند. از میان مدل‌های TVPDMS، TVPDMA و BMA، مدل اخیر از دقت بالاتری برخوردار بود. متغیرهای نرخ مبادلهٔ دلار ـ یورو، توییت‌های رهبران بازار، تعداد معاملات، سختی شبکه، رشد نقدینگی آمریکا، قیمت باز شدن و حجم مبادلات، مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر نوسان قیمت رمزارزهاست. بر اساس نتایج، سیاست‌های پولی ایالات متحده بر نوسانات بازار رمزارزها تأثیر معناداری دارد، اما در سیاست‌های مالی چنین تأثیر معناداری مشاهده نشد.

واژه‌های کلیدی: رمزارزها، نوسان قیمت، مدل میانگین‌گیری بیزین، مدل گارچ، سیاست‌های پولی و مالی.

طبقه‌بندی JEL: E37، C61، C45، G18.

۱. دکتری اقتصاد، گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اجتماعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.
Email: san108gh@yahoo.com

۲. استاد گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اجتماعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران (نویسندهٔ مسئول).
Email: sh_fatahi@yahoo.com

۳. استاد گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اجتماعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.
Email: qsoheily@yahoo.com

ارجاع به مقاله: نجفی، علی؛ فتاحی، شهرام؛ سهیلی، کیومرث. (۱۴۰۵). «بررسی عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت رمزارزها با تأکید بر سیاست‌های پولی و مالی ایالات متحده». مطالعات اقتصاد بخش عمومی، ۵(۱۵)، ۱-۳۲.

صفحهٔ اصلی مقاله در سامانهٔ نشریه: https://pse.razi.ac.ir/article_2728.html?lang=fa

۱. مقدمه

جهان از سه دههٔ گذشته به‌دلیل جهانی شدن به‌طور قابل‌توجهی دگرگون شده است و این تحولات به‌شکلی چشمگیر نحوهٔ زندگی مردم، نحوهٔ ارتباط مردم و نحوهٔ اجرای مشاغل را بهبود بخشیده است. جهانی شدن در واقع فرصت‌های جدیدی را به روی بشر گشوده است (Shengao et al, 2022; Ampountolas, 2022).

عصر دیجیتال کنونی برخی تغییرات کلیدی را در وضعیت اقتصاد جهانی و همچنین در زمینهٔ عملیات مالی سنتی ایجاد کرده است. در شرایط کنونی جهانی و اقتصادی، فناوری بلاک‌چین تعاملات فردی و عملیات مالی مانند سرمایه‌گذاری، تجارت و پرداخت‌های آنلاین را متحول کرده است (Casino et al, 2019; Patsakis, 2019). کریپتوکارنسی[1] شکل دیجیتالی ارز است و مانند ارز سنتی، از طریق فناوری‌ای به نام «فناوری بلاک‌چین» مبادله می‌شود. نام‌های دیگر مرتبط با کریپتوکارنسی شامل توکن پرداخت، رمزارز، ارز الکترونیکی، ارز سایبری، کالای مجازی و دارایی‌های مجازی است (Reijers et al, 2021).

رمزارزها و فرایند تغییرات قیمت آن‌ها توجه محققان متعددی را جلب کرده است (Al Guindy, 2021). در سال‌های ابتدایی قیمت بیت‌کوین چندان توجیه اقتصادی را دربر نمی‌گرفت؛ با افزایش قیمت بالای این رمزارز در سال ۲۰۱۳ توجهات به‌سمت علت تغییرات شدید این بازار افزایش یافت (Cheah et al, 2015; Fry, 2015). اهمیت این بازار برای دولت‌ها و نهادهای پولی بین‌المللی اهمیت تحلیل تغییرات قیمت در این بازارها را مجدداً تقویت نمود. از زمان ظهور بازارهای رمزارزها، مطالعات متعددی در حوزه‌های اصلی موضوعات فناوری (امنیت و آسیب‌پذیری)، مسائل حقوقی، مسائل سیاسی، اجتماعی، اخلاقی و اقتصادی گسترش یافته است (Eyal & Sirer, 2014; Feld et al, 2014; Christopher, 2014; Tropina, 2014; Evans, 2014).

با تمامی مطالعات انجام‌شده، پژوهش‌های اندکی در حوزهٔ تعیین عوامل مؤثر صورت گرفته است. نوسانات شدید قیمت رمزارزها باعث شده تا شناسایی عوامل مؤثر در قیمت آن‌ها مورد توجه واقع شود و فهم این موضوع در بازارهای مالی اهمیت بسزایی داشته باشد. به همین دلیل در این پژوهش سعی خواهد شد به مدل‌سازی عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال پرداخته شود. بر اساس پژوهش‌های گذشته، عوامل متعددی بر نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال اثرگذار است. این عوامل به دو دسته عوامل مرتبط با بازار و عوامل خارج از بازار تقسیم می‌شود (صادقیان و همکاران، ۱۴۰۰؛ محمدشریفی و همکاران، ۱۴۰۰؛ داشچی، ۱۴۰۰؛ Yamak et al, 2019; Dutta et al, 2020; Albariqi & Winarko, 2020; Tandon et al 2021).

بر پایهٔ پژوهش‌های جدید، همان‌گونه که سیاست‌های پولی و مالی فرای قاعده موجب ایجاد بحران در سال ۲۰۰۸ شد، بررسی روند ارتباطی مابین شاخص‌های کلان کشورهایی مانند چین، ایالات متحده، حوزهٔ یورو و ژاپن با قیمت بازارهای ارز دیجیتال بیانگر وجود ارتباط معناداری میان آن‌هاست (Mert et al, 2023). دی‌هان و همکاران[2] (۲۰۱۶) بیان داشتند که عدم استقلال بانک‌های مرکزی کشورهای ابرقدرت می‌تواند موجب نوسان در بازارهای ارزهای دیجیتال شود. بسیاری از مطالعات مهم ارزهای دیجیتال را با عرضهٔ پول و تورم مرتبط کرده‌اند.

1. Cryptocurrency
2. De Haan & Eijffinger

برخی از مطالعات مهم توسط بلاو[1] و همکاران (۲۰۲۱) انجام شد. چوهان[2] (۲۰۲۱)، کانلون[3] و همکاران (۲۰۲۱)، نارایان[4] و همکاران (۲۰۱۹)، وانگ[5] و همکاران (۲۰۲۲) و بلاو و همکاران (۲۰۲۱)، شواهد قوی در این راستا ارائه کردند. برخی پژوهش‌های افزایش ناگهانی قیمت بیت‌کوین با تغییرات نرخ تورم مرتبط دانسته‌اند. به عبارتی بیت‌کوین به‌عنوان محافظ تورم عمل می‌کند و مابین تورم انتظاری و رشد سرعت پول با نوسانات رمزارزها ارتباط معناداری را استخراج کرده‌اند (Narayan et al, 2019; Chohan 2021; Conlon et al, 2021).

مسئله‌ای که در پژوهش حاضر وجود دارد نبودِ مدل بهینه در حوزهٔ شناسایی مدل بهینهٔ نوسانات رمزارزها با تأکید بر سیاست‌های پولی و مالی ایالات متحده است. برای دست یافتن به مدل بهینه لازم است مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر نوسانات بازار رمزارزها شناسایی شود. رویکرد مدل‌های میانگین‌گیری بیزین برای دستیابی به این هدف مفید واقع می‌شود. در انتخاب مدل به روش بیزی، هر دو هدف (مدل صحیح و پیش‌بینی درست)، همزمان تأمین می‌شود.

در ادامهٔ پژوهش، پس از مقدمه که شرحی بر آن گذشت، در قسمت دوم مبانی تئوریک و تجربی پژوهش، در قسمت سوم روش پژوهش، در قسمت چهارم برآورد و تحلیل نتایج و در نهایت در قسمت پنجم اقدام به جمع‌بندی و ارائهٔ پیشنهادهای سیاستی شده است.

۲. مبانی نظری

بیت‌کوین یک ارز دیجیتال الکترونیکی است که بر اساس فناوری بلاک‌چین طراحی شده است. از آنجایی که ویژگی قانونی بودن ارز را ندارد؛ جزو ارزهای سنتی نیست؛ بلکه یک کالای مجازی خاص است. بیت کوین دارای ویژگی‌های عدم تمرکز، ناشناس بودن و قابلیت ردیابی است. محدودیت روزانه در معاملات آن وجود ندارد. سرمایه‌گذاران با بیت کوین به‌عنوان یک دارایی مالی سوداگرانه برخورد می‌کنند (Tong et al, 2022).

رمزارزها ماهیت جدیدی از دارایی‌ها را ارائه کردند (Ji et al, 2018). این بازار تنوع بسیار بالایی دارد و هریک از این رمزارزها از ویژگی‌هایی خاص خود برخوردارند (سلیمانی‌پور و همکاران، ۱۳۹۶). با توجه به ماهیت دارایی بودن رمزارزها، این بازار توانایی اثرگذاری بر سایر بازارهای مالی و پولی را دارد (Levin et al, 2015). رمزارزها عمدتاً از شبکه‌های همتا به همتا در بستر اینترنت بهره می‌گیرند؛ البته برخی از آن‌ها از پروتکل اثبات سهام[6] یا پروتکل‌های دیگری بهره می‌برند (Saleh, 2021)؛ تغییرات قیمت در رمزارزها از قوانین دقیق مالی همانند بازارهای طلا، نفت و فلزات گران‌بها تبعیت می‌کند (Briere et al, 2013). رشد شبکه‌های اجتماعی و بروز رفتارهای هیجانی در این بازار از سال ۲۰۱۳ نقش مهمی در افزایش قیمت ناگهانی رمزارزها داشت (Corradi & Höfner, 2018). با رشد این بازار، تعداد عوامل مؤثر بر ایجاد نوسانات در این بازار افزایش یافته

1. Blau
2. Chohan
3. Conlon
4. Narayan
5. Wang
6. Proof of Stake

است (Tropina, 2014). بیت‌کوین سهم بالایی در حدود ۷۰ درصد ارزش بازار رمزارزها را دارد (Troster et al, 2019; Al-Yahyaee et al, 2018). تغییرات شدید قیمت و حجم مبادلات بالا در این بازار تمایل به افزایش سرمایه‌گذاری در این بازار را افزایش داده است (Urquhart, 2018)؛ از طرف دیگر، افزایش نوسانات انگیزهٔ بررسی آکادمیک در این حوزه را بین محققان افزایش داده است (Cheah & Fry, 2015). بانک‌های مرکزی کشورهای حوزهٔ یورو و ایالات متحده نیز در سال‌های اخیر رصد کردن وضعیت این بازار را در دستور کار خود قرار داده‌اند (Vandezande, 2017).

پس از بحران مالی جهانی، بانک‌های مرکزی در کشورهای توسعه‌یافته و اقتصادهای بازار نوظهور مجموعه‌ای از سیاست‌های پولی غیرمتعارف را به کار گرفته‌اند (Jawadi et al, 2017; Agnello et al, 2019). این سیاست‌های ملی در مقیاس بزرگ موجب افزایش نقدینگی در سطح جهانی شدند (Chen et al, 2016; Tillmann, 2016). جای تعجب نیست که سرریزهای سیاست پولی در سطح بین‌المللی شدت یافته باشد و چالش‌هایی را برای سیاست‌گذاران ایجاد کند (Avdjiev & Hale, 2019). افزایش نقدینگی موجب افزایش ریسک‌پذیری و بی‌ثباتی در بازارهای مالی شده (Mustak Ahmad & Malik, 2019)، تا حدی که موجب ظهور حباب در قیمت برخی دارایی‌ها شده است (Tillmann, 2016). در این میان، ارزهای رمزپایه بیشترین پتانسیل (سفته‌بازی) و ایجاد حباب را دارند (Bouoiyour & Selmi, 2015; Selmi et al, 2018).

با وجود این، شواهد تجربی در مورد ارتباط بین سیاست پولی و مالی و بازده ارز دیجیتال نسبتاً محدود و غیرقطعی است (Narayan et al, 2019). برخی این ارتباط را به نوع ارز دیجیتال مرتبط می‌دانند؛ به‌عنوان مثال برخی پژوهشگران قیمت بیت‌کوین، لایت‌کوین یا ریپل را به‌طور قابل‌توجهی تحت‌تأثیر اعلامیه‌های سیاست پولی و مالی ایالات متحده می‌دانند (Corbet et al, 2020) و برخی دیگر چیزی را کشف نمی‌کنند (Vidal-Tomas & Ibañez, 2018). با توجه به عدم توافق در مورد پاسخ ارزهای دیجیتال به سیاست‌های پولی و مالی، هدف این پژوهش پر کردن این شکاف است.

برخی پژوهش‌ها به بررسی اثر موتورهای جست‌وجو و جست‌وجوی کلیدواژه‌های مرتبط با رمزارزها و نقش این رفتارهای هیجانی در ایجاد نوسان بازار رمزارزها پرداخته‌اند (Kristoufek, 2013; Yelowitz & Wilson, 2014; Matta et al, 2015; Kim, 2017; Urquhart, 2018). در مجموع، متغیرهای متعددی در حوزهٔ عوامل اثرگذاری بر نوسانات مورد بررسی قرار گرفته‌اند، اما دیدگاه جامعی در این حوزه وجود ندارد.

۳. پیشینهٔ پژوهش

بر اساس پژوهش‌های گذشته عوامل متعددی بر نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال اثرگذار است. این عوامل به دو دسته عوامل خارج از بازار و عوامل مرتبط با بازار تقسیم می‌شود. در ادامه نتایج برخی پژوهش‌های صورت‌گرفته در راستای موضوع پژوهش ارائه شده است.

۳-۱. مطالعات داخلی

صالحی‌فر (۱۳۹۸) به بررسی رفتار بازده و ریسک بیت‌کوین در مقایسه با بازارهای طلا، ارز و بورس با رویکرد مدل‌های GJR-GARCH و گارچ آستانه پرداختند. بدین منظور داده‌های مربوط به قیمت روزانهٔ بیت‌کوین، شاخص بورس اوراق بهادار تهران، نرخ بازار آزاد دلار / ریال، نرخ بازار آزاد یورو / ریال، سکهٔ بهار آزادی و قراردادهای آتی طلا طی ۵ سال (از ۱۳۹۲/۶/۲۸ لغایت ۱۳۹۷/۶/۲۷) جمع‌آوری شده است. نتایج حاکی از آن است که بازار رمزارزها با بازدهی بورس نسبت به سایر بازارها مانند ارز (دلار و یورو) و طلا (قراردادهای آتی طلا و سکهٔ بهار آزادی) ارتباط دارد.

ابوالحسنی و صمدی (۱۳۹۹) به بررسی تحلیل عوامل مؤثر در قیمت ارزهای مجازی (مطالعهٔ موردی: بیت‌کوین و اتریوم) پرداختند. دورهٔ زمانی برای بیت‌کوین از ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ و برای اتریوم از ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۰ است. روش پژوهش از نوع کاربردی و جامعهٔ آماری پژوهش شامل دو رمزارز بیت‌کوین و اتریوم است. برای بررسی اثرگذاری عوامل ذکرشده در قیمت بیت‌کوین و اتریوم در دوره‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت نیز از روش اقتصادسنجی OLS و VECM به کار رفته است. بر اساس نتایج قیمت جهانی طلا بیشترین میزان اثرگذاری را در قیمت بیت‌کوین و اتریوم دارد. در کوتاه‌مدت، نرخ مبادلهٔ دلار و یورو و قیمت طلا با ارزش رمزارزها ارتباط منفی برقرار کرده است.

صادقیان و همکاران (۱۴۰۰) به شناسایی متغیرهای مؤثر بر قیمت رمزارز بیت‌کوین طی دورهٔ زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ با روش حداقل مربعات متوسط وزنی پرداختند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد متغیر قیمت رمزارزها با سازوکار خلق متفاوت با بیت‌کوین و همچنین متغیر تعداد رمزارزهای در گردش با سازوکار مشابه بیت‌کوین و حجم نقدینگی دلار آمریکا بر قیمت بیت‌کوین تأثیر می‌گذارند. از طرف دیگر متغیرهای تعداد رمزارز بیت‌کوین، تعداد رمزارزهای در گردش با سازوکار متفاوت با بیت‌کوین، قیمت جهانی طلا و تعداد جست‌وجوی کلمهٔ بیت‌کوین در گوگل بر قیمت آن ضرایب معناداری پایین دارد. در مجموع نتایج دو روش میانگین‌گیری بیزین و حداقل مربعات متوسط وزنی تا حدود زیادی با یکدیگر یکسان بوده و استفاده از روش انتخاب الگوی بهینه نیز این موضوع را تأیید می‌کند.

۳-۲. مطالعات خارجی

دووتا[1] و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از الگوی یادگیری ماشین اقدام به پیش‌بینی قیمت روزانهٔ بیت‌کوین نمودند. نتایج بیانگر دقت مدل‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی نسبت به مدل‌های سنتی یادگیری ماشین بود؛ همچنین نتایج نشان داد که بازدهی بیت‌کوین دارای حافظهٔ بلندمدت است.

تاندون[2] و همکاران (۲۰۲۱) به توییت‌های مربوط به ارزهای دیجیتال پرداخته و پیش‌بینی قیمت را با استفاده از آزمون دیکی فولر افزوده و مدل‌های ARIMA انجام دادند. بر این اساس، ۱۰ ارزش آیندهٔ بیت‌کوین را با دقت

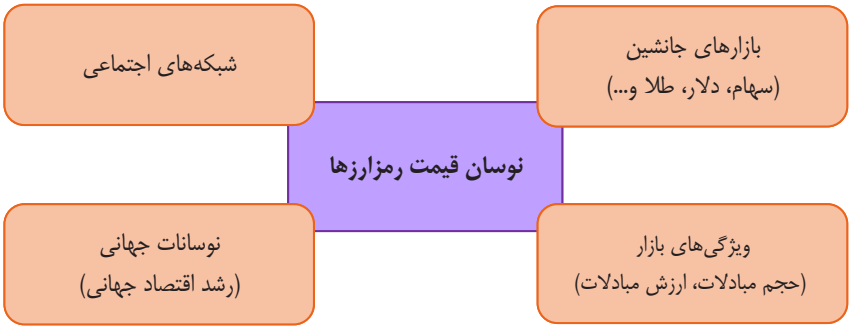
1. Dutta
2. Tandon

۹۶ درصد و میانگین خطای ۰/۰۳۹۵ پیش‌بینی نمودند. کاملاً واضح است که حتی قبل از اینکه ایلان در مورد آن توییت کند، سقوط‌های شدیدتری در تاریخ ارزهای دیجیتال وجود داشته است. در نتیجه بر اساس نتایج پژوهش، رسانه‌های اجتماعی بر قیمت ارزهای دیجیتال مؤثر است.

تانگ[1] و همکاران (۲۰۲۲) بدین نتیجه دست یافتند که نوسانات قیمت ارزهای رمزنگاری‌شده توسط بیت‌کوین دارای ویژگی‌های ساختاری غیرخطی است. در این پژوهش از داده‌های زمان قیمت بسته شدن بیت‌کوین از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ استفاده شده و از مدل GARCH (1,1) با توزیع GED برای برآورد مدل بهره گرفته شده است. بر اساس نتایج، نوسانات قیمت ارز دیجیتال از روند تصادفی تبعیت نمی‌کند و نوسان آن با زمان همبستگی مثبت دارد. همچنین نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال دارای روندهای چرخه‌ای و پیش‌بینی‌ناپذیر بلندمدت و همچنین ویژگی‌های فراکتال و آشوب‌های خاصی است. اثر ARCH و ویژگی‌های حافظهٔ طولانی سری بازدهی ارزهای دیجیتال نشان می‌دهد که نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال دارای خوشه‌بندی و پایدار هستند. این دو ویژگی مکانیسم دینامیکی غیرخطی نوسانات قیمت بیت‌کوین را تشکیل می‌دهند.

میرت[2] و همکاران (۲۰۲۳) به بررسی اثر سیاست‌های پولی ایالات متحدهٔ آمریکا، اتحادیهٔ اروپا و ژاپن بر قیمت ارزهای دیجیتال پرداختند که بر اساس علیت گرنجر، این ارتباط مورد تأیید قرار گرفت.

در جمع‌بندی نتایج پیشینهٔ پژوهش مشاهده می‌شود که هیچ‌یک از پژوهش‌های داخلی و خارجی به مدل‌سازی عوامل مؤثر بر قیمت نوسانات رمز ارزها در بازه‌های زمانی مختلف نپرداخته‌اند و صرفاً بر اساس چند متغیر اقدام به بررسی اثرگذاری این عوامل بر قیمت رمزارزها نموده‌اند. پژوهش حاضر سعی دارد شکاف در حوزهٔ مدل‌سازی و بررسی روابط متغیرها بر نوسانات قیمت رمزارزها در بازه‌های زمانی مختلف را پوشش دهد. بر اساس مبانی نظری و تجربی فصل حاضر، مدل اولیهٔ پژوهش به شرح نمودار ۱ قابل‌ارائه است.

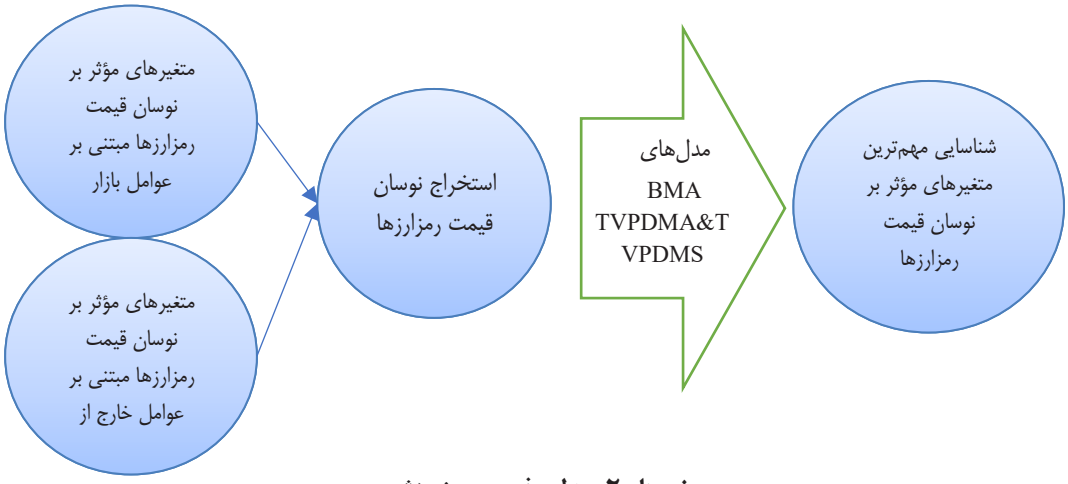


نمودار ۱. مدل اولیهٔ پژوهش

1. Tong
2. Mert

٤. روش‌شناسی پژوهش

مطالعهٔ حاضر بر اساس هدف، از نوع مطالعات کاربردی و از نظر روش پژوهش از نوع مطالعات اکتشافی است. همچنین این مطالعه از نظر شیوهٔ گردآوری اطلاعات در دستهٔ مطالعات پیش‌رویدادی جای می‌گیرد. داده‌های پژوهش از بانک اطلاعات اقتصادی (FRED)[1] و بانک تجارت اقتصادی[2] و بانک جهانی[3] استخراج شده‌اند. مدل مفهومی پژوهش به شرح ذیل است:



نمودار ۲. مدل مفهومی پژوهش

٤-١. متغیرهای پژوهش

شرح کاملی از متغیرهای مؤثر بر نوسانات رمزارزها در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. عوامل مؤثر بر قیمت رمزارزها

ردیف	نوع عامل	زیر عامل	منبع خارجی	منبع داخلی
۱	خارج از بازار	قیمت طلا	–	ابوالحسنی و همکاران، ۱۳۹۹
۲		نرخ مبادلهٔ دلار و یورو (سیاست پولی)	Zhu et al, 2017; Bouri et al, 2018	ابوالحسنی و همکاران، ۱۳۹۹
۳		شاخص قیمت سهام در بورس نیویورک	Ciaian et al, 2018	ابوالحسنی و همکاران، ۱۳۹۹
۴		شاخص S&P 500	Ciaian et al, 2018	ابوالحسنی و همکاران، ۱۳۹۹
۵		توییت‌های تریلرها و رهبران بازار (اخبار خوب و بد)	Kristoufek, 2013; Yelowitz & Wilson, 2014	–
۶		میانگین صنعتی داوجونز	Zhu et al, 2017	–
۷		شاخص قیمت مصرف‌کنندهٔ آمریکا (سیاست پولی)	Zhu et al, 2017	–
۸		نرخ صندوق‌های فدرال (سیاست پولی)	Zhu et al, 2017	–

1. Federal Reserve Economic Data (https://fred.stlouisfed.org)
2. Trading Economices (https://tradingeconomics.com)
3. World Bank

۹		شاخص‌های بازار نوظهور MSCI[1]	Bouri et al, 2018	–
۱۰		شاخص مواد خام گلدمن ساکس[2]	Bouri et al, 2018	–
۱۱		شاخص انرژی گلدمن ساکس	Bouri et al, 2018	–
۱۲		بازده خزانه‌داری ده‌سالهٔ آمریکا (سیاست پولی)	Bouri et al, 2018	–
۱۳		قیمت نفت	Van Wijk, 2013	–
۱۴		میانگین قیمت‌های فلزهای گران‌بها	Van Wijk, 2013	–
۱۵		رشد نقدینگی آمریکا (سیاست پولی)	Tapscott, 2016	–
۱۶		نسبت مالیات به GDP آمریکا (سیاست مالی)	Tapscott, 2016	–
۱۷		رشد اقتصاد جهانی	Tapscott, 2016	–
۱۸		کسری بودجهٔ آمریکا (سیاست مالی)	Tapscott, 2016	–
۱۹	داخل بازار	سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها	Bouri et al, 2018	–
۲۰		تعداد معاملات روزانهٔ رمزارزها	Bouri et al, 2018	–
۲۱		قیمت باز شدن رمزارز	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹
۲۲		بیشینه قیمت	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹
۲۳		کمینه قیمت	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹
۲۴		قیمت بسته شدن	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹
۲۵		حجم مبادلات	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹
۲۶		ارزش بازار	–	بشیری و همکاران، ۱۳۹۹

در ادامه به بررسی رویکردها و مدل‌های برآوردی پرداخته می‌شود. در بخش اول مدل‌های گارچ و نوسان تصادفی و در بخش دوم مدل‌های TVP-DMA و BMA مورد بررسی قرار گرفته است. در جدول فوق عوامل داخلی و خارجی مؤثر بر نوسان قیمت رمزارزها ارائه شده است؛ در مقابل، هر متغیر رفرنس داخلی و خارجی که این عامل از آن استفاده نموده ارائه شده است.

٤-۲. مدل‌های گارچ و نوسان تصادفی

با توجه به اهمیت برآورد نوسان‌پذیری، روش‌های متفاوتی برای این کار وجود دارد که در پژوهش حاضر دو رویکرد گارچ چندمتغیره و نوسان تصادفی مورد بررسی قرار گرفته است (Poon & Granger, 2002). پس از مدل‌های GARCH مدل نوسان‌پذیری تصادفی (SV) معرفی شدند (Jacquier et al, 2002).

مدل‌های نوسان‌پذیری تصادفی، نوسان‌پذیری را متغیری مشاهده‌ناپذیر لحاظ می‌کنند. مدل SV زمانی حاصل می‌شود که گشتاور دوم شرطی صرفاً یک متغیر لحاظ نشده، بلکه دارای یک پویایی درونی نیز باشد. بنابراین مدل SV شامل دو فرایند تصادفی جداگانه است:

1. Morgan Stanley Capital International
2. Goldman Sachs

$$y_t - \mu_t = Z_t \quad (۱)$$

$$\mu_t = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ b_3 & b_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} \quad (۲)$$

y_t قیمت رمزارزهاست و با استفاده از معادلهٔ ۱، ابتدا میانگین و روند متغیر استخراج شده و سری Z_t که جزء اخلال معادلهٔ ۱ است حاصل می‌شود. در واقع از این معادله متغیر روندزدایی و میانگین‌زدایی‌شده حاصل می‌شود تا در معادلهٔ بعدی مورد استفاده قرار گیرد. μ_t داده‌های قیمت رمزارزهاست که از یک فرایند اتورگرسیو مرتبهٔ اول تبعیت می‌کند. حال بر اساس مطالعات مختلف داریم:

$$Z_t = H_t^{\frac{1}{2}} \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \sim iid\ N_2(0_2, I_2) \quad (۳)$$

که H_t عبارت است از:

$$H_t = \begin{bmatrix} exp\{h_{1t}\} & 0 \\ 0 & exp\{h_{2t}\} \end{bmatrix} \quad (۴)$$

که در Z_{it} (Z_t در متغیرهای مختلف) متغیر مربوط به نوسان‌پذیری متغیر iام در دورهٔ زمانی tام است. حال اگر هریک از معادلات Z_t جداگانه ارائه و سپس از آن‌ها لگاریتم‌گیری شود، به‌صورت روابط ۵ و ۶ قابل‌ارائه خواهد بود:

$$\log(Z_{it}) = 0.5 h_{it} + e_{it} \qquad e_t \sim iid\ N_2(0_2, I_2) \quad (۵)$$

$$\begin{bmatrix} h_{1t+1} \\ h_{2t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 \\ 0 & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{1t} \\ h_{2t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_{1t} \\ \eta_{2t} \end{bmatrix} \qquad \eta_t \sim iid\ N_2(0_2, \begin{bmatrix} \sigma_{\eta 1}^2 & \sigma_{\eta 12}^2 \\ \sigma_{\eta 2}^2 & \sigma_{\eta 22}^2 \end{bmatrix}) \quad (۶)$$

متغیر h_{it} متغیری مشاهده‌ناپذیر است (Ghysels et al, 1996; Kim et al, 1998).

٤-۳. مدل TVP-DMA

برای توصیف اینکه فرایند روش DMA چگونه است فرض می‌شود که K مدل زیرمجموعه از متغیرهای z_t به‌عنوان تخمین‌زن وجود دارند و $z^{(k)}$ با $k = 1,2,\cdots,K$ بیانگر K مدل زیرمجموعهٔ فوق هستند. بر این اساس با فرض وجود K مدل زیرمجموعه در هر مقطع از زمان، مدل فضا ـ حالت به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$y_t = z_t^{(k)} \theta_t^{(k)} + \varepsilon_t^{(k)} \quad (۷)$$

$$\theta_{t+1}^{(k)} = \theta_t^{(k)} + \mu_t^{(k)} \quad (۸)$$

در این معادلات $\varepsilon_t^{(k)} \sim N(0, H_t^{(k)})$ و $\mu_t^{(k)} \sim (0, Q_t^{(k)})$ و $\vartheta_t = (\theta_t^{(1)}, \cdots, \theta_t^{(k)})\ L_t \in \{1,2,\dots,K\}$ بیانگر این است که از K مدل مورد بررسی، کدام مدل کاراتر است. در صورت امکان، روش میانگین‌گیری پویای مدل‌ها این امکان را فراهم می‌کند که در هر نقطهٔ زمانی، یک مدل متفاوت تخمین زده شود (Koop & Korobilis, 2013). تفاوت مدل‌های DMA با DMS در این واقعیت است که در مدل‌های DMS صرفاً مدلی که بالاترین سطح احتمال وقوع را دارد به‌عنوان مدل بهینه تعیین می‌شود؛ اما در مدل‌های DMA از میان

مدل‌های برآوردی اقدام به میانگین‌گیری می‌شود. برای مقایسهٔ مدل‌ها از دو شاخص محاسبهٔ خطا بهره گرفته می‌شود که در ادامه ارائه شده است:

$$MSFE = \frac{\sum_{\tau=\tau_0}^{T}[y_\tau - E\ (y_\tau|Data_{\tau-h})\ ]^2}{T-\tau_0+1} \quad (۹)$$ [1]

$$\frac{\sum_{\tau=\tau_0+1}^{T}[y_\tau - E\ (y_\tau|Data_{\tau-h})\ ]}{T-\tau_0+1} \quad (۱۰)$$

که در آن $Data_{\tau-h}$ اطلاعات به‌دست‌آمده از دورهٔ $\tau-h$ هستند که h همان افق زمانی پیش‌بینی است و $E\ (y_\tau|Data_{\tau-h})$ نیز پیش‌بینی نقطه‌ای[2] y_τ است (Koop et al, 2020).

٤-٤. روش BMA

مواجهه با انبوهی از مدل‌های بالقوه و همچنین تعدد عوامل و منابع مؤثر بر قیمت رمزارزها می‌تواند منجر به نااطمینانی در تصریح مدل مناسب و مقتضی شود و خصوصیات تخمین‌ها را با مشکلات جدی روبه‌رو سازد (Moral Benito, 2012). رگرسیون‌های خطی با قدری تساهل، با تمرکز بر ضرایب چند متغیر معیّن، از موارد مهمی مانند نااطمینانی در تصریح مدل صرف‌نظر می‌کردند (Lewin & Renlet, 1992)؛ لذا باید نوع نگاه به رگرسیون‌های رشد تغییر کند و رهیافتی جهان‌شمول مورد توجه قرار گیرد تا ابهام حاصل از نااطمینانی در تصریح مدل به دقت و اعتبار برآوردها خدشه وارد نکند (Goash & Samanta, 2001). قضاوت‌های بیزی بر اساس قضیهٔ بیز، یک نتیجه‌گیری ساده از احتمال شرطی است. تابع احتمال، همراه با توزیع قبلی پارامتر، برای به دست آوردن توزیع پسین ضرب می‌شود. برای محاسبهٔ احتمال پارامتر θ، با وجود اطلاعات D، توزیع پسین $\Pr(\theta|D)$ قضیهٔ بیز به‌صورت زیر به دست می‌آید (Evans, 2012).

$$\Pr(\theta|D) = \Pr(D|\theta) * \frac{\Pr(\theta)}{\Pr(D)} \quad (۱۱)$$

جایی که اطلاعات موجود است:

$$\Pr(D) = \int d\,\theta\ \Pr(D|\theta)\ \Pr(\theta) \quad (۱۲)$$

توزیع پسین، $Pr\ (\theta|D)$، هنگامی که داده‌های D وجود دارد به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Pr\ \text{(پسین توزیع)} \propto Pr\ \text{(احتمال)} \times Pr\ \text{(توزیع قبلی)}$$

در صورت غیرشکننده بودن متغیر، از تعامل توزیع پسین و پیشین، توابع مشترک و پیشین مزدوج حاصل می‌شود که توانایی پیش‌بینی متغیر را در توضیح‌دهندگی متغیر وابسته افزایش می‌دهد. در این پژوهش برای تجزیه و تحلیل از توزیع‌های گاما و عادی استفاده شده است. فرمول توابع توزیع احتمال در جدول ۲ نشان داده شده است.

1. Mean Squared Forecast Error
2. Point Forecast

جدول ۲. فرمول‌های تابع توزیع احتمال

توزیع‌ها		فرمول
نرمال	pdf	$f(x;\mu,\sigma)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}exp\left\{\frac{-1}{2}(\frac{x-\mu}{\sigma})^2\right\}$ $for \quad \sigma>0, x>-\infty \; and \quad -\infty<\mu<\infty$
	cdf	$F(x;\mu,\sigma)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{x} exp\left\{\frac{-1}{2}(\frac{t-\mu}{\sigma})^2\right\}dt$ $for \quad \sigma<0, x>-\infty \; and \quad -\infty<\mu<\infty$
یکنواخت	pdf	$f(x)=\begin{cases}\frac{1}{a-b} & a\le x\le b\\ 0\end{cases}$
	pdf	$F(x)=\begin{cases}\frac{x-a}{b-a} & a\le x\le b\\ 1 & x\ge b\end{cases}$
گاما	cdf	$f(x;\mu,\sigma)=\frac{1}{\sigma\Gamma(\lambda)}(\frac{x}{\sigma})^{\lambda-1}exp(\frac{x}{\sigma})$
	pdf	$F(x;\mu,\sigma)=\frac{1}{\sigma\Gamma(\lambda)}(\frac{x}{\sigma})^{\lambda-1}exp(\frac{x}{\sigma})$

μ پارامتر مکان، σ پارامتر مقیاس، λ پارامتر شکل و Γ توزیع گاما است.

(منبع: Ramlie et al, 2023)

توزیع‌های پیشین مزدوج ـ که به کار گرفته شده‌اند تا توزیع‌های پسین حاصل شوند ـ در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳. توزیع پیشین و پسین

توزیع پیشین مزدوج	احتمال	توزیع پسین
$N\left(\mu\|\mu_0;\sum o\right)$	$N\left(x\|\mu;\sum.\right)$	$N(\mu(\sum_0^{-1}+n\sum_0^{-1})^{-1}(\sum_0^{-1}\mu_0+n\sum_.^{-1}\bar{x})^{-1}, \sum_0^{-1}+n\sum_.^{-1})^{-1}$
$Gamma(\sigma^{-2}\|a,b)$	$N(x\|\mu,\sigma^2)$	$Gamma\left(\sigma^{-2}\|a+\frac{n}{2},b\right)+\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\mu)^2}{2}$

n تعداد داده‌های آموزشی، $\bar{x}$ میانگین x و σ^2 واریانس است.

(منبع: Ramlie et al, 2023)

۵. یافته‌های پژوهش

۵-۱. استخراج نوسانات قیمت رمزارزها

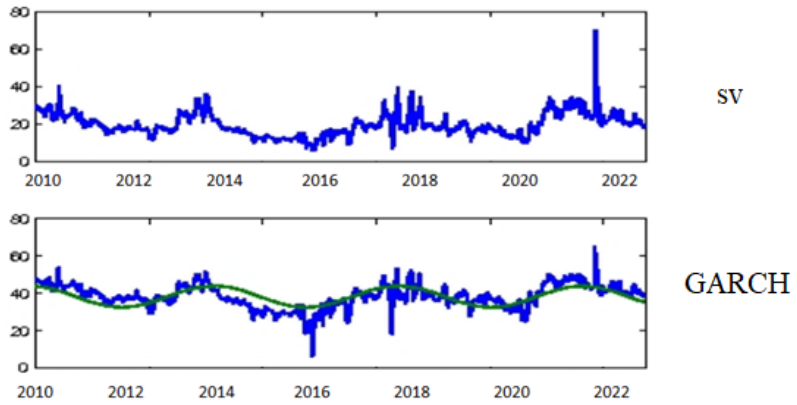
در این پژوهش بر اساس رویکرد هاروی، رویز و شفارد[1] (۱۹۹۴)، اقدام به برآورد مدل نوسان‌پذیری تصادفی شده است. در این بخش برای استخراج نوسان رمزارزها از دو رویکرد گارچ و نوسان تصادفی بهره گرفته می‌شود. نتایج این امر در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ٤. مقایسه نتایج گارچ و نوسان تصادفی

	معادلهٔ میانگین			معادلهٔ واریانس				میزان خطا
	a1	b1	b2	λ_1	φ_1	$\sigma^2_{\eta 1}$	$\sigma_{\eta 12}$	
نوسان تصادفی	۰/۰۰۹ (۰,۰۰۰)	۰/۰۵۳ (۰,۰۰۳)	۰/۰۳۱ (۰,۰۲۱)	۰/۳۱ (۰,۰۰۰)	−۰/۰۰۵ (۰,۰۱۳)	۱/۲۱۵ (۰,۰۴۲)	۰/۰۸۱ (۰,۰۱۲)	۰/۰۳۷۲
گارچ	۰/۰۱۵ (۰,۰۰۰)	۰/۰۸۳ (۰,۰۰۱)	۰/۱۱۲ (۰,۰۰۲)	۰/۱۶۷ (۰,۰۲۲)	−۰/۰۷۵ (۰,۰۰۰)	۰/۸۱۷ (۰,۰۳۶)	–	۰/۰۹۳۶

(منبع: یافته‌های پژوهش)

با توجه به نتایج جدول مشاهده می‌شود که مدل نوسان تصادفی از دقت بالاتری نسبت به مدل گارچ برخوردار است؛ در نتیجه مدل نوسان تصادفی به‌منظور استخراج نااطمینانی قیمت رمزارزها به کار گرفته می‌شود. استخراج نوسان قیمت رمزارزها در هر دو رویکرد در نمودار ۳ ارائه شده است.



نمودار ۳. استخراج نوسانات در مدل گارچ و نوسان تصادفی

(منبع: یافته‌های پژوهش)

۵-۲. انتخاب مدل بهینهٔ قیمت رمزارزها

در ادامه به تعیین مدل بهینه در مدل‌های پارامتر متغیر زمان بیزین خواهیم پرداخت. بخشی از ادبیات مالی در دهه‌های اخیر، میزان اطلاعات لازم برای دستیابی به برآورد قوی از پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مالی را مورد بررسی قرار داده‌اند (Marcellino et al, 2003; Bernanke & Boivin, 2003; Forni et al, 2004;

1. Harvey, Rouse, & Sheppard (1994)

Boivin & Ng, 2006; D'Agostino & Giannone, 2013; Stock & Watson, 2005; Angelini et al, 2010; Artis et al, 2005; Schumacher, 2007). استخراج اطلاعات مفید از داده‌های با حجم بالا می‌تواند موجبات بهبود پیش‌بینی را ایجاد کند (Forni et al, 2004; Stock & Watson, 2005; Naser, 2014). ترکیب مدل‌های TVP و DMS و DMA میزان بیش برازشی در داخل نمونه را کاهش می‌دهد (Gupta et al, 2014). با توجه به اینکه مدل‌های DMS و DMA به مقادیر گذشتهٔ ضرایب و احتمال وابسته‌اند، در جدول زیر به پژوهش‌هایی اشاره نموده‌ایم که از این مقادیر بهره گرفته‌اند.

جدول ۵. مقادیر (α, λ) در مدل‌های DMS و DMA

مقادیر الفا و لاندا	محققان
$(\alpha = 0/95, \lambda = 1)$	Koop et al (2020); Di Filippo (2015); Gupta et al (2014).
$(\alpha = 1, \lambda = 1)$	Koop & Korobilis (2009); Balcilar et al (2018).
$(\alpha = 0/99, \lambda = 1)$	Koop & Korobilis (2012); Ferreira & Palma (2015); Buncic & Moretto (2015); Naser & Alaali (2018).
$(\alpha = \lambda = 0/99)$	Raftery et al (2007; 2010); Koop & Korobilis (2012); Belmonte & Koop (2014); Saleille (2015); Ferreira & Palma (2015); Di Filippo (2015); Aye et al (2014); Risse & Kern (2016); Naser (2014); Drachal (2016); Naser & Alaali (2018).
$(\alpha = \lambda = 0/95)$	Nicoletti & Passaro (2012); Koop & Korobilis (2012); Belmonte & Koop (2014); Saleille (2015); Ferreira & Palma (2015); Di Filippo (2015); Naser (2014); Drachal (2016); Baur et al (2018).
$(\alpha = \lambda = 0/90)$	Nicoletti & Passaro (2012); Drachal (2016); Baur et al (2018).

(منبع: یافته‌های پژوهش)

در ادامه نتایج اعمال λ و αهای مختلف به‌منظور تبیین مدل بهینه ارائه شده است. λ و αهای مختلف موجب برآورد ضریب‌های متفاوت و به‌تبع آن، پیش‌بینی متفاوتی برای نوسان قیمت رمزارزها خواهد شد. لازم به ذکر است در این بخش، از پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای بهره گرفته شده است؛ چرا که هدف تعیین مدل بهینه برای متغیرهای غیرشکننده است.

جدول ۶. مقایسهٔ دقت مدل‌های مختلف

	h = ۱					
	Log(PL)	MAFE	MSFE	MAPE	FEV	Bias
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	۷۴/۸۲۷	۰/۰۷۷	۰/۰۱۰	۰/۲۰۳	۰/۰۱۰	۰/۰۱۸
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	۱۱۹/۰۳۴	۰/۰۱۵	۰/۰۰۲	۰/۱۱۵	۰/۰۲۳	۰/۰۰۵
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	۸۴/۶۴	۰/۰۶۱	۰/۰۰۷	۰.۱۸۲	۰/۰۰۷	۰/۰۱۴
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	۷۵/۶۷۴	۰/۰۸۳	۰/۰۱۲	۰/۲۰۷	۰/۰۱۱	۰/۰۲۰
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	۱۱۲/۸۳۲	۰/۰۱۰	۰/۰۰۴	۰/۰۱۳	۰/۰۰۹	۰/۰۱۲
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	۱۰۸/۸۳۴	۰/۰۵۷	۰/۰۰۶	۰/۱۶۵	۰/۰۰۶	۰/۰۱۶
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1$	۷۲/۲۶۷	۰/۰۷۹	۰/۰۱۰	۰/۲۱۱	۰/۰۱۰	۰/۰۱۸
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	۷۷/۰۹۲	۰/۰۷۳	۰/۰۰۸	۰/۲۴	۰/۰۰۸	۰/۰۲۵
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	۱۲۳/۶۰۴	۰/۰۰۶	۰/۰۱۰	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۰

	h = ۴					
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	۷۰/۸۸	۰/۰۸۱	۰/۰۱۱	۰/۱۹۸	۰/۰۱۱	۰/۰۲۱
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	۹۵/۱۱۵	۰/۰۱۸	۰/۰۰۳	۰/۱۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۱۵
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	۷۹/۶۱۱	۰/۰۶۲	۰/۰۰۷	۰/۱۷۳	۰/۰۰۷	۰/۰۱۵
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	۷۰/۹۸۲	۰/۰۸۶	۰/۰۱۲	۰/۲۰۳	۰/۰۱۲	۰/۰۲۲
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	۸۱/۴۶۷	۰/۰۷۴	۰/۰۰۹	۰/۱۸۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱۰
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	۹۹/۷۸۷	۰/۰۶۲	۰/۰۰۷	۰/۱۷۴	۰/۰۰۷	۰/۰۱۰
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1$	۶۸/۴۰۱	۰/۰۸	۰/۰۱۱	۰/۲۰۱	۰/۰۱۱	۰/۰۱۷
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	۷۴/۵۶۲	۰/۰۷۲	۰/۰۸	۰/۲۱۲	۰/۰۰۸	۰/۰۲۳
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	۱۲۳/۱۷۵	۰/۰۰۶	۰/۰۰۱	۰/۱۰۴	۰/۰۰۴	۰/۰۰۶
	h = ۸					
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	۶۶/۷۴۹	۰/۰۸۴	۰/۰۱۲	۰/۰۵۶	۰/۰۱۲	۰/۰۱۲
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	۸۴/۹۱۵	۰/۰۱۷	۰/۰۰۳	۰/۰۸۱	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	۷۵/۰۲۱	۰/۰۶۲	۰/۰۰۶	۰/۰۳۲	۰/۰۰۷	۰/۰۱۴
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	۶۴/۵۶۶	۰/۰۸۷	۰/۰۱۳	۰/۵۶۴	۰/۰۱۳	۰/۰۱۰
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	۷۷/۷۹۵	۰/۰۷۸	۰/۰۱۰	۰/۴۷	۰/۰۱۰	۰/۰۱۰
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	۹۲/۵۲۴	۰/۰۶۷	۰/۰۰۹	۰/۴۳۷	۰/۰۰۸	۰/۰۱۳
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1)$	۶۸/۵۵۴	۰/۰۸۰	۰/۰۱۰	۰/۵۸	۰/۰۱۰	۰/۰۱۲
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	۷۴/۰۰۱	۰/۰۶۸	۰/۰۰۷	۰/۴۸۳	۰/۰۰۷	۰/۰۱۴
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	۹۸/۴۲	۰/۰۰۶	۰/۰۰۳	۰/۴۱۰	۰/۰۰۸	۰/۰۱۴

(منبع: یافته‌های پژوهش)

در مقایسهٔ مدل‌های ارائه‌شده در جدول در هر سه بازهٔ پیش‌بینی، مدل TVP-AR(1)-X DMA(α=λ=1) از کارایی بالاتری برخوردار بوده است. TVP-AR(1)-X DMA در (α=λ=1) برابر با BMA است. در ابتدا با به دست آوردن نمونه‌ای شامل ۴ میلیون رگرسیون از فضای الگو، ضرایب و احتمال پسین هر متغیر محاسبه شد. در ادامه ۱ میلیون رگرسیون به نمونهٔ اول اضافه و محاسبات تا ۱۰ میلیون رگرسیون ادامه یافت و قضیهٔ همگرایی حاصل شد.[۱] بر این اساس دیگر نیازی به افزایش حجم نمونه به‌منظور تعیین متغیرهای غیرشکننده وجود ندارد (جدول ۷). برای غیرشکننده معرفی کردن یک متغیر تحقق دو شرط ضروری است:

۱) افزایش احتمال پسین هر متغیر نسبت به احتمال پیشین؛

۲) بالا بودن سطح احتمال پسین از سطح آستانهٔ تعریف‌شده (سطح آستانهٔ اولیه = ۸ تقسیم بر ۲۶=۰/۳۰۷).

نتایج این امر در جدول ۷ ارائه شده است.

۱. معیار همگرایی بدون تغییر بودن ضرایب پسین تا سه رقم است.

جدول ۷. مرحلهٔ اول فرایند نمونه‌گیری و محاسبات با فرض $\bar{k} = 8$ شامل ۱۰ میلیون رگرسیون

متغیر	نمونهٔ اول شامل ٤ میلیون رگرسیون		نمونهٔ اول شامل ۱۰ میلیون رگرسیون	
	ضریب پیشین	احتمال پیشین	ضریب پسین	احتمال پسین
قیمت طلا	۰/۰۰۲۰۸	۰/۰۵۳	-۰/۰۰۱۲۲	۰/۰۱۹
نرخ مبادلهٔ دلار و یورو	۰/۰۰۳۷۵	۰/۲۴۱	۰/۰۰۳۱۹	۰/۴۷۶
شاخص قیمت سهام در بورس نیویورک	۰/۰۲۱۸۱	۰/۲۰۶	۰/۰۲۱۴۵	۰/۱۹۴
شاخص S&P 500	۰/۲۹۵۶	۰/۱۹۵۲	۰/۱۶۳۲	۰/۲۱۳۲
توییت‌های تریلرها و رهبران بازار (اخبار خوب و بد)	۰/۳۸۶۲	۰/۳۱۹۴	۰/۱۱۷۳	۰/۵۸۴۳
میانگین صنعتی داوجونز	-۰/۳۹۶۴	۰/۲۰۱۷	-۰/۱۹۳۵	۰/۰۹۷۵
شاخص قیمت مصرف‌کنندهٔ آمریکا	۰/۰۹۲۶	۰/۲۷۴۹	۰/۰۷۳	۰/۶۷۸۴
نرخ صندوق‌های فدرال	۰/۰۲۷۳	۰/۱۵۷۳	۰/۰۳۱۲۷	۰/۲۱۵۷
شاخص‌های بازار نوظهور (MSCI)[1]	۰/۰۷۳۸	۰/۱۹۱۶	۰/۱۴۷۲	۰/۲۳۷۱
شاخص مواد خام گلدمن ساکس[2]	۰/۱۰۲۷	۰/۱۸۴۶	۰/۱۶۳۲۸	۰/۱۵۷۶
شاخص انرژی گلدمن ساکس	۰/۰۲۱	۰/۱۴۱	۰/۰۶۷	۰/۱۳۶
بازده خزانه‌داری ده‌سالهٔ آمریکا	۰/۰۵۴۶	۰/۲۰۶	۰/۰۶۰۳	۰/۴۰۸
قیمت نفت	۰/۰۵۵۵	۰/۳۹۴	۰/۱۱۱۷۲	۰/۵۱۰
میانگین قیمت‌های فلزهای گران‌بها	۰/۰۳۶۵۱	۰/۱۹۱	۰/۰۲۰۰۲	۰/۲۰۷
تعداد معاملات روزانهٔ رمزارزها	۰/۶۴۰۳	۰/۷۵۴	۰/۶۶۴۴۲	۰/۹۲۵
متغیر	**نمونهٔ اول شامل ٤ میلیون رگرسیون**		**نمونهٔ اول شامل ۱۰ میلیون رگرسیون**	
	ضریب پیشین	**احتمال پیشین**	**ضریب پسین**	**احتمال پسین**
سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها	۰/۱۱۴۲۷	۰/۳۶۸	۰/۳۲۲۹۰	۰/۷۲۸
رشد نقدینگی آمریکا	۰.۰۲۱	۰/۲۴۱	۰/۰۳۷	۰/۴۳۶
نسبت مالیات به GDP آمریکا	۰/۰۵۴۵۰	۰/۰۶۸	۰/۱۷۳۶۵	۰/۲۱۳
رشد اقتصاد جهانی	۰/۱۵۲۵۰	۰/۲۵۷	۰/۱۸۳۸۵	۰/۴۱۱
کسری بودجهٔ آمریکا	۰/۱۷۴۷۰	۰/۲۸۳	۰/۳۴۰۹۲	۰/۴۲۳
قیمت باز شدن رمزارز	۰/۰۳۴۵	۰/۳۳۶	۰/۰۷۲۶	۰/۶۹۱
بیشینه قیمت	۰/۰۱۱۹۱	۰/۱۱۴	۰/۰۰۵۰۶	۰/۰۴۴
کمینه قیمت	۰/۰۱۵۵۶	۰/۲۲۰	۰/۰۱۳۲۲	۰/۲۱۳
قیمت بسته شدن	۰/۰۱۷۹	۰/۲۹۸	۰/۲۳۱۱۷	۰/۴۹۱
حجم مبادلات	۰/۰۳۱۳۵	۰/۴۵۹	۰/۰۱۸۱۶	۰/۷۱۴
ارزش بازار	۰/۱۷۲۹	۰/۳۸۶۳	۰/۲۵۲۹	۰/۵۴۸۴

(منبع: یافته‌های پژوهش)

1. Morgan Stanley Capital International
2. Goldman Sachs

در مرحلهٔ اول از منظر اقتصادی هدف تعیین متغیرهایی است که به میزان متوسط و بالایی بر نوسان قیمت رمزارزها اثرگذارند. در مرحلهٔ اول با استفاده از شروط دوگانهٔ فوق، برای تعیین متغیرهای غیرشکننده، ۱۴ متغیر انتخاب شد، یعنی ۱۴ متغیر مقدار احتمال پسین بیشتری نسبت به احتمال پیشین داشتند و نیز از سطح احتمال پسین بالاتر از سطح آستانهٔ ۰/۳۰۷ برخوردار بودند. در ادامه تمامی مراحل انجام‌شده در مرحلهٔ اول در مرحلهٔ دوم بر روی ۱۴ متغیر باقی‌مانده اعمال خواهد شد. در مرحلهٔ دوم نیز ابتدا یک نمونه شامل ۱ میلیون رگرسیون بر روی ۱۴ متغیر منتخب اعمال شده و محاسبات ضرایب و احتمالات پسین صورت گرفته است. در ادامه با اعمال دو شرط مذکور (سطح آستانهٔ ثانویه = ۸ تقسیم ۱۴=۰/۵۷۱)، مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر نوسان رمزارزها شناسایی خواهند شد. نتایج را در جدول ۸ می‌توان دید.

جدول ۸. مرحلهٔ دوم فرایند نمونه‌گیری و محاسبات با فرض K = 8

متغیر	نمونهٔ اول شامل ۱ هزار رگرسیون		نمونهٔ اول شامل ۱۰ هزار رگرسیون	
	ضریب پیشین	احتمال پیشین	ضریب پسین	احتمال پسین
نرخ مبادلهٔ دلار و یورو	۰/۰۰۴۹۱	۰/۴۲۸	۰/۰۱۲۱	۰/۸۳۷
توییت‌های تریلرها و رهبران بازار (اخبار خوب و بد)	۰/۰۹۷۶	۰/۳۰۲	۰/۰۸۱۳	۰/۶۷۷
شاخص قیمت مصرف‌کنندهٔ آمریکا	۰/۰۱۳۵	۰/۵۳۹	۰/۲۱۸۲	۰/۴۲۱
بازده خزانه‌داری ده‌سالهٔ آمریکا	۰/۰۸۰۲	۰/۲۱۹	۰/۱۹۶۴	۰/۳۲۷
قیمت نفت	۰/۰۱۳۸	۰/۱۲۹	۰/۰۳۹۱	۰/۲۰۱
تعداد معاملات روزانه رمزارزها	۰/۱۴۰۵	۰/۴۳۹	۰/۲۳۸۹	۰/۸۱۳
سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها	۰/۰۸۳۶	۰/۰۸۲	۰/۱۳۸۵	۰/۸۶۸
رشد نقدینگی آمریکا	۰/۱۴۱۳	۰/۳۹۴	۰/۲۱۳۴	۰/۶۹۷
رشد اقتصاد جهانی	۰/۰۳۵۱	۰/۲۸۲	۰/۱۱۲۹	۰/۲۰۴
کسری بودجهٔ آمریکا	۰/۱۳۱۹	۰/۴۷۳	۰/۰۸۳	۰/۳۱۲
قیمت بازشدن رمزارز	۰/۱۳۱۵	۰/۸۳۹	۰/۲۵۲۳	۰/۷۹۵
قیمت بسته شدن	۰/۰۲۹۸	۰/۰۳۸	۰/۱۲۹	۰/۳۱۵
حجم مبادلات	۰/۱۲۹۳	۰/۴۶۲	۰/۳۲۹	۰/۷۱۸
ارزش بازار	۰/۲۲۱۸	۰/۱۹۲	۰/۳۱۱	۰/۹۱۳

(منبع: یافته‌های پژوهش)

از آن نظر که در حضور بقیهٔ متغیرها، ۸ متغیر منتخب شدند، این متغیرها غیرشکننده نامیده می‌شوند و بقیهٔ متغیرها را که احتمال ورود پسین کمتری از احتمال پیشین دارند شکننده می‌نامند. با توجه به جدول ۸، متغیرهای

غیرشکننده با رنگ خاکستری مشخص شده‌اند. به‌ترتیب در ستون سوم و چهارم، ضرایب پسین و انحراف معیارهای پسین متغیرها بیان شده است و در ستون آخر آمارهٔ نسبت t[1] هر متغیر ارائه شده است.

جدول ۹. نتایج فرایند نمونه‌گیری و محاسبات بر اساس دو مرحله مدل BMA

ستون اول	ستون دوم	ستون سوم	ستون چهارم	ستون پنجم
متغیر	ضریب پسین	احتمال پسین	انحراف معیار پسین	رگرسیون‌ها |t - stat| ≥2
نرخ مبادلهٔ دلار و یورو	۰/۰۱۲۱	۰/۸۳۷	۰/۱۵۷۳	۰/۸۵۷
توییت‌های تریلرها و رهبران بازار (اخبار خوب و بد)	۰/۲۳۸۹	۰/۸۱۳	۰/۱۹۸۲	۰/۸۳۶
تعداد معاملات روزانهٔ رمزارزها	۰/۱۳۸۵	۰/۸۶۸	۰/۱۳۵۹	۰/۸۷۱
سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها	۰/۲۱۳۴	۰/۶۹۷	۰/۱۲۹۴	۰/۶۵۳
رشد نقدینگی آمریکا	۰/۲۵۲۳	۰/۷۹۵	۰/۰۶۲۵	۰/۸۰۳
قیمت باز شدن رمز ارز	۰/۳۲۹	۰/۷۱۸	۰/۰۹۵۴	۰/۷۴۵
حجم مبادلات	۰/۳۱۱	۰/۹۱۳	۰/۰۸۲۶	۰/۹۲۱
ارزش بازار	۰/۰۱۲۱	۰/۸۳۹	۰/۰۳۸۱	۰/۹۹۳

(منبع: یافته‌های پژوهش)

در جدول ۹، بر اساس شاخص نسبت آمارهٔ t به شناسایی و اولویت‌بندی متغیرهای غیرشکننده پژوهش پرداخته شده است؛ برای مثال، نسبت آمارهٔ t در متغیر نرخ مبادلهٔ دلار و یورو ۰/۸۵۷ است؛ این بدان معناست اگر این متغیر در ۱ میلیون رگرسیون حضور داشته باشد، در ۸۵۷ هزار حالت معنادار شده است. در نتیجه متغیری که بالاترین نسبت معناداری را داشته باشد، از اولویت بالاتری برای اثرگذاری بر نوسان قیمت رمزارزها برخوردار است.

٦. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

٦-١. نتایج

حجم معاملات بزرگ و نبود محدودیت در نوسانات موجب شده که معاملات رمزارزها مستعد نوسانات نسبت به سایر دارایی‌ها باشد. این نوسانات امکان پیش‌بینی قیمت رمزارزها را با چالش‌های متعددی روبه‌رو کرده است.

---

۱. باید دقت کرد که شاخص مذکور نسبت آمارهٔ t است نه خود آمارهٔ t؛ چرا که در این الگو، نسبت حالت‌های معنادارشدهٔ یک متغیر به کل حالت‌ها ملاک مناسب بودن متغیر مذکور است. در صورتی که این نسبت برابر یک شود، به این معناست که متغیر مذکور قوی‌ترین متغیر توضیح‌دهندهٔ متغیر وابسته به شمار می‌آید؛ زیرا در تمامی حالت‌ها اثر معناداری بر متغیر وابسته داشته است. صفر بودن نسبت آمارهٔ t به این معناست که متغیر مذکور در هیچ‌کدام از الگوهایی که حضور داشته تأثیر معناداری بر متغیر وابسته نداشته است.

بر این اساس از رویکردهای آماری و ریاضی مختلفی برای پیش‌بینی نوسانات رمزارزها توسط محققان مختلف به کار گرفته شده است؛ اما هیچ‌کدام از آن‌ها یک مدل عمومی و مناسب برای تمامی شرایط ارائه نکرده‌اند. این امر اهمیت استفاده از رویکرد مدل‌های بیزین و پارامتر متغیر زمان را فراهم کرده که توانایی انطباق با شرایط متغیر را دارند. بر این اساس از این رویکرد در پژوهش حاضر بهره گرفته شد.

بر اساس پژوهش‌های گذشته، عوامل متعددی بر نوسانات قیمت ارزهای دیجیتال اثرگذار است. در این پژوهش ۲۶ عامل شناسایی شد که می‌توان به دو دسته تقسیم کرد: یکی عوامل خارج از بازار (مانند طلا، نرخ مبادلهٔ دلار و یورو، شاخص قیمت سهام در بورس نیویورک، شاخص S&P 500، توییت‌های تریلرها و رهبران بازار (اخبار خوب و بد)، میانگین صنعتی داوجونز، شاخص قیمت مصرف‌کنندهٔ آمریکا؛ نرخ صندوق‌های فدرال، شاخص‌های بازار نوظهور MSCI، شاخص مواد خام گلدمن ساکس، شاخص انرژی گلدمن ساکس، بازده خزانه‌داری ده‌سالهٔ آمریکا، قیمت نفت، میانگین قیمت‌های فلزهای گران‌بها، رشد نقدینگی آمریکا، نسبت مالیات به GDP آمریکا، رشد اقتصاد جهانی، کسری بودجهٔ آمریکا) و دیگری عوامل مرتبط با بازار (قیمت باز شدن رمزارز، بیشینه قیمت، کمینه قیمت، قیمت بسته شدن، حجم مبادلات، تعداد معاملات روزانهٔ رمزارزها، سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها، ارزش بازار).

بر اساس نتایج، مدل‌های SV نسبت به مدل‌های گارچ در استخراج نوسانات از دقت بالاتری برخوردارند. از میان مدل‌های TVPDMA، TVPDMS و BMA مدل اخیر به‌سبب دقت بالاتر برای شناسایی مهم‌ترین متغیرهای غیرشکنندهٔ مؤثر بر نوسانات قیمت رمزارزها تعیین گردید. نتایج این رویکرد بیانگر این واقعیت بود که متغیرهای نرخ مبادلهٔ دلار و یورو، توییت‌های تریلرها و رهبران بازار، تعداد معاملات روزانهٔ رمزارزها، سختی روزانهٔ شبکهٔ رمزارزها، رشد نقدینگی آمریکا، قیمت باز شدن رمز ارز و حجم مبادلات مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر نوسان قیمت رمزارزها به شمار می‌آیند.

٦-٢. پیشنهادها

بر اساس نتایج، این پیشنهادها قابل‌ارائه است. با توجه به اثرگذاری نرخ مبادلهٔ دلار به یورو و نقدینگی در نوسانات بازار رمزارزها، مشاهده می‌شود سیاست‌های پولی ایالات متحده بر نوسانات بازار رمزارزها تأثیر معناداری دارد، اما سیاست‌های مالی موجب ایجاد نوسان در این بازار به‌صورت معناداری نشده است. متغیر کسری بودجهٔ آمریکا به نمایندگی سیاست‌های مالی تأثیر معناداری بر نوسانات قیمت رمزارزها نداشت.

در پژوهش حاضر تعداد ۱۸ متغیر در مقابل ۸ متغیر شکننده ارزیابی شد. شکننده بودن چنین متغیرهایی نه به معنای بی‌اهمیت بودن آن بلکه نشان از ضرورت توجه بیشتر به مدل‌سازی فرایند اثرگذاری این متغیرها دارد.

شواهد نشان می‌دهد تحلیل و سنجش رفتار جمعی می‌تواند به پیش‌بینی حرکات کوتاه‌مدت در ارزش رمزارزها کمک کند. علاوه بر این، مشخص شده که قیمت رمزارزها تحت‌تأثیر تعداد نمایش داده‌های

جست‌وجوی گوگل قرار دارد. این بدین معناست که افزایش شناخت عمومی و سواد مالی در حوزهٔ دیجیتال می‌تواند موجب کاهش سطح رفتارهای احساسی و هیجانی در افراد فعال در این بازار شود.

با توجه به ارتباط معنادار میان متغیرهای غیرشکننده در ابعاد کلان با متغیر نوسان قیمت رمزارزها، این عوامل می‌توانند در حکم متغیرهای پیش‌نگر برای بازار رمزارزها عمل کنند؛ در نتیجه رصد نمودن این شاخص‌ها می‌تواند در تشکیل پرتفوی سرمایه‌گذاری و کاهش نوسانات بازار رمزارزها نقش بسزایی ایفا کند. برای پیشنهادهای پژوهش‌های آتی می‌توان بیان کرد که استفاده از روش پانل متغیر زمان این امکان را فراهم می‌آورد تا نتایج بازار رمزارزها را بتوان با سایر بازارهای جهانی مانند شاخص بازده سهام داوجونز، بازار نفت، بازار جهانی طلا و فلزات اساسی مقایسه کرد؛ به‌گونه‌ای که بتوان جایگاه رمزارزها را در بازارهای مختلف ارزیابی نمود. استفاده از روش Shrink TVP، با در نظر گرفتن بُعد فضا در ایجاد نوسان در قیمت رمزارزها، می‌تواند مباحث اقتصاد فضایی را در ایجاد نوسان رمزارزها مطرح سازد.

با توجه به اینکه سیاست‌های پولی ایالات متحده موجب ایجاد حباب و نوسانات در قیمت دارایی‌ها به‌خصوص بازار رمزارزها شده است، پیشنهاد می‌شود فدرال رزرو در انجام سیاست‌های پولی بر اساس قاعدهٔ نرخ رشد پولی فریدمن ـ که بیانگر افزایش رشد نقدینگی به‌اندازهٔ رشد تولید ناخالص داخلی است ـ متعهد شود تا افزایش نقدینگی در این کشور دارای کمترین اثر سرریزشوندهٔ منفی در سطح جهانی باشد.

اجرای سیاست‌های تغییر ترکیب نقدینگی از سمت پول به‌سمت شبه‌پول و کلیت‌های بالاتر مانند M3 و M4 می‌تواند موجب کاهش سطح نوسانات و کاهش سرعت گردش پول و کاهش تورم و تورم انتظاری در اقتصاد شود و موجبات ثبات در رفتار بازارهای مالی را فراهم آورد.

لازم به ذکر است که در اجرای سیاست‌های پولی و مالی باید به قاعدهٔ همزمانی سیاست‌ها دقت شود؛ زیرا با اجرای یک سیاست انقباضی در کنار یک سیاست انبساطی مالی، امکان افزایش شدید نرخ بهره و تغییرات شدید انتقال‌های پولی در سطح بین‌المللی وجود دارد. این سرریزشوندگی مابین بازارهای مختلف می‌تواند موجب تلاطم و نوسان و شکل‌گیری حباب شود. در نتیجه طراحی سیستم‌های هشدار در راستای کاهش عدم تداخل سیاست‌ها و کاهش نوسانات در سطح بازارهای مالی، به‌خصوص بازارهای رمزارزها باید در دستور کار قرار بگیرد.

منابع و مآخذ

ابوالحسنی، محمدجواد؛ صمدی، سعید. (۱۳۹۹). «تحلیل عوامل مؤثر در قیمت ارزهای مجازی (مطالعهٔ موردی: بیت‌کوین و اتریوم)». *پژوهش‌های پولی و بانکی*، ۱۳(۴۶)، ۵۹۱-۶۲۹.
https://sid.ir/paper/1060154/fa

بشیری، میثم؛ پاریاب، سید حسین. (۱۳۹۹). «پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین». *اقتصاد کاربردی*، ۱۰(۹۹)، ۱-۱۳. https://doi.org/10.30495/jae.2020.18114

داشچی، علیرضا. (۱۴۰۰). *پیش‌بینی قیمت رمزارز بیت‌کوین با استفاده از یادگیری ماشینی*. پایان‌نامهٔ کارشناسی ریاضیات و کاربردها، پردیس علوم وابسته به دانشگاه تهران، دانشکدهٔ ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر. https://science.ut.ac.ir/documents/438200/728154/dashchi.pdf/04ccd264

سلیمانی‌پور، محمدمهدی؛ سلطانی نژاد، حامد؛ پورمطهر، مهدی. (۱۳۹۶). «بررسی فقهی پول مجازی". *تحقیقات مالی اسلامی*، ۶(۲)، ۱۶۷-۱۹۲. https://sid.ir/paper/254891/fa

صادقیان، محمدکاظم؛ یاوری، کاظم؛ علوی‌راد، عباس. (۱۴۰۰). «شناسایی متغیرهای مؤثر بر قیمت رمزارز بیت‌کوین: رویکرد میانگین‌گیری بیزین (BMA) و حداقل مربعات متوسط وزنی (WALS)». *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۲(۴۶)، ۵۱۷-۵۳۹. https://dorl.net/dor/20.1001.1.22519165.1400.12.46.22.8

صالحی‌فر، محمد. (۱۳۹۸). «بررسی رفتار بازده و ریسک بیت‌کوین در مقایسه با بازارهای طلا، ارز و بورس با رویکرد مدل‌های GJR-GARCH و گارچ آستانه". *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۰(۴۰)، ۱۵۲-۱۶۸. https://dorl.net/dor/20.1001.1.22519165.1398.10.40.7.7

محمدشریفی، ابوصالح؛ خلیلی دامغانی، کاوه؛ عبدی، فرشید؛ سردار، سهیلا. (۱۴۰۰). «پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین با استفاده از مدل ترکیبی ARIMA و یادگیری عمیق» *مطالعات مدیریت صنعتی*، ۱۹(۶۱)، ۱۲۵-۱۴۶. https://www.doi.org/10.22054/jims.2021.52374.2488

میرزایی، کاظم؛ فتوح‌آبادی، وحید؛ نصرت‌آبادی، جمشید. (۱۳۹۷). «بررسی عوامل مؤثر بر نوسانات بیت‌کوین و خطرات مالی ذاتی در رمزپول‌ها با استفاده از مدل GARCH(۱،۱)". *اقتصاد دفاع*، ۳(۱۰)، ۱۳۱-۱۴۸. https://journals.sndu.ac.ir/article_770.html

References

Abolhasani, M. J., & Samadi, S. (2020). "Analyzing the factors affecting the price of virtual currencies (Case study: Bitcoin and Ethereum)". *Journal of Monetary and Banking Research*, 13(46), 591-629. [In Persian]. https://sid.ir/paper/1060154/en

Agnello, L., Castro, V., Dufrénot, G., Jawadi, F., & Sousa, R. M. (2019). "Unconventional monetary policy reaction functions: Evidence from the US". *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 24(4). https://doi.org/10.1515/snde-2018-0088

Al Guindy, M. (2021). "Cryptocurrency price volatility and investor attention". *International Review of Economics & Finance*, 76, 556–570. https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.07.007

Albariqi, R., & Winarko, E. (2020). "Prediction of Bitcoin price change using neural networks". In *2020 International Conference on Smart Technology and Applications* (ICoSTA) (pp. 1-4). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICoSTA48221.2020.1570610936

Al-Yahyaee, K. H., Mensi, W., & Yoon, S. M. (2018). "Efficiency, multifractality, and the long-memory property of the Bitcoin market: A comparative analysis with stock, currency, and gold markets". *Finance Research Letters*, 27, 228-234. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.03.017

Ampountolas, A. (2022). "Cryptocurrencies intraday high-frequency volatility spillover effects using univariate and multivariate GARCH models". *International Journal of Financial Studies*, 10(3), 51. https://doi.org/10.3390/ijfs10030051

Angelini, E., Banbura, M., & Rünstler, G. (2010). "Estimating and forecasting the euro area monthly national accounts from a dynamic factor model". *OECD Journal: Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*, 2010(1), 1–22. https://doi.org/10.1787/jbcma-2010-5kmmsxgf2qbs

Artis, M. J., Banerjee, A., & Marcellino, M. (2005). "Factor forecasts for the UK". *Journal of Forecasting*, 24(4), 279–298. https://doi.org/10.1002/for.949

Avdjiev, S., & Hale, G. (2019). "US monetary policy and fluctuations of international bank lending". *Journal of International Money and Finance*, 95, 251–268. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2018.06.013

Aye, G., Gupta, R., Hammoudeh, S., & Kim, W. J. (2014). "Forecasting the price of gold using dynamic model averaging". *University of Pretoria, Department of Economics Working Paper Series*. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2015.03.010

Balcilar, M., Gupta, R., Eyden, R., Thompson, K., & Majumdar, A. (2018). "Comparing the forecasting ability of financial conditions indices: The case of South Africa". *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69, 245-259. https://doi.org/10.1016/j.qref.2018.03.012

Bashiri, M., & Paryab, S. H. (2020). "Predicting Bitcoin price using machine learning algorithms". *Applied Economics*, 10(34 & 35), 1-13. [In Persian]. https://doi.org/10.30495/JAE.2020.18114

Belmonte, M., & Koop, G. (2014). "Model switching and model averaging in time-varying parameter regression models". *Advances in Econometrics*, 34, 45–69. https://doi.org/10.1108/S0731-905320140000034004

Bernanke, B. S., & Boivin, J. (2003). "Monetary policy in a data-rich environment". *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 525-546. https://doi.org/10.1016/S0304-3932(03)00024-2

Blau, B. M., Griffith, T. G., & Whitby, R. J. (2021). "Inflation and Bitcoin: A descriptive time-series analysis". *Economics Letters*, 203, 109848. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109848

Boivin, J., & Ng, S. (2006). "Are more data always better for factor analysis?" *Journal of Econometrics*, 132(1), 169-194. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.01.027

Briere, M., Oosterlinck, K., & Szafarz, A. (2013). "Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with Bitcoin". *Journal of Asset Management*, 16(6), 365-373. https://doi.org/10.2139/ssrn.2324780

Buncic, D., & Moretto, C. (2015). "Forecasting copper prices with dynamic averaging and selection models". *North American Journal of Economics and Finance*, 33, 1-38. https://doi.org/10.1016/j.najef.2015.03.002

Casino, F., Dasaklis, T. K., & Patsakis, C. (2019). "A systematic literature review of blockchain-based applications: Current status, classification and open issues". *Telematics and Informatics*, 36, 55–81. https://doi.org/10.1016/j.tele.2018.11.006

Cheah, E. T., & Fry, J. (2015). "Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin". *Economics Letters*, 130, 32–36. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029

Chen, Q., Filardo, A., He, D., & Zhu, F. (2016). "Financial crisis, US unconventional monetary policy and international spillovers". *Journal of International Money and Finance*, 67, 62–81. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2015.06.011

Chohan, U. W. (2021). "Cryptocurrencies and hyperinflation". *Critical Blockchain Research Initiative (CBRI) Working Papers*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3320702

Christopher, C. M. (2014). "Whack-a-Mole: Why prosecuting digital currency exchanges won't stop online laundering". *Lewis & Clark Law Review*, 18(1), 1–36. http://hdl.handle.net/10601/2119

Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2018). "Virtual relationships: Short- and long-run evidence from Bitcoin and altcoin markets". *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173-195.

Conlon, T., Corbet, S., & McGee, R. J. (2021). "Inflation and cryptocurrencies revisited: A time-scale analysis". https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109996

Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B., Meegan, A., & Yarovaya, L. (2020). "Cryptocurrency reaction to FOMC announcements: Evidence of heterogeneity based on blockchain

stack position". *Journal of Financial Stability*, 46, 100706. https://doi.org/10.1016/j.jfs.2019.100706

Corradi, F., & Höfner, P. (2018). "The disenchantment of Bitcoin: Unveiling the myth of a digital currency". *International Review of Sociology*, 28(1), 193-207. https://doi.org/10.1080/03906701.2018.1430067

D'Agostino, A., & Giannone, D. (2012). "Comparing alternative predictors based on large-panel factor models". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(2), 306–326. https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.2011.00657.x

Dashchi, A. (2021). *Predicting Bitcoin cryptocurrency price using machine learning*. Bachelor's thesis, College of Science, University of Tehran, Faculty of Mathematics, Statistics and Computer Science. [In Persian].

Drachal, K. (2016). "Forecasting spot oil price in a dynamic model averaging framework - Have the determinants changed over time?" *Energy Economics*, 60, 35–46. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.09.020

Dutta, A., Kumar, S., & Basu, M. (2020). "A gated recurrent unit approach to Bitcoin price prediction". *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), 23. https://doi.org/10.3390/jrfm13020023

Evans, D. S. (2014). "Economic aspects of Bitcoin and other decentralized public-ledger currency platforms". *Coase-Sandor Institute for Law and Economics Research Paper*, (685).

Eyal, I., & Sirer, E. G. (2014). "Majority is not enough: Bitcoin mining is vulnerable". In *International Conference on Financial Cryptography and Data Security* (pp. 436-454). Springer. https://doi.org/10.48550/arXiv.1311.0243

Feld, S., Schönfeld, M., & Werner, M. (2014). "Analyzing the deployment of Bitcoin's P2P network under an AS-level perspective". *Procedia Computer Science*, 32, 1121–1126. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.05.542

Ferreira, D., & Palma, A. (2015). "Forecasting inflation with the Phillips Curve: A dynamic model averaging approach for Brazil". *Revista Brasileira de Economia*, 69(4). https://doi.org/10.5935/0034-7140.20150021

Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2005). "The generalized dynamic factor model: One-sided estimation and forecasting". *Journal of the American Statistical Association*, 100(471), 830–840. https://doi.org/10.1198/016214504000002050

Ghosh, J. K., & Samanta, T. (2001). "Model selection: An overview". *Current Science*, 80(9), 1135–1144.

Ghysels, E., Harvey, A. C., & Renault, E. (1996). "Stochastic volatility". In G. S. Maddala & C. R. Rao (Eds.), *Handbook of Statistics*, Vol. 14: Statistical Methods in Finance (pp. 119-169). Elsevier.

Gupta, R., Hammoudeh, S., Kim, W. J., & Simo-Kengne, B. D. (2014). "Forecasting China's foreign exchange reserves using dynamic model averaging: The roles of macroeconomic fundamentals, financial stress and economic uncertainty". *North American Journal of Economics and Finance*, 28, 170-189. https://doi.org/10.1016/j.najef.2014.02.003

Jacquier, E., Polson, N. G., & Rossi, P. E. (2002). "Bayesian analysis of stochastic volatility models". *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(1), 69–87. https://doi.org/10.1198/073500102753410408

Jawadi, F., Sousa, R. M., & Traverso, R. (2017). "On the macroeconomic and the wealth effects of unconventional monetary policy". *Macroeconomic Dynamics*, 21(5), 1189–1204. https://doi.org/10.1017/S1365100515000292

Ji, Q., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2018). "Network causality structures among Bitcoin and other financial assets: A directed acyclic graph approach". *The Quarterly Review of Economics and Finance*. https://doi.org/10.1016/j.qref.2018.05.016

Kim, S., Shephard, N., & Chib, S. (1998). "Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with ARCH models". *Review of Economic Studies*, 65(3), 361–393. https://doi.org/10.1111/1467-937X.00050

Kim, T. (2017). "On the transaction cost of Bitcoin". Finance Research Letters, 23, 300-305. https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.07.014

Koop, G., & Korobilis, D. (2009). "Bayesian model averaging for forecasting macroeconomic time series". *Working paper*.

Koop, G., & Korobilis, D. (2012). "Forecasting inflation using dynamic model averaging". *International Economic Review*, 53(3), 867–886. https://doi.org/10.1111/j.1467-937X.2012.02270.x

Koop, G., & Korobilis, D. (2013). "A new index of financial conditions". *University of Glasgow, Adam Smith Business School*. http://eprints.gla.ac.uk/95030/

Koop, G., McIntyre, S., Mitchell, J., & Poon, A. (2020). "Regional output growth in the United Kingdom: More timely and higher frequency estimates from 1970". *Journal of Applied Econometrics*, 35(2), 176–197. https://doi.org/10.1002/jae.2748

Korobilis, D. (2013). "Assessing the transmission of monetary policy shocks using time-varying parameter dynamic factor models". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75, 157-179. https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.2011.00687.x

Kristoufek, L. (2013). "On Bitcoin markets (in) efficiency and its evolution". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 503, 257-262. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.02.161

Levin, R. B., O'Brien, A. A., & Zuberi, M. M. (2015). "Real regulation of virtual currencies". In *Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data* (Chapter 17, pp. 327–360). Elsevier/Academic Press. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00017-5

Marcellino, M., Stock, J. H., & Watson, M. W. (2003). "Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country-specific versus area-wide information". *European Economic Review*, 47(1), 1–18. https://doi.org/10.1016/S0014-2921(02)00206-4

Matta, M., Lunesu, I., & Marchesi, M. (2015). *Bitcoin spread prediction using social and web search media*. Università degli Studi di Cagliari. ISBN: 978-3-319-52757-4

Mert, N., & Timur, M. C. (2023). "Bitcoin and money supply relationship: An analysis of selected country economies". *Quantitative Finance and Economics*, 7(2), 224–245. https://doi.org/10.3934/QFE.2023012

Mirzaei, K., Fotouhabadi, V., & Nosratabadi, J. (2018). "Investigating factors affecting Bitcoin fluctuations and inherent financial risks in cryptocurrencies using the GARCH(1,1) model". *Quarterly Journal of Defense Economics*, 3(10), 131-148. [In Persian]. https://journals.sndu.ac.ir/article_770.html

Mohammadsharifi, A., Khalili-Damghani, K., Abdi, F., & Sardar, S. (2021). "Predicting Bitcoin price using a hybrid ARIMA and Deep Learning model". *Industrial Management Studies*, 19(61), 125-146. [In Persian]. https://doi.org/10.22054/jims.2021.52374.2488

Moral-Benito, E. (2012). "Determinants of economic growth: A Bayesian panel data approach". *Review of Economics and Statistics*.

Narayan, P. K., Narayan, S., Rahman, R. E., et al. (2019). "Bitcoin price growth and Indonesia's monetary system". *Emerging Markets Review*, 38, 364–376. https://doi.org/10.1016/j.ememar.2018.11.005

Naser, H. (2014). *An econometric investigation of forecasting GDP, oil prices, and relationships among GDP and energy sources*. Doctoral dissertation, University of Leeds. https://etheses.whiterose.ac.uk/7041/1/Hanan_PhD_Thesis.pdf

Naser, H., & Alaali, F. (2018). "Can oil prices help predict US stock market returns? Evidence using a dynamic model averaging (DMA) approach". *Empirical Economics*, 55(4), 1757–1777. https://doi.org/10.1007/s00181-017-1323-5

Nicoletti, G., & Passaro, R. (2012). "Sometimes it helps the evolving predictive power of spreads on GDP dynamics". *Working Paper Series, European Central Bank*, No. 1447.

Poon, S.-H., & Granger, C. W. J. (2002). "Forecasting volatility in financial markets: A review". *Journal of Economic Literature*, 41(2), 478-539.

Raftery, A., Karny, M., Andrysek, J., & Ettler, P. (2007). "Online prediction under model uncertainty via dynamic model averaging: Application to a cold rolling mill". *Technical Report* 525, Department of Statistics, University of Washington. https://stat.ufl.edu/wp-content/uploads/sites/120/rafteryTalk.pdf

Raftery, A. E., Kárný, M., & Ettler, P. (2010). "Online prediction under model uncertainty via dynamic model averaging: Application to a cold rolling mill". *Technometrics*, 52(1), 52–66. https://doi.org/10.1198/TECH.2009.08104

Reijers, W., O'Brolcháin, F., & Haynes, P. (2021). "Cryptocurrency". *Internet Policy Review*, 10(2). https://doi.org/10.14763/2021.2.1561

Risse, M., & Kern, M. (2016). "Forecasting house-price growth in the Euro area with dynamic model averaging". *The North American Journal of Economics and Finance*, 38, 70-85. https://doi.org/10.1016/j.najef.2016.08.001

Sadeghian, M. K., Yavari, K., & Alavi Rad, A. (2021). "Identifying variables affecting the price of Bitcoin cryptocurrency: Bayesian Model Averaging (BMA) and Weighted Average Least Squares (WALS) approach". *Financial Engineering and Portfolio Management*, 12(46), 517-539. [In Persian]. https://dorl.net/dor/20.1001.1.22519165.1400.12.46.22.8

Saleh, F. (2021). "Blockchain without waste: Proof-of-Stake". *Review of Financial Studies*, 34(3), 1156–1190. https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa075

Salehifar, M. (2019). "Investigating the return and risk behavior of Bitcoin compared to gold, foreign exchange, and stock markets using GJR-GARCH and Threshold GARCH models". *Financial Engineering and Portfolio Management*, 10(40), 152-168. [In Persian]. https://dorl.net/dor/20.1001.1.22519165.1398.10.40.7.7

Schumacher, C. (2007). "Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets". *Journal of Forecasting*.

Selmi, R., Tiwari, A. K., & Hammoudeh, S. (2018). "Efficiency or speculation? A dynamic analysis of the Bitcoin market". *Economics Bulletin*, 38(4), 2037–2046. https://www.researchgate.net/publication/329017099

Shengao, Z., Mengze, L., & Chunxiao, Y. (2022). "The empirical analysis of Bitcoin price prediction based on deep learning integration method". *Computational Intelligence*, 1265837. https://doi.org/10.1155/2022/1265837

Soleimanipour, M. M., Soltaninejad, H., & Pourmotahar, M. (2017). "A jurisprudential (Fiqh) investigation of virtual money". *Islamic Financial Researches*, 6(2), 167-192. [In Persian]. https://sid.ir/paper/254891/en

Stock, J., & Watson, M. (2005). *An empirical comparison of methods for forecasting using many predictors*. Manuscript, Princeton University. http://www.economics.harvard.edu/faculty/stock/files/beb_4.pdf

Tandon, S., Revankar, S., & Palivela, H. (2021). "How can we predict the impact of the social media messages on the value of cryptocurrency? Insights from big data analytics". *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(2). https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2021.100035

Tapscott, D. (2016). *Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin Is Changing Money, Business, and the World*. Portfolio/Penguin.

Tillmann, P. (2016). "Unconventional monetary policy and the spillovers to emerging markets". *Journal of International Money and Finance*, 66, 136–156. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2015.12.010

Tong, Z., Chen, Z., & Zhu, C. (2022). "Nonlinear dynamics analysis of cryptocurrency price fluctuations based on Bitcoin". *Finance Research Letters*. https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102803

Tropina, T. (2014). "Fighting money laundering in the age of online banking, virtual currencies and internet gambling". *ERA Forum*, 15(1), 69–84. https://doi.org/10.1007/s12027-014-0335-2

Troster, V., Tiwari, A. K., Shahbaz, M., & Macedo, D. N. (2019). "Bitcoin returns and risk: A general GARCH and GAS analysis". *Finance Research Letters*, 30, 187-193. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.09.014

Urquhart, A. (2018). "What causes the attention of Bitcoin?" *Economics Letters*, 166, 40-44. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.017

Van Wijk, D. (2013). "What can be expected from the bitcoin?" *Working paper*.

Vandezande, N. (2017). "Virtual currencies under EU anti-money laundering law". *Computer Law & Security Review*, 33(3), 341-353. https://doi.org/10.1016/j.clsr.2017.03.011

Vidal-Tomas, D., & Ibañez, A. (2018). "Semi-strong efficiency of Bitcoin". *Finance Research Letters*, 27, 259–265. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.03.013

Wang, L., Sarker, P. K., & Bouri, E. (2022). "Short- and long-term interactions between Bitcoin and economic variables: Evidence from the US". *Computational Economics*, 1–26. https://doi.org/10.1007/s10614-022-10247-5

Yamak, P. T., Yujian, L., & Gadosey, P. K. (2019). "A comparison between ARIMA, LSTM, and GRU for time series forecasting". In *Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence* (pp. 49-55). https://doi.org/10.1145/3377713.3377722

Yelowitz, A., & Wilson, M. (2014). "Characteristics of Bitcoin users: An analysis of Google search data". *Applied Economics Letters*, 22(13), 1-7. https://doi.org/10.1080/13504851.2014.995359