ISSN (Print): 2251-8452 ISSN (Online): 2717-3356

Quarterly Monetary & Financial Economics

https://danesh24.um.ac.ir

Research Article Vol. 31, No. 2, 2024, p. 148 - 181 OPEN ACCESS

Investigating and Eomparing the Efficiency of Econometric Models (ARIMA and GARCH) and Artificial Intelligence (SVM and ANFIS) in Predicting the Price of Cryptocurrencies

S. Bafandeh Imandoust [1*], M. Behname [2], M. Roshan [3]

1- Associate Professor, Department of Economics, Payame Noor University, Tehran, Iran.
2- Associate Professor, Department of Economics, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.
3- Master of Economics, Payame Noor University, Tehran, Iran.

(*- Corresponding Author Email Imandoust@pnu.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/mfe.2024.86389.1382

Received:2024/01/14 Revised:2024/06/12 Accepted:2024/08/31	**How to cite this article:** Bafandeh. Imandoust, S.; Behname, M., & Roshanr. M. (2024). Investigating and Eomparing the Efficiency of Econometric Models (ARIMA and GARCH) and Artificial Intelligence (SVM and ANFIS) in Predicting the Price of Cryptocurrencies (Bitcoin Case Study). *Monetary & Financial Economics Journal*, *31*(2): 148-181. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/mfe.2024.86389.1382
Available Online:2024/08/31	

1- INTRODUCTION

In recent years, the sharp and persistent fluctuations in Bitcoin prices have turned this cryptocurrency into one of the most significant yet challenging financial assets. As the first and largest cryptocurrency in terms of market capitalization, Bitcoin accounts for a substantial share of the global cryptocurrency market and has attracted growing attention from investors, policymakers, and researchers. Characteristics such as the absence

©2024 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution
(CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original
authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.

of a central regulatory authority, limited supply, high price volatility, and speculative behavior make Bitcoin price forecasting both complex and critically important. In this context, accurate price prediction plays a vital role in investment decision-making and risk management.

Given the limitations of traditional linear econometric models in capturing the nonlinear and complex dynamics of emerging financial markets, artificial intelligence–based approaches have increasingly been adopted in recent studies. The primary objective of this research is to comparatively evaluate the forecasting performance of classical econometric models, namely the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) models, against nonlinear artificial intelligence models, including Support Vector Machines (SVM) and the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), in predicting daily Bitcoin prices.

2- THEORETICAL FRAMEWORK

The theoretical framework of this study is grounded in asset pricing theories, speculative behavior, and financial time series analysis. Unlike traditional financial assets, Bitcoin prices are not directly driven by macroeconomic fundamentals such as interest rates, inflation, or gross domestic product. Instead, they are largely influenced by endogenous factors, including limited supply mechanisms, market demand, investor expectations, technological developments, regulatory conditions, and competition with alternative cryptocurrencies.

Within this framework, ARIMA models are employed as conventional tools for modeling and forecasting linear time series processes, while GARCH models are specifically designed to capture volatility clustering and conditional heteroskedasticity commonly observed in financial markets. In contrast, artificial intelligence models such as SVM and ANFIS possess strong capabilities in modeling nonlinear relationships and complex patterns without relying on strict statistical assumptions. By integrating these theoretical perspectives, this study aims to assess the

relative effectiveness of linear econometric and nonlinear artificial intelligence approaches in forecasting Bitcoin prices.

3- METHODOLOGY

This study utilizes daily Bitcoin price data covering the period from January 1, 2016, to January 1, 2023, comprising 2,557 observations, obtained from the Bitstamp exchange. In all models, Bitcoin prices are modeled as a function of their historical values. The dataset is consistently divided into training and testing subsets, with 70% of the data allocated for model estimation and training, and the remaining 30% reserved for out-of-sample forecasting and performance evaluation.

ARIMA and GARCH models are estimated for forecasting horizons of 1, 2, and 4 days ahead. Similarly, SVM and ANFIS models are trained using optimized parameters and appropriate lag structures corresponding to the same forecasting horizons. Model performance is evaluated by using the coefficient of determination (R^2), mean absolute deviation (MAD), and root mean square error (RMSE). Furthermore, a restricted F-test is employed to statistically examine whether the differences in forecasting accuracy among the models are significant.

4- RESULTS & DISCUSSION

Descriptive analysis reveals that Bitcoin prices experienced substantial volatility during the study period, ranging from a minimum of USD 370.21 to a maximum of USD 67,482.75. The empirical results indicate that, across all modeling approaches, forecasting accuracy declines as the prediction horizon increases from one to four days ahead.

Among the econometric models, the GARCH model outperforms the ARIMA model, highlighting the importance of accounting for time-varying volatility in Bitcoin price dynamics. Nevertheless, the artificial intelligence–based models demonstrate significantly superior forecasting performance compared to their linear counterparts. Specifically, the SVM model achieves the highest R^2 values and the lowest forecast error measures across all horizons, followed by the ANFIS model. The results of the restricted F-test

confirm the existence of statistically significant differences in predictive performance, providing strong evidence in favor of the nonlinear models, particularly SVM, in forecasting daily Bitcoin prices.

5- CONCLUSIONS & SUGGESTIONS

The findings of this study indicate that artificial intelligence–based models substantially enhance the accuracy of Bitcoin price forecasting relative to traditional econometric approaches. Based on the comparative evaluation, the SVM model exhibits the highest predictive efficiency, followed by ANFIS, GARCH, and ARIMA, respectively. These results underscore the capability of nonlinear models to better capture the complex and speculative nature of cryptocurrency markets.

Future research is encouraged to explore hybrid modeling frameworks that integrate econometric and artificial intelligence approaches, incorporate exogenous variables such as market sentiment indicators, and extend the analysis to longer forecasting horizons. From a practical perspective, the results of this study provide valuable insights for investors, financial analysts, and policymakers seeking more reliable tools for decision-making and risk management in cryptocurrency markets.

Keywords: Predicting Methods, ARIMA Model, Autoregressive Conditional Heterogeneity Variance Model, SVM Model, ANFIS Model, Bitcoin.

اقتصاد پولی مالی، سال سی و یکم، دوره جدید، شمارهٔ ۲، پیاپی ۲۸، پاییز و زمستان ۱۴۰۳
https://danesh24.um.ac.ir

بررسی و مقایسه کارایی مدل‌های اقتصادسنجی (ARIMA و GARCH) و هوش مصنوعی (SVM و ANFIS) در پیش‌بینی قیمت رمزارزها

صادق بافنده ایماندوست *
دانشیار گروه اقتصاد، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران
مهدی بهنامه
دانشیار گروه اقتصاد،دانشکده علوم اداری و اقتصادی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
مهدی روشن
کارشناسی ارشد اقتصاد، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران.

نوع مقاله: پژوهشی
https://doi.org/10.22067/mfe.2024.86389.1382

چکیده

در این مطالعه به پیش‌بینی مقایسه‌ای قیمت بیت کوین با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی و هوش مصنوعی پرداخته شد. برای این منظور، داده‌های روزانه قیمت بیت کوین مربوط به دوره ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱ ژانویه ۲۰۲۳ از وب‌سایت صرافی بیت استمپ گردآوری شد. علاوه براین، در این مطالعه در تمامی افق‌ها، ۷۰ ٪ داده‌ها به آموزش مدل‌های هوش مصنوعی و تصریح مدل‌های اقتصادسنجی و ۳۰ ٪ باقیمانده به آزمون خروجی مدل‌های هوش مصنوعی و پیش‌بینی‌های خارج از نمونه مدل‌های اقتصادسنجی اختصاص داده شد. همچنین، به‌منظور ارزیابی کارایی مدل‌ها، از معیارهای ضریب نیکویی برازش (R^2)، میانگین قدر مطلق انحرافات (MAD) و ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده شد. درنهایت، جهت بررسی اختلاف آماری کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی قیمت روزانه قیمت بیت کوین از آزمون F مقید استفاده شد. نتایج نشان داد که متوسط قیمت روزانه بیت کوین از ۴۴۹.۷۱ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱۶۵۵۵.۷۵ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۲۳ در نوسان بوده است. همچنین، حداقل و حداکثر مقدار آن به ترتیب معادل ۳۷۰.۲۱ دلار (۳ فوریه ۲۰۱۶) و ۶۷۴۸۲.۷۵ دلار (۹ نوامبر ۲۰۲۱) بوده است. علاوه براین، در تمامی مدل‌ها با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین کاهش می‌یابد. درنهایت، یافته‌های مقایسه کارایی مدل‌های موردبررسی مؤید این است که به‌ترتیب مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)، سیستم استنتاجی- تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS)، واریانس ناهمسانی شرطی اتورگرسیو (GARCH) و خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته (ARIMA) از بیشترین کارایی برخوردار می‌باشند.

واژگان کلیدی: روش‌های پیش‌بینی، مدل ARIMA، مدل واریانس ناهمسانی شرطی اتورگرسیو، مدل SVM، مدل ANFIS، بیت کوین.

---

* نویسنده مسئول: Imandoust@pnu.ac.ir
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۰
صفحات: ۱۸۱-۱۴۸

مقدمه

بنا بر تعریف بانک مرکزی اروپا (ECB)[1] پول مجازی نوعی از پول دیجیتال مقررات‌گذاری نشده است که به‌صورت معمول توسط توسعه‌دهندگان آن کنترل می‌شود و توسط اعضای یک جامعه مجازی خاص پذیرفته شده و مورداستفاده قرار می‌گیرد (Chen, 2023). در سال‌های اخیر، پول‌های مجازی ازجمله ارزهای دیجیتالی توجه سرمایه‌گذاران زیادی را به خود جلب کرده‌اند. یکی از این ارزهای دیجیتالی که بیش از سایر ارزها موردتوجه قرار گرفته و در معاملات استفاده می‌شود، بیت کوین است. از طرف دیگر، بسیاری از محققان معتقدند که بیت کوین یک نوع دارایی بوده که در صورت داشتن اطلاع به هنگام از شرایط اقتصادی و اتخاذ سیاست مناسب، می‌تواند افزایش یابد (Kim et al., 2022). بیت کوین در سال ۲۰۰۸ توسط گروهی از برنامه نویسان با نام مستعار ساتوشی ناکاماتو[2] معرفی شد. بیت کوین یک پول رمزی مجازی است که به‌عنوان جایگزینی برای ارزهای تحت حمایت دولت طراحی شده است. بیت کوین معروف‌ترین معمای رمزنگاری است که ارزش کل بازاری آن بالغ بر ۱ تریلیون دلار برآورد شده است؛ اما بیت کوین تنها ارز دیجیتالی موجود در بازار نیست، بلکه ارزهای دیگری با نام آلت کوین نیز وجود دارد. این ارزها نیز محبوبیت زیادی به دست آورده‌اند. آلت کوین‌هایی مانند ریپل و لایت کوین همچنین دارای سرمایه قابل‌توجهی در بازار به میزان ۴۴۱ و ۶۶ میلیون دلار هستند (Ranjan et al., 2023). به نظر می‌رسد که رقابت بین انواع مختلف آلت کوین‌ها با بیت کوین منجر به کاهش سهم بازاری بیت کوین شده است. بااین‌وجود بیت کوین حدود ۴۹ درصد از کل بازار رمز ارزها را با ارزش تقریبی ۱/۷ تریلیون دلار به خود اختصاص داده است؛ بنابراین مشخص است که افراد و سازمان‌ها به‌شدت به پذیرش بیت کوین و دیگر ارزها به‌عنوان فرم‌های معتبر پرداخت روی آورده‌اند (Rathore et al., 2022). همچنین، امروزه بیت کوین به‌عنوان پرداختی نه‌فقط برای خدمات آنلاین بلکه برای بسیاری از کالاهای فیزیکی که هم به‌صورت آنلاین خریداری می‌شوند و هم رودررو، استفاده می‌شود. علی‌رغم وجود نشانه‌های زیاد دال بر استفاده وسیع از بیت کوین به‌عنوان نقدینگی، محققان بیان می‌کنند که ویژگی‌های بیت کوین سازگاری بیشتری با یک سرمایه‌گذاری سفته بازانه دارد. آن‌ها ویژگی‌هایی چون تغییرات شدید و سریع قیمت و نااطمینانی موجود در بیت کوین را از دلایل وجود سفته‌بازی می‌دانند (Ye et al., 2022). علی‌رغم رویکرد مثبت فعالان بازار نسبت به این ارز دیجیتالی، معایبی نیز برای آن

---

[1] European Central Bank
[2] Satoshi Nakamoto

ذکر شده است. افزایش سریع بیت کوین و عدم قاعده‌مندی در آن می‌تواند به معنای افزایش فعالیت در بازار سیاه باشد که این خود حمله سایبری به فرد و سازمان را افزایش داده و در قبال آن باید سطح امنیت سایبری فرد و سازمان تحت حمله افزایش یابد. این حملات می‌تواند شامل تهدیدات ناشی از نرم‌افزارهای مخرب و حوادثی مثل هک کردن ارز بیت کوین در توکیو باشد. مطالعات علمی نیز در مورد ارزهای دیجیتالی چون بیت کوین اخیراً شروع شده و روبه افزایش است و موضوع موردبحث در تمام این مقالات تفسیر مناسب رفتار بیت کوین است که تاکنون بسیار بحث‌برانگیز بوده است؛ چراکه فلزات گرانبهایی چون طلا، به دلیل امکان مبادله آن‌ها با کالا و خدمات، جریان نقدینگی ایجاد نمی‌کنند اما ارزش خود را حفظ می‌کنند. هزینه‌های تولید فلزات گرانبها در مورد بیت کوین نیز مشابه است اما برتری بیت کوین نسبت به فلزات گرانبها در تبدیل‌پذیری و کم بودن هزینه مبادله است که منجر به محبوبیت آن شده است (Kreuser & Sornette, 2018). از طرف دیگر، ارزش بیت کوین را نمی‌توان از طریق هیچ‌یک از اصول کلان اقتصادی چون نرخ بهره، تولید ناخالص داخلی و تورم تعیین کرد. همچنین نمی‌توان آن را با دیگر ارزها مقایسه کرد؛ بنابراین درک ساختار خرد بازار بیت کوین در راستای توضیح شکل‌گیری قیمت آن از اهمیت بالایی برخوردار است (Jaquart et al., 2021). بررسی مطالعات حاکی از آن است که مطالعات انجام شده عمدتاً بر جنبه‌های قانونی ارزهای دیجیتالی متمرکز شده و تحلیل مباحث مرتبط با ارزش پایه و حبابی شدن این بازار را موردتوجه قرار نداده‌اند. به‌طورکلی بیت کوین و هر دارایی دیگر باید بر اساس ارزش پایه خود ارزش‌گذاری شود؛ اما نوسانات اخیر در بیت کوین نشان‌دهنده ارزش پایه این ارز نبوده است. درواقع به نظر می‌رسد که قیمت‌های بیت کوین از روندی سفته بازانه تبعیت می‌کنند (Li & Wang, 2017). علاوه براین، سرمایه‌گذاران به‌منظور تصمیم‌گیری در مورد چگونگی تخصیص دارائی‌هایشان علاقه‌مندند از تغییرات نرخ این ارز دیجیتالی آگاهی داشته باشند. ازاین‌رو، اخیراً پیش‌بینی بیت کوین در کانون توجهات بسیاری از سیاست‌گذاران، اقتصاددانان و عاملان اقتصادی قرار گرفته است. لذا در این مطالعه به پیش‌بینی مقایسه‌ای قیمت بیت کوین با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته (ARIMA)[1] و واریانس

[1] Auto-Regressive Integrated Moving Average

ناهمسانی شرطی اتورگرسیو (GARCH)[1] و هوش مصنوعی (سیستم استنتاجی- تطبیقی عصبی- فازی) (ANFIS)[2] و ماشین بردار پشتیبان (SVM)[3] پرداخته می‌شود.

مبانی نظری پژوهش

عوامل مؤثر بر قیمت بیت کوین

خریدن بیت کوین مانند خریدن سهام یا اوراق قرضه نیست. بیت کوین همکاری نیست پس هیچ سند همکاری مشترک یا فرم مشخصی برای بررسی وجود ندارد و هیچ قیمت، سود، یا بازدهی نسبت به سایر ارزهای رمزی تولید نمی‌کند. بیت کوین مانند ارزهای سنتی نیست زیرا بانک مرکزی یا دولت هیچ نظارتی بر روند تولید و استفاده از آن ندارد؛ بنابراین سیاست‌های مالی، نرخ تورم و ابزارهای رشد اقتصادی که معمولاً بر روی نرخ ارز تأثیر می‌گذارند بر روی بیت کوین اثری ندارند. همین امر باعث شده که بالا رفتن و پایین آمدن قیمت بیت کوین نامشخص باشد (Yavari, 2021). چند عامل بر روی قیمت آن تأثیر می‌گذارند:

عرضه

عرضه بیت کوین به دو صورت مختلف انجام می‌شود. اول پروتکل بیت کوین امکان تولید بیت کوین‌های جدید را با نرخ ثابت سود ممکن می‌سازد. بیت کوین‌های جدید وقتی‌که ماینرها بلاک‌های تراکنش را بررسی می‌کنند، وارد می‌شوند و نرخی که کوین جدید با آن وارد شده در طول زمان کاهش می‌یابد: رشد از ۹.۸٪ به ۶.۹٪ و سپس ۴.۳٪ کاهش یافته است. در این شرایط تقاضا برای بیت کوین بیشتر از عرضه آن خواهد بود و قیمت را بالا می‌برد. دومین روش عرضه تحت تأثیر تعداد بیت کوین‌هایی است که سیستم می‌تواند داشته باشد. این تعداد در ۲۱ میلیون قفل شده است، بدین معنی که وقتی به این عدد برسد، فعالیت‌های ماینینگ دیگر برای تولید بیت کوین جدید انجام نخواهد شد. اینجاست که ماینینگ باید بنابر دستمزد تراکنش حمایت شود. عرضه بیت کوین در اواخر ماه ژانویه ۲۰۱۷ به ۱۶.۸ میلیون رسید که نشان می‌دهد ۸۰٪ عرضه بیت کوین انجام شده است. با عرضه ۲۱ میلیون بیت کوین قیمت‌ها به اینکه آیا بیت کوین کاربردی، قانونی و مورد تقاضا است یا خیر بستگی خواهد داشت. عامل آخر به محبوبیت سایر ارزهای دیجیتال بستگی دارد (Abolhasani & Samadi, 2020).

---

[1] Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity
[2] Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
[3] Support Vector Machines

رقابت

معمولاً وجود رقبای زیاد باید ارزش یک سرمایه را حفظ کند. احتمال دارد که ارزش دلار آمریکا درصورتی‌که گزینه‌های قدرتمندی مانند یورو، ین یا پوند وجود نداشته باشد، تغییر کند یا ارزش سهام ExxonMobil درصورتی‌که BP یا Royal Dutch Shell وجود نداشت، افزایش یابد. ماهیت حدسی و وضعیت نیمه قانونی ارزهای دیجیتال باعث شده که به‌سختی بتوان نحوه تأثیرگذاری قوانین رقابتی را بر روی قیمت‌گذاری بررسی کرد. عوامل دیگری مانند شهرت که مزیتی مهم برای بیت کوین است، تأثیرگذار خواهند بود.

دسترسی به مبادلات ارزی

هر چه بازارهای ارزی محبوب‌تر باشند، توانایی جذبشان برای شرکت‌کنندگان بیشتر خواهد بود و می‌توانند شبکه‌ای مؤثر را خلق کنند؛ بنابراین آن‌ها از بازارشان برای تنظیم قوانین در مورد نحوه افزودن ارزهای دیگر استفاده کرده و باعث می‌شود که ارزهای موجود محبوبیت بیشتری یابند. حضور بیت کوین در این بازارها به معنی پذیرش قوانین بدون توجه به منطقه رسمی اجرای قوانین است؛ بنابراین مسیری برای ارزهای رمزی ایجاد می‌شود که در Coinbase و GDAX ممکن نیست و میزان امنیت آن کمتر است (Azari et al., 2021).

مسائل قانونی

افزایش سریع محبوبیت بیت کوین و سایر ارزهای دیجیتالی، قانون‌گذاران را از دور خارج کرده است. کمیسیون بازارهای ارز و اوراق قرضه (SEC) در دسامبر ۲۰۱۷ اعلام کرد که سرمایه‌های دیجیتال به‌ویژه توکن‌های DAO به‌عنوان اوراق قرضه محسوب می‌شوند. کمیسیون تجارت کالا آینده آمریکا (CFTC) بیت کوین را کالا می‌داند. این سردرگمی به دلیلی وضع قوانینی بود که سعی می‌شد اوضاع را بهتر کند اما نتیجه عکس داد. دریافت تأییدیه قانونی، تولید محصولات مالی که از بیت کوین به‌عنوان سرمایه اصلی استفاده می‌کنند را مجاز کرد. بیت کوین می‌توانست در بازارهای تبادل سهام (ETF)، قراردادهای آتی و سایر مشتقات بکار رود. این امر بر روی قیمت به دو صورت تأثیر گذاشت. اول اینکه بیت کوین را در اختیار سرمایه‌گذارانی قرار داد که توانایی خرید بیت کوین واقعی را نداشتند و تقاضا افزایش یافت. دوماً اینکه توانست نوسان قیمت را کاهش دهد و به سرمایه‌گذاران سازمانی که فکر می‌کردند آینده بیت کوین با ارزش زیادی همراه است کمک کرد تا از منابعشان برای تغییر قیمت بیت کوین در مسیر مخالف استفاده کنند.

تکثیر بازار

این عامل نیز می‌تواند بر روی قیمت بیت کوین تأثیر داشته باشد. برای مثال تاجران گاه می‌توانند حجم زیادی بیت کوین را از بازار خریداری کنند تا از افزایش قیمت آن در آینده سود ببرند. موارد این چنینی باعث تکثیر حملات ماینینگ و افشای کدهای بیت کوین شده و قیمت را شدیداً تحت تأثیر خود قرار خواهد داد (Joyazandi, 2022).

مروری بر پیشینه تحقیق

لی و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی ایجاد و فروپاشی حباب بیت کوین با استفاده از روش GSADF[1] پرداختند. نتایج نشان داد که ۶ حباب انفجاری چین و ۵ حباب موجود در بازار آمریکا عمدتاً در دوره افزایش شدید قیمت بیت کوین رخ داده‌اند. این محققان بیان می‌کنند که به‌طور خاص شوک‌های برونزا مثل وقایع اقتصادی داخلی یا خارجی منجر به وقوع حباب‌ها خواهند شد. آن‌ها بیان می‌کنند که بحران‌های مالی مهم منجر به ایجاد حباب‌های بلندمدت و در مقیاس وسیع خواهد شد، درحالی‌که حباب‌های کوتاه‌مدت بیشتر به دلیل وقایع خاص داخلی رخ خواهد داد. کروسر و سورنتی (۲۰۱۸) یک مدل حباب انتظارات عقلایی پویا از قیمت‌ها را برای ارزیابی سرمایه‌گذاری بر روی بیت کوین موردبررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که بیت کوین در تاریخ ۲۵ آوریل ۲۰۱۷ شروع به فروپاشی و در تاریخ ۱۹ دسامبر ۲۰۱۷ (سه روز قبل از بحران) به‌طور کامل محو شده است. همچنین در بازه زمانی ۸ جولای ۲۰۰۳ تا ۲۰ دسامبر ۲۰۱۷، بازدهی صرف سرمایه‌گذاری بر روی بیت کوین ۲۶۵ درصد بوده است. یاماک و همکاران (۲۰۱۹) عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری عمیق را به همراه مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه برای پیش‌بینی داده‌های بیت‌کوین مقایسه نمودند. آن‌ها از شبکه عصبی عمیق LSTM و واحد بازگشتی دروازه‌ای برای مقایسه با مدل سنتی استفاده نمودند. نتایج نشان داد مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه در مقایسه با شبکه عصبی عمیق از عملکرد بهتری برخوردار است. جاکورت و همکاران (۲۰۲۱) در تحقیقی با عنوان «پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازار بیت کوین از طریق یادگیری ماشین»، مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی بیت کوین استفاده کرده و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی پیشرو با گرادیان مزدوج بهترین عملکرد را برای پیش‌بینی دارد. نتایج آن‌ها نشان داد که ویژگی‌های فنی بیشترین

---

[1] Generalized Supremum Augmented Dickey-Fuller

اهمیت در پیش‌بینی را داشته و بعد از آن ویژگی‌های مبتنی بر بلاکچین و احساسات علاقه قرار دارند. بیرگسلی و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیقی به پیش‌بینی نوسانات ارز دیجیتال بیت کوین با توجه به اهمیت آن در بین رمز ارزها پرداختند. برای این منظور، چند مدل GARCH و دو مدل خودرگرسیون ناهمگن (HAR) استفاده و با هم مقایسه شدند. نتایج نشان داد که EGARCH و APARCH بهترین عملکرد را در بین مدل‌های GARCH دارند. مدل‌های HAR بر اساس واریانس تحقق یافته بهتر از مدل‌های GARCH بر اساس داده‌های روزانه عمل می‌کنند. همچنین مدل‌های HAR بر مدل‌های GARCH برای پیش‌بینی نوسانات کوتاه‌مدت عملکرد بهتری دارند. چن (۲۰۲۳) تحقیقی با هدف بدست آوردن یک مدل الگوریتم با دقت پیش‌بینی بالا برای قیمت بیت کوین در روز بعد از طریق رگرسیون جنگل تصادفی و LSTM و توضیح اینکه کدام متغیرها بر قیمت بیت کوین تأثیر گذارند، انجام داد. نتایج نشان داد که اگرچه با آزمون دیبولد-ماریانو[1] نمی‌توان ثابت کرد که دقت پیش‌بینی رگرسیون تصادفی جنگل به طور قابل توجهی بهتر از LSTM است، لیکن، خطاهای پیش‌بینی RMSE و MAPE رگرسیون جنگل تصادفی بهتر از LSTM است.

صالحی‌فر (۲۰۱۹) به بررسی بازدهی و ریسک معاملات بیت کوین در مقایسه با سایر بازارهای رقیب مانند ارز (دلار و یورو)، بورس و طلا (قراردادهای آتی طلا و سکه بهار آزادی) با استفاده از آزمون ریشه واحد دیکی-فولر، مدل تک متغیره GJR-GARCH، گارچ آستانه و ضریب همبستگی اسپیرمن پرداخت. یافته‌ها نشان داد که اگرچه بازده و ریسک بیت کوین نسبت به سایر فرصت‌های سرمایه‌گذاری مانند ارز، طلا، سکه و بورس در داخل کشور به طور قابل ملاحظه‌ای بیشتر است، اما نمی‌توان رفتار آن را از نظر ریسک و بازدهی با بازارهای رقیب مرتبط دانست. بشیری و پاریاب (۲۰۲۰) به پیش‌بینی قیمت بیت کوین پرداختند. برای این منظور، داده‌های ده رمز ارز مورداستفاده قرار گرفت. در این پژوهش الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، گرادیان تقویتی و شبکه عصبی مقدار صحت ۵۲/۱۶ درصد را ثبت کردند. شجاعی و حیدرزاده (۲۰۲۱) دقت پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده را با دو رویکرد حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک مقایسه کردند. برای این منظور پنج ارز رمزنگاری‌شده بیت کوین، اتریوم، ریپل، بیت کوین کش و ای او اس به‌عنوان نماینده‌ای از دارایی‌های ریسکی طی دوره دوساله ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰ با تواتر روزانه مورد مطالعه قرار گرفتند. نتایج نشان داد که تبدیلات موجک در ۴ ارز (بیت کوین،

---

[1] Diebold–Mariano Test

اتریوم، ریپل، بیت کوین کش) از پنج ارز رمزنگاری‌شده مورد مطالعه، خطای کمتری در پیش‌بینی بازده داشته است و در ارز ای. او. اس. نیز از نظر هر معیار خطا، یکی از روش‌های پیش‌بینی مطلوبیت داشته است. سماوی و همکاران (۲۰۲۲) به مدل‌سازی پویا و زمان متغیر با استفاده از تکنیکی با نام امتیاز خودبرازشی تعمیم یافته (GAS) جهت برآورد و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک بیت‌کوین و طلا با استفاده از داده‌های روزانه از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ پرداخته و نتایج آن را با نتایج مدل‌های شناخته شده AR و GARCH مقایسه کردند. یافته‌ها نشان داد که برای انس جهانی طلا مدل‌های GAS، GARCH و AR در سطح خطای ۵ درصد، قابلیت تخمین ارزش در معرض ریسک وجود داشته و از این بین مدل GAS بهترین عملکرد را دارد. سعیدی‌نژاد و لاله (۲۰۲۲) در پژوهشی ابتدا تأثیرگذاری بیماری کووید-۱۹ برروی قیمت اتریوم و بیت کوین را بررسی کرده و دریافتند که این بیماری بر قیمت‌های جهانی اتریوم و بیت کوین تأثیر منفی گذاشته است. سپس با روش‌های سری زمانی تک متغیره به پیش‌بینی یکساله و دو ساله قیمت پرداختند. نتایج نشان داد که پس از افت‌های کوتاه‌مدت و نشان دادن واکنش به مقاومت‌ها و حمایت‌ها، روند سالانه صعودی را در پیش خواهند داشت. درویش متولی و امینی (۲۰۲۳) به ارائه مدلی برای پیش‌بینی قیمت ارز دیجیتال در شرایط عدم اطمینان محیطی با شبکه عصبی مصنوعی فازی پرداختند. این راستا، با استفاده از سایت‌های مرتبط و معیارهای شناسایی شده به جمع‌آوری اطلاعات پرداخته و ۶۰٪ داده‌های ورودی (۱۳۳۰ داده) به‌عنوان داده‌های آموزش و ۴۰٪ داده‌ها (۸۸۷ داده)، به‌عنوان تست در نظر گرفته شد. نتایج نشان از پیش‌بینی با دقت بالا با استفاده از روش پیشنهادی را داشت.

روش‌شناسی تحقیق

همان‌طور که پیشتر گفته شد، در این مطالعه به پیش‌بینی مقایسه‌ای قیمت بیت کوین با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی (ARIMA و GARCH) و هوش مصنوعی (ANFIS و SVM) پرداخته می‌شود. از این رو، در این بخش به تشریح مدل‌های یاد شده پرداخته می‌شود:

مدل خود برازش میانگین متحرک انباشته (ARIMA)

یکی از ابزارهای پیش‌بینی روش باکس- جنکینز (۱۹۷۰)[1] می‌باشد، که از نظر تکنیکی به متدلوژی ARIMA شهرت یافته است. به طور کلی این روش دارای ۴ مرحله است. مرحله اول که شناسایی

1. Box and Jenkins

آزمایشی نام دارد با استفاده از تابع خود همبستگی نمونه و تابع جزیی خود همبستگی نمونه انجام می‌گیرد. پس از شناسایی آزمایشی مدل، وارد مرحله دوم شده و به تخمین پارامترها پرداخته می‌شود (مرحله تخمین). مرحله سوم، مرحله آزمون دقت برازش نام دارد که در این مرحله کفایت شناسایی آزمایشی و تخمینی که در مورد مدل انجام شده است، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. پس از حصول مدل نهایی، از آن می‌توان جهت پیش‌بینی مقادیر آینده سری زمانی استفاده کرد (مرحله پیش‌بینی). فرآیند تشخیص آزمایشی، تخمین و دقت برازش تا زمانی که مدل مناسب نهایی یافت شود، ادامه خواهد داشت. همچنین، آشکار است که فرآیند پایا منتج از تفاضل گیری یک سری غیر پایای همگن، همواره یک فرآیند اغتشاش خالص (iid) نیست. در حالت کلی سری $\{(1-R)^d P_t\}$ می‌تواند از یک فرآیند $ARMA(p,q)$ پایا پیروی کند (Abrishami, 2002). در نتیجه خواهیم داشت:

$$\phi(R)(1-R)^d P_t = \delta + \theta_q(R)\varepsilon_t \qquad (۱)$$

که در آن عملگر خودتوضیح برابر $\left(\phi_p(R)=1-\phi_1 R-\phi_2 R^2-\ldots-\phi_p R^p\right)$ و عملگر معکوس پذیر میانگین متحرک برابر $\theta_q(R)=\left(1+\theta_1 R+\ldots+\theta_q R^q\right)$ است. الگوی غیر پایای همگن فوق، الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک از مرتبه (p,d,q) نامیده شده و به‌صورت $ARMA(p,d,q)$ نشان داده می‌شود (Greene, 2002).

مدل واریانس ناهمسانی شرطی اتورگرسیو (GARCH)

در اقتصادسنجی مدل ARCH به مدلی گفته می‌شود که فرض بر این دارد که واریانس جملات خطا[1] یا innovationها یک تابع از اندازه جملات خطای دوره‌های زمانی قبل است: معمولاً واریانس با مربع جملات خطای قبلی مرتبط است. چنین مدلی معمولاً ARCH نامیده می‌شود (Engle, 1982). بلرسلو (۱۹۸۶)، کار انگل را بدین صورت توسعه داد. فرض کنید که واریانس شرطی یک فرآیند ARMA بوده و فرآیند خطاها به‌صورت رابطه زیر باشد:

---

[1] Error Term

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \qquad (۲)$$

بطوری که:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \quad \text{و} \quad \sigma_V^2 = 1 \qquad (۳)$$

ازآنجاکه $\{v_t\}$ یک نوفه سفید است، میانگین‌های شرطی و غیر شرطی ε_t برابر صفر می‌باشد. این موضوع را می‌توان به‌صورت زیر تأیید نمود:

$$E\varepsilon_t = Ev_t (h_t)^{1/2} = 0 \qquad (۴)$$

با این حال واریانس شرطی ε_t عبارتست از:

$$E_{t-1}\varepsilon_t^2 = h_t \qquad (۵)$$

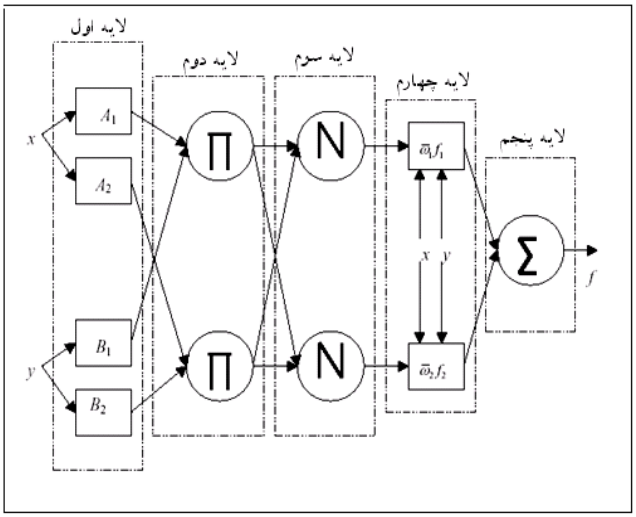
بنابراین، واریانس شرطی ε_t از یک فرآیند ARMA مانند عبارت h_t که در رابطه (۳) نشان داده شده است، تبعیت می‌کند. در واقع مدل تعمیم‌یافته ARCH(p,q) مدل GARCH(p,q) نامیده می‌شود که در این حالت در واریانس ناهمسانی هر دو جزء خودرگرسیونی و میانگین متحرک وجود دارد. چنانچه $p=0$ و $q=1$ باشد، بدیهی است که در این صورت مدل $GARCH(0,1)$ همان مدل ARCH خواهد بود و اگر مقادیر β_iها برابر صفر باشد، در این حالت مدل $GARCH(p,q)$، معادل یک مدل ARCH(q) می‌باشد (Greene, 2002).

مدل استنتاجی- تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS)

این مدل که توسط یانگ در سال ۱۹۹۶ بسط یافت، اجازه می‌دهد که سیستم‌های فازی در مباحث آموزش پارامترها، از الگوریتم آموزش انتشار خطا به عقب تطبیقی[1] استفاده نمایند. همچنین، از یک ساختار

[1] Adaptive Error Backpropagation Learning Algorithm.

ANFIS که از مجموعه‌ای از قواعد اگر- آنگاه فازی نوع TSK[1] (روش مستقیم) تشکیل گردیده است، می‌توان جهت مدل‌سازی و نگاشت داده‌های ورودی- خروجی استفاده کرد. شکل زیر ساختار ANFIS را نشان می‌دهد (Wang & Elhag, 2008):



شکل ۱: ساختار مدل ANFIS

لایه اول: در این لایه هر گره i، یک گره منطبق با تابع گره می‌باشد:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i^{(x)}} \quad ; \quad for \;\; i = 1,2, \;\; or$$
$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}^{(y)}} \quad ; \quad for \;\; i = 3,4, \qquad (٦)$$

که در آن، x یا y ورودی به گره i و A_i یا B_{i-2} اسامی متغیرهای زبانی منطبق با این گره می‌باشند؛ به عبارت دیگر، i بیانگر درجه عضویت یک مجموعه فازی $A = (A_1, A_2, B_1 or B_2)$ و مشخص کننده درجه‌ای است که در آن ورودی مورد نظر x یا y کمیت سنج A را برآورده می‌سازد.

لایه دوم: هر گره در این لایه، یک گره ثابت به نام P می‌باشد که خروجی آن‌ها محصول تمام سیگنال‌های ورودی می‌باشد:

---

[2] Takagi-Sugeno-kang.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i^{(x)}} \mu_{B_i^{(y)}} \quad , \quad i = 1,2. \qquad (۷)$$

هر گره خروجی بیانگر firing strength یک قاعده می‌باشد. به طور کلی، هر عملگر T-norm دیگر که فازی را ایجاد می‌کند، می‌تواند به‌عنوان تابع گره در این لایه بکار رود.

لایه سوم: هر گره در این لایه، یک گره ثابت به نام N می‌باشد و i امین گره، نسبت i امین قاعده firing strength را برای تمام قاعده‌های firing strength به‌صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$O_{3,i} = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad , \quad i = 1,2. \qquad (۸)$$

برای سادگی فرض می‌شود که خروجی‌های این لایه، firing strength های نرمال شده می‌باشند.

لایه چهارم: هر گره i در این لایه، یک گره منطبق با تابع گره، به‌صورت زیر می‌باشد:

$$O_{4,i} = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \qquad (۹)$$

که در آن ϖ_1 یک firing strength نرمال شده از لایه سوم می‌باشد و p_i، q_i و r_i مجموعه پارامترهای این گره می‌باشند. همچنین، پارامترهای این لایه، به پارامترهای استنتاجی موسومند.

لایه پنجم: تنها گره این لایه، یک گره ثابت به نام Σ می‌باشد که تمامی خروجی‌ها را به‌عنوان مجموع همه سیگنال‌های ورودی، به‌صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \qquad (۱۰)$$

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

SVM الگوریتمی است که نوع خاصی از مدل‌های خطی را می‌یابد که حداکثر حاشیه ابر صفحه را حاصل می‌کنند. حداکثر کردن حاشیه ابر صفحه منجر به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات می‌شود. به نزدیکترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیه ابر صفحه، بردارهای پشتیبان اطلاق می‌گردد. تنها از این

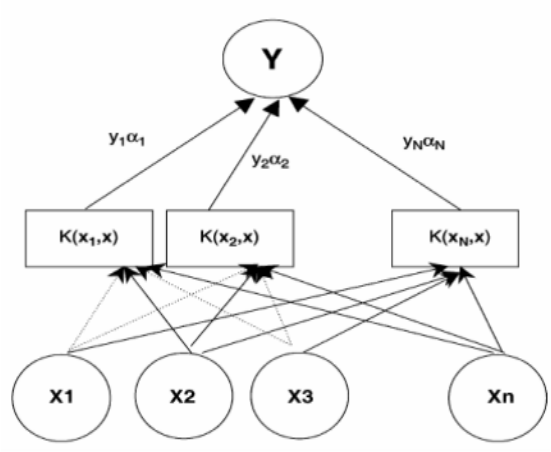
بردارها (نقاط) برای مشخص کردن مرز بین طبقات استفاده می‌شود. اگر داده‌ها به‌صورت خطی مجزا از هم باشند، SVM به ماشین‌های خطی برای تولید یک سطح بهینه که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیکترین نقاط آموزشی (بردارهای پشتیبان) تفکیک می‌نماید، آموزش می‌دهد. اگر نقاط آموزشی را به‌صورت $[x_i, y_i]$ و بردار ورودی $x_i \in R^n$ و ارزش طبقه $y_i \in \{-1,1\}, i = 1,...,l$ تعریف کنیم، آنگاه در حالتی که داده‌ها به‌صورت خطی قابل تفکیک هستند، قواعد تصمیم گیری که تعریف می‌شود و توسط یک صفحه بهینه که طبقات تصمیم‌گیری باینری را تفکیک می‌کند، به‌صورت معادله زیر می‌باشد:

$$y = sign\left(\sum_{i=1}^{N} y_i \alpha_i (X \otimes X) + b\right) \quad (11)$$

که در آن y خروجی معادله، y_i ارزش طبقه نمونه آموزشی X_i و $\otimes$ نشان دهنده ضرب داخلی است. بردار $x=(x_1,x_2,\ldots,x_n)$ بیانگر یک داده ورودی و بردارهای X_i، $i=1,\ldots,N$ بردارهای پشتیبان هستند. در معادله زیر، پارامترهای b و a_i تعیین کننده ابر صفحه هستند (Shin et al., 2005). اگر داده‌ها به‌صورت خطی قابل تفکیک نباشند، معادله فوق به‌صورت زیر تغییر می‌یابد:

$$y = sign\left(\sum_{i=1}^{N} y_i \alpha_i K(X, X_i) + b\right) \quad (12)$$

تابع $K(X,X_i)$ تابع کرنلی است که برای ایجاد ماشین‌هایی با انواع مختلفی از سطوح تصمیم‌گیری غیرخطی در فضای داده‌ها، ضرب‌های داخلی تولید می‌کند. شکل زیر فرایند مدل SVM را نشان می‌دهد:



شکل ۲: فرآیند مدل SVM

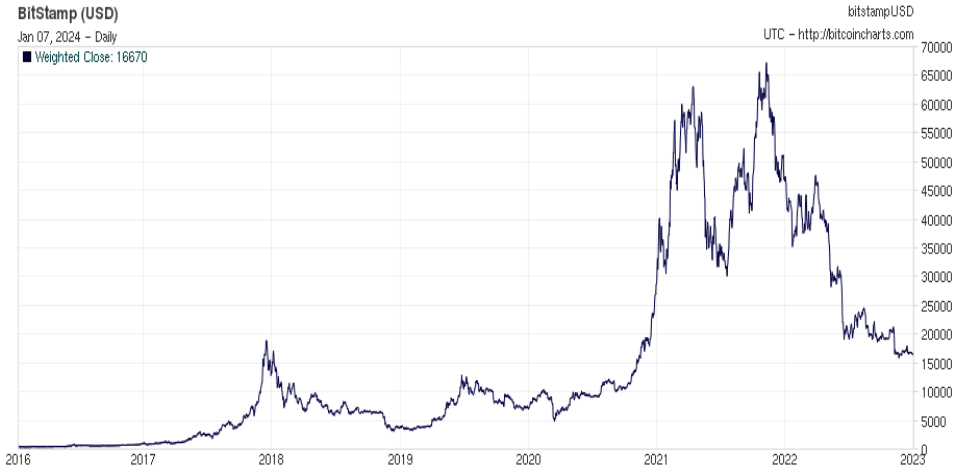
در سال‌های اخیر در حوزه‌های مختلف مدیریت مالی مانند رتبه‌بندی اعتباری و پیش‌بینی سری‌های زمانی از رویکرد SVM استفاده‌های زیادی شده است (Cristianini & Shawe-Taylor, 2000).

ساختار داده‌ها و معیارهای ارزیابی کارایی مدل‌ها

در این مطالعه برای تمامی مدل‌ها قیمت بیت کوین به‌عنوان تابعی از مقادیر گذشته آن مدل‌سازی می‌شود. همچنین، داده‌های بکار رفته در این مطالعه شامل داده‌های روزانه قیمت بیت کوین مربوط به دوره ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱ ژانویه ۲۰۲۳ (۲۵۵۷ روز) که از https://bitcoincharts.com/charts/ گردآوری می‌شود. علاوه بر این، گرچه اجماع کلی در مورد چگونگی تقسیم داده‌ها در مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی وجود ندارد، اما تمامی مطالعات بخش عمده داده‌ها (معمولاً ۷۰٪، ۸۰٪ یا ۹۰٪) را به آموزش و باقیماند داده‌ها را به آزمون مدل‌ها اختصاص می‌دهند (فهیمی‌فرد و همکاران، ۲۰۰۹). در این مطالعه در تمامی افق‌ها، ۷۰ ٪ داده‌ها به آموزش مدل‌های غیرخطی ANFIS، SVM و تصریح مدل‌های خطی GARCH و ARIMA، و ۳۰ ٪ داده‌ها به آزمون خروجی مدل‌های غیرخطی و پیش‌بینی‌های خارج از نمونه مدل‌های خطی یاد شده اختصاص داده می‌شود. همچنین، به‌منظور مقایسه کارایی مدل‌های پیش‌بینی، در این مطالعه از معیارهای R^2، MAD و RMSE استفاده می‌شود.

نتایج و بحث

در این بخش توصیف داده‌های روزانه قیمت بیت کوین مربوط به دوره ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱ ژانویه ۲۰۲۳ (۲۵۵۷ روز) بوده و از صرافی بیت استمپ[1] - اولین صرافی بزرگ بیت کوین که در لوکزامبورگ قرار دارد- گردآوری شده است، ارائه می‌شود. نمودار زیر روند متوسط قیمت روزانه بیت کوین را طی دوره یاد شده نشان می‌دهد:



شکل ۳: روند متوسط قیمت روزانه بیت کوین طی دوره ۱ ژانویه ۲۰۱٦ تا ۱ ژانویه ۲۰۲۳ (دلار آمریکا)

یافته‌های نمودار فوق نشان می‌دهد که متوسط قیمت روزانه بیت کوین از ۴۴۹.۷۱ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱۶۵۵۵.۷۵ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۲۳ در نوسان بوده است. همچنین، حداقل و حداکثر مقدار آن به ترتیب معادل ۳۷۰.۲۱ دلار (۳ فوریه ۲۰۱۶) و ۶۷۴۸۲.۷۵ دلار (۹ نوامبر ۲۰۲۱) بوده است.

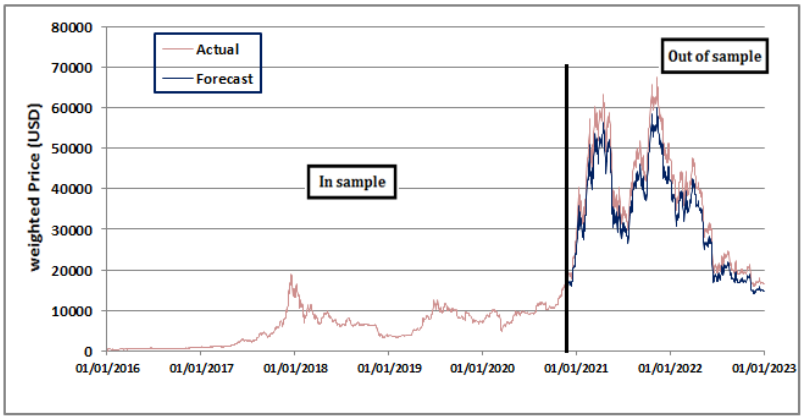
بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت بیت کوین

به‌منظور بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش بینی قیمت بیت کوین، ابتدا درجه همجمعی سری زمانی (d) از طریق آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و معیار شوارز- بیزین تعیین شد. نتایج این آزمون بیانگر ناپایایی سری زمانی قیمت بیت کوین در سطح بوده که پس از دو بار تفاضل‌گیری، قدر مطلق آماره محاسباتی آزمون مذکور برای سری زمانی میانگین قیمت روزانه بیت کوین در سطح معنی‌داری ۹۵٪ به

---

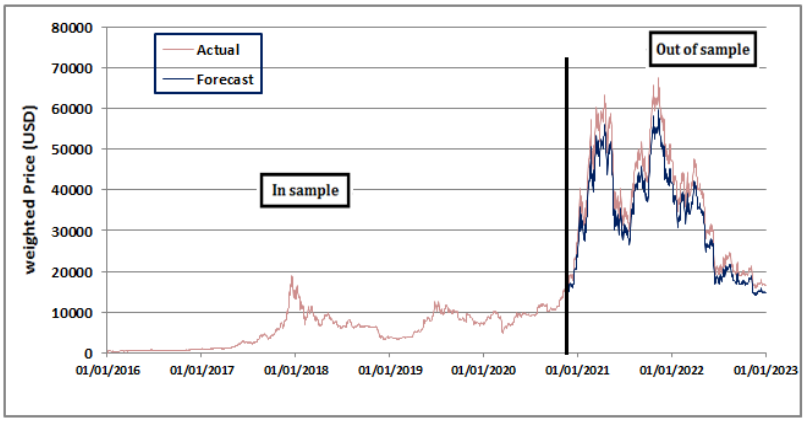
[1] Bitstamp

۱۱.۷۱۰۰ تغییر یافت که (مقدار بحرانی =۲.۸۷۰۸) بیانگر پایایی سری زمانی مورد نظر پس از دو بار تفاضل‌گیری می‌باشد (d=2). سپس به‌منظور پیش‌بینی قیمت بیت کوین برای افق‌های ۱، ۲ و ۴ روز آتی، درجه خود رگرسیونی (p) به ترتیب برابر ۱، ۲ و ۴ در نظر گرفته شد. پس از آن برای سری زمانی مذکور و برای هر یک از افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روز آتی، مدل‌هایی با درجه فرآیند MA برابر ۱، ۲ و ۳ تخمین و پس از تعیین مقدار اولیه پارامتر فرآیند MA بوسیله نمودار تابع راستنمایی متمرکز شده، از مدل‌های دارای بیشترین مقدار معیار شوارز– بیزین برای تعیین درجه میانگین متحرک (q) هر مدل استفاده شد. همچنین، به‌منظور بررسی کارایی این مدل در پیش بینی قیمت بیت کوین، در تمامی موارد ۷۰٪ داده‌ها به آموزش داخل نمونه[1] و ۳۰٪ به پیش بینی‌های خارج از نمونه[2] اختصاص داده شد. سپس ساختار تعیین شده در انجام پیش‌بینی‌های خارج از نمونه بکار گرفته شد و درنهایت پیش‌بینی‌های خارج از نمونه با استفاده از معیارهای RMSE، MAD و R^ 2 با داده‌های واقعی مقایسه شد. نمودارهای ۴-۲، ۴-۳ و ۴-۴ و جدول ۴-۱ به ترتیب نمایش هندسی و نتایج حاصل از بررسی میزان کارایی مدل ARIMA را در پیش‌بینی قیمت ۱، ۲ و ۴ روز آتی بیت کوین نشان می‌دهد:

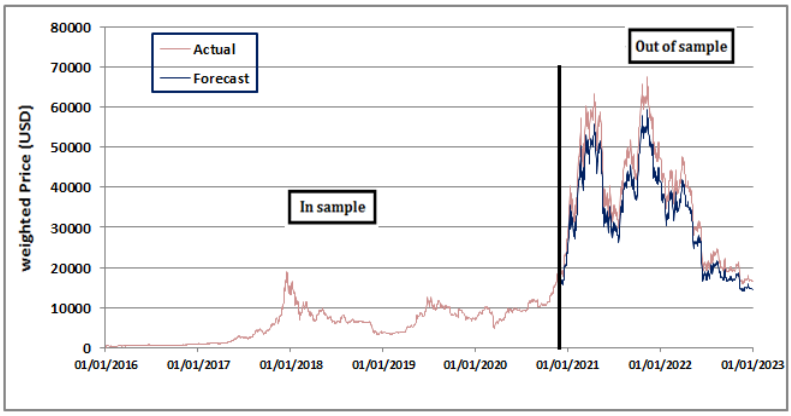


شکل ٤: تفسیر هندسی کارایی مدل ARIMA(1,2,2) در پیش‌بینی قیمت یک روز آتی بیت کوین

[1] In Sample
[2] Out of Sample



شکل ۵: تفسیر هندسی کارایی مدل ARIMA(2,2,1) در پیش‌بینی قیمت دو روز آتی بیت کوین



شکل ٦: تفسیر هندسی کارایی مدل ARIMA(4,2,1) در پیش‌بینی قیمت چهار روز آتی بیت کوین

نمودارهای فوق نمایش هندسی پیش بینی قیمت بیت کوین را که شامل In Sample و Forecast می‌باشد نشان می‌دهد (محور عمودی قیمت و محور افقی روز).

جدول(۱): کارایی مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت بیت کوین

۱ روز آتی		
ساختار (۱,۲,۲)		
RMSE	*MAD*	*R^2*
۰.۰۸۴۷	۰.۱۶۵۵	۰.۹۱۶۵

۲ روز آتی		
ساختار (۲,۲,۱)		
RMSE	*MAD*	*R^2*
۰.۰۹۰۴	۰.۱۷۶۶	۰.۹۱۱۹
٤ روز آتی		
ساختار (۴,۲,۱)		
RMSE	*MAD*	*R^2*
۰.۰۹۶۴	۰.۱۸۸۴	۰.۹۰۷۴

منبع: نتایج تحقیق

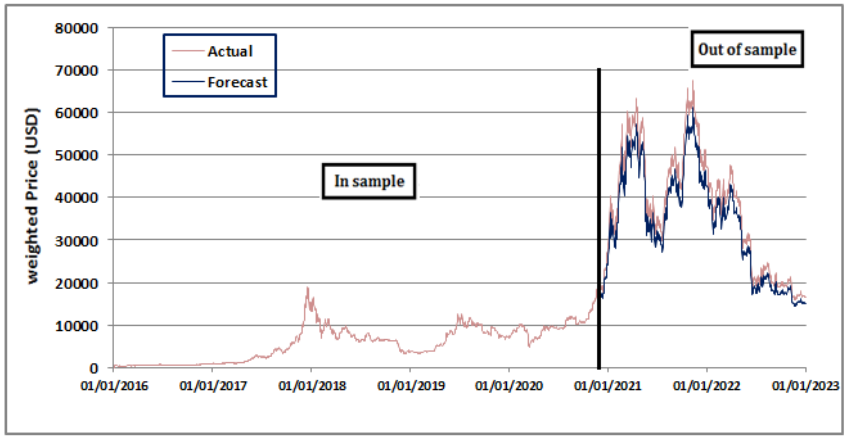
جدول فوق بیانگر مقادیر معیارهای ارزیابی و ساختار مدل ARIMA برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روز آتی پیش‌بینی قیمت بیت کوین می‌باشد. هر اندازه یک مدل از R^2 بیشتر و RMSE، MAD کمتری برخوردار باشد، کاراتر می‌باشد. یافته‌های فوق نشان می‌دهند که با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی (دقت) پیش بینی مدل ARIMA کاهش می‌یابد.

بررسی کارایی مدل GARCH در پیش بینی قیمت بیت کوین

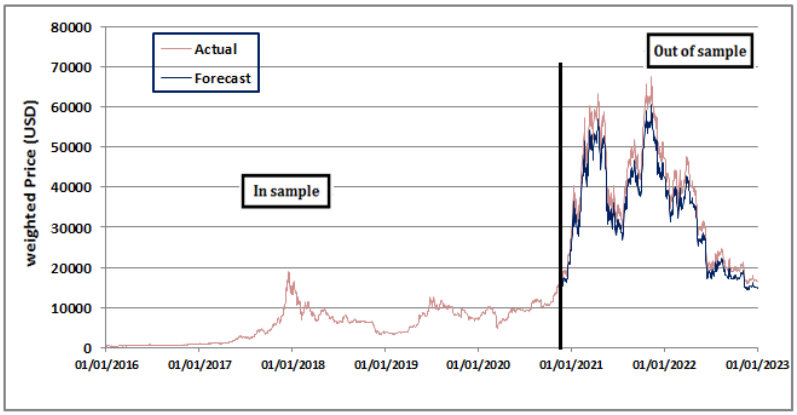
به‌منظور بررسی میزان کارایی مدل GARCH در پیش‌بینی قیمت بیت کوین، ابتدا وجود اثرات ARCH از طریق آزمون LM[1] بررسی شد. نتایج این آزمون نشان داد که مقدار آماره محاسباتی آزمون LM برای سری زمانی میانگین روزانه قیمت بین کوین برابر ۷.۵۲۳۱ می‌باشد؛ بنابراین فرضیه صفر مبنی بر عدم وجود اثرات ARCH در سری زمانی مذکور رد شده و فرضیه مقابل مبنی بر وجود اثرات ARCH پذیرفته می‌شود. پس از بررسی وجود اثرات ARCH، ساختار مدل GARCH(p,q) با استفاده از توزیع نرمال برای جملات اختلال شرطی، برای سری زمانی قیمت روزانه بیت کوین تصریح شد. بطوریکه به‌منظور بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی سری زمانی مذکور، برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روز آتی، درجه AR(p) به ترتیب برابر ۱، ۲ و ۴ در نظر گرفته شده و در تمامی موارد درجه MA(q)، برابر یک تعیین شد. پس از تصریح ساختار، پیش‌بینی‌های خارج از نمونه با استفاده از ساختار تصریح شده انجام شد. بطوریکه در تمام موارد ۷۰٪ داده‌ها به آموزش داخل نمونه و ۳۰٪ باقیمانده به پیش‌بینی‌های خارج از نمونه اختصاص داده شد. سپس با استفاده از معیارهای RMSE، MAD و R^2 پیش‌بینی‌های خارج از نمونه با داده‌های واقعی مقایسه شد. نمودارهای ۴-۵، ۴-۶ و ۴-۷ و جدول ۴-۲ به ترتیب نمایش هندسی و نتایج

[1] Lagrange Multiplier

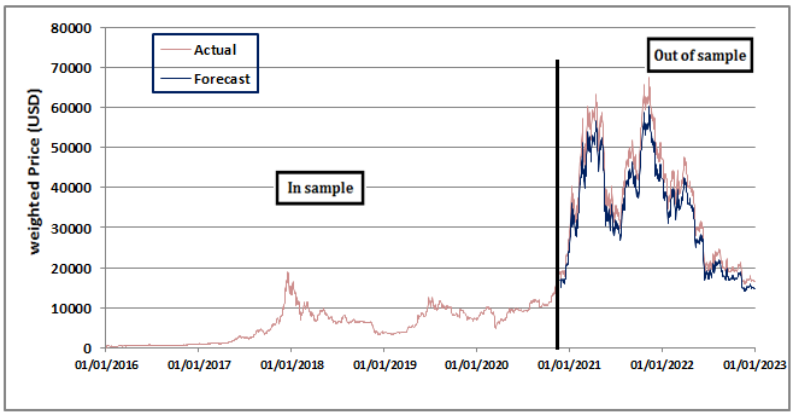
حاصل از بررسی میزان کارایی مدل GARCH را در پیش‌بینی قیمت ۱، ۲ و ۴ روز آتی بیت کوین نشان می‌دهد:



شکل ۷: تفسیر هندسی کارایی مدل GARCH در پیش‌بینی قیمت یک روز آتی بیت کوین



شکل ۸: تفسیر هندسی کارایی مدل GARCH در پیش‌بینی قیمت دو روز آتی بیت کوین



شکل ۹: تفسیر هندسی کارایی مدل GARCH در پیش‌بینی قیمت چهار روز آتی بیت کوین

جدول(۲): کارایی مدل GARCH در پیش‌بینی قیمت بیت کوین

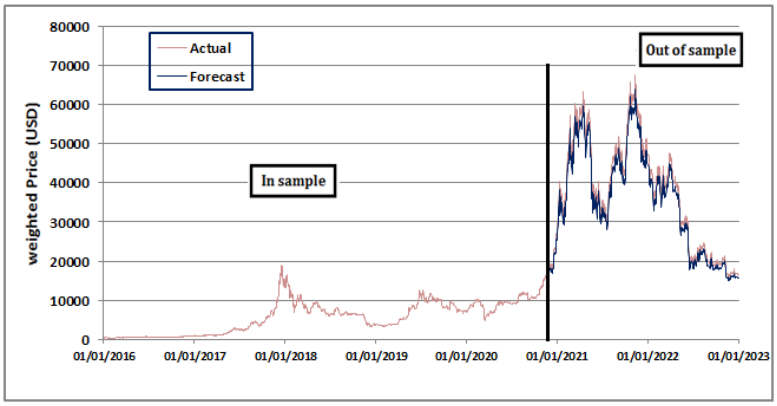
۱ روز آتی		
ساختار (۱,۱)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۶۹۸	۰.۱۳۶۳	۰.۹۳۰۵
۲ روز آتی		
ساختار (۲,۱)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۷۴۴	۰.۱۴۵۴	۰.۹۲۵۸
٤ روز آتی		
ساختار (۴,۱)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۷۹۴	۰.۱۵۵۱	۰.۹۲۱۲

منبع: نتایج تحقیق

یافته‌های فوق نشان می‌دهند که با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی پیش‌بینی مدل GARCH کاهش می‌یابد. همچنین، معیارهای کارایی پیش‌بینی مدل GARCH از وضعیت بهتری نسبت به مدل ARIMA برخوردار می‌باشند.

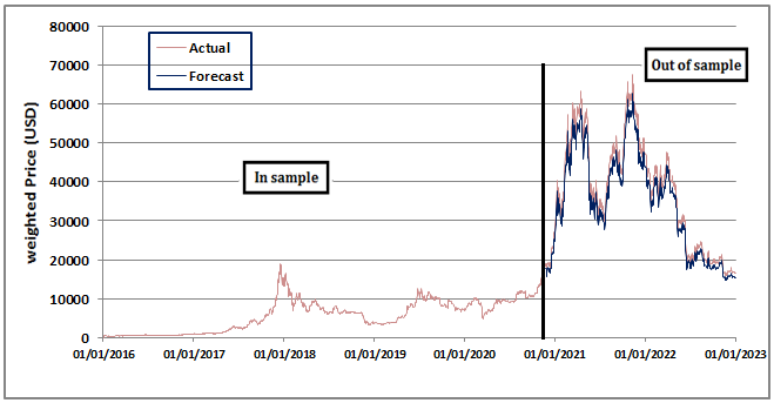
بررسی کارایی مدل ANFIS در پیش بینی قیمت بیت کوین

به‌منظور بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی سری زمانی مذکور برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روز آتی، به ترتیب از وقفه‌های ۱، ۲ و ۴ داده‌های نرمال شده استفاده شد. پس از آن، در تمامی موارد ۷۰٪ داده‌ها به آموزش داده‌های واقعی و ۳۰٪ باقیمانده به تست داده‌های خروجی مدل‌ها اختصاص داده شد. همچنین، از الگوریتم آموزشی هیبریدی برای مشخص کردن پارامترهای تابع عضویت سیستم‌های استنتاج فازی از نوع سوگنویِ یک خروجی استفاده شد. علاوه بر این، به‌منظور آموزش پارامترهای تابع عضویت سیستم استنتاج فازی مجموعه مفروض داده‌های ورودی- خروجی، ترکیب روش‌های حداقل مربعات و شیب نزولی انتشار برگشتی[1] بکار گرفته شد. برای افق‌های ۱، ۲ و ۴ روز آینده، مدل‌های مختلفی با توابع عضویت gauss، gauss2 و تعداد تابع عضویت (۲، ۳ و ۴) با شبکه عصبی انتشار برگشتی پیشخور، تابع فعال سازی logsig و epoch=100 طراحی شد. نهایتاً برای بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی سری زمانی مذکور، با استفاده از معیارهای RMSE، MAD و R^ 2 داده‌های خروجی هر مدل با داده‌های واقعی مقایسه شد. نمودارهای ۴-۸، ۴-۹ و ۴-۱۰ و جدول ۴-۳ به ترتیب نمایش هندسی و نتایج حاصل از بررسی میزان کارایی مدل ANFIS را در پیش‌بینی قیمت ۱، ۲ و ۴ روز آتی بیت کوین نشان می‌دهد:

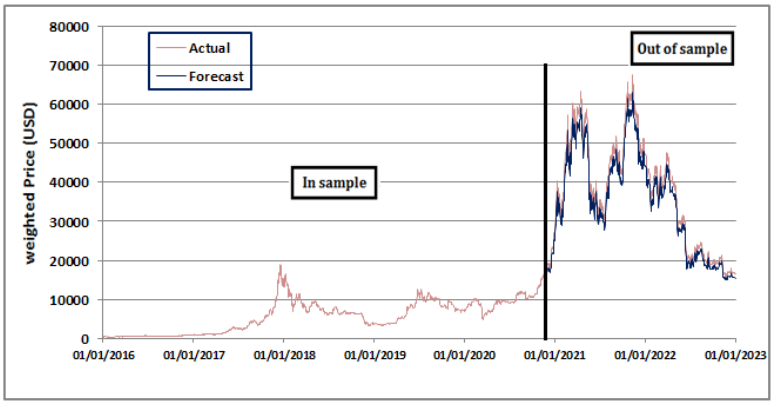


شکل ۱۰: تفسیر هندسی کارایی مدل ANFIS در پیش‌بینی قیمت یک روز آتی بیت کوین

[1] Backpropagation Gradient Descent



شکل ۱۱: تفسیر هندسی کارایی مدل ANFIS در پیش‌بینی قیمت دو روز آتی بیت کوین



شکل ۱۲: تفسیر هندسی کارایی مدل ANFIS در پیش‌بینی قیمت چهار روز آتی بیت کوین

جدول(۳): کارایی مدل ANFIS در پیش‌بینی قیمت بیت کوین

۱ روز آتی		
ساختار (۱۰۰- ۴-gauss)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۳۹۰	۰.۰۷۶۱	۰.۹۷۳۵
۲ روز آتی		
ساختار (۱۰۰- ۳-gauss)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۴۱۶	۰.۰۸۱۲	۰.۹۶۸۶
٤ روز آتی		

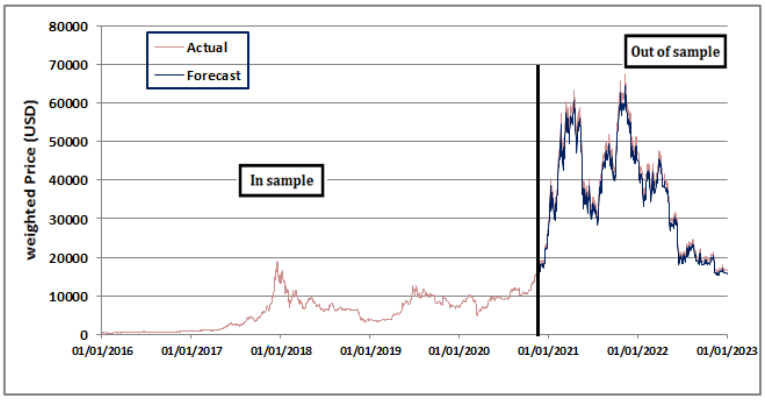
ساختار (۱۰۰- ۴-gauss2)		
RMSE	MAD	R^2
۰.۰۴۴۴	۰.۰۸۶۷	۰.۹۶۳۸

منبع: نتایج تحقیق

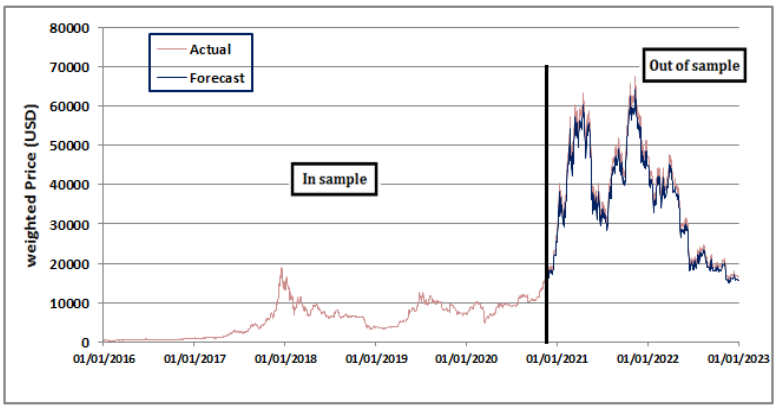
ساختار شبکه‌های طراحی شده بگونه‌ای می‌باشد که گزاره اول از سمت چپ بیانگر نوع تابع عضویت و اعداد بعدی به ترتیب بیانگر تعداد تابع عضویت و تکرار می‌باشد. همچنین، یافته‌های فوق نشان می‌دهند که با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی پیش‌بینی مدل ANFIS کاهش می‌یابد. علاوه براین، معیارهای کارایی پیش‌بینی مدل ANFIS از وضعیت بهتری نسبت به مدل‌های GARCH و ARIMA برخوردار می‌باشند.

بررسی کارایی مدل SVM در پیش بینی قیمت بیت کوین

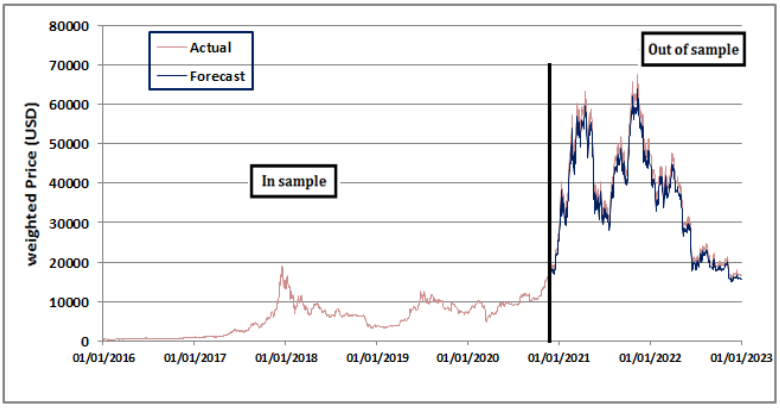
به‌منظور بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی سری زمانی مذکور برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روز آتی، به ترتیب از وقفه‌های ۱، ۲ و ۴ داده‌های نرمال شده استفاده شد. پس از آن، در تمامی موارد ۷۰٪ داده‌ها به آموزش داده‌های واقعی و ۳۰٪ باقیمانده به تست داده‌های خروجی مدل‌ها اختصاص داده شد. برای افق‌های ۱، ۲ و ۴ روز آینده، مدل‌های مختلفی با توابع کرنل خطی، چندجمله‌ای، پایه شعاعی و حلقوی طراحی شد. نهایتاً برای بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی سری زمانی مذکور، با استفاده از معیارهای RMSE، MAD و R^ 2 داده‌های خروجی هر مدل با داده‌های واقعی مقایسه شد. نمودارهای ۴-۱۱، ۴-۱۲ و ۴-۱۳ و جدول ۴-۴ به ترتیب نمایش هندسی و نتایج حاصل از بررسی میزان کارایی مدل SVM را در پیش‌بینی قیمت ۱، ۲ و ۴ روز آتی بیت کوین نشان می‌دهد:



شکل ۱۳: تفسیر هندسی کارایی مدل SVM در پیش‌بینی قیمت یک روز آتی بیت کوین



شکل ۱٤: تفسیر هندسی کارایی مدل SVM در پیش‌بینی قیمت دو روز آتی بیت کوین



شکل ۱۵: تفسیر هندسی کارایی مدل SVM در پیش‌بینی قیمت چهار روز آتی بیت کوین

جدول(٤): کارایی مدل SVM در پیش‌بینی قیمت بیت کوین

۱ روز آتی		
تابع کرنل چند جمله‌ای		
R^2	MAD	RMSE
۰.۹۸۸۳	۰.۰۶۲۷	۰.۰۳۲۱
۲ روز آتی		
تابع کرنل پایه شعاعی		
R^2	MAD	RMSE
۰.۹۸۳۳	۰.۰۶۶۹	۰.۰۳۴۲
٤ روز آتی		
تابع کرنل حلقوی		

RMSE	MAD	R^2
۰.۰۳۶۵	۰.۰۷۱۴	۰.۹۷۸۴

منبع: نتایج تحقیق

یافته‌های فوق نشان می‌دهند که با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی پیش‌بینی مدل SVM کاهش می‌یابد. علاوه براین، معیارهای کارایی پیش‌بینی مدل SVM از وضعیت بهتری نسبت به مدل‌های ANFIS، GARCH و ARIMA برخوردار می‌باشند.

درنهایت، به‌منظور بررسی اختلاف آماری کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی قیمت روزانه قیمت بیت کوین از آزمون F مقید استفاده شد. جدول زیر نتایج این آزمون را نشان می‌دهد:

جدول(۵): نتایج آزمون F جهت بررسی اختلاف آماری کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش بینی قیمت بیت کوین

مدل	ARIMA	GARCH	ANFIS	SVM
ARIMA	---			
GARCH	۶۰۳.۲۴*	---		
ANFIS	۷۱۶.۰۳***	۷۱۳.۶۸***	---	
SVM	۷۴۴.۱۴***	۷۲۶.۰۱۱***	۶۵۷.۰۹**	---

*** معنادار در سطح ۹۹٪- ** معنادار در سطح ۹۵٪- * معنادار در سطح ۹۰٪-

مأخذ: یافته‌های تحقیق

یافته‌های جدول فوق نشان می‌دهد که بین مدل SVM با مدل‌های ARIMA و GARCH در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۹٪ و بین مدل SVM با مدل ANFIS در سطح ۹۵٪ اختلاف معناداری وجود دارد. همچنین، بین مدل ANFIS با مدل‌های ARIMA و GARCH در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۹٪ اختلاف معناداری وجود دارد. درنهایت، بین مدل GARCH با مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۰٪ اختلاف معناداری وجود دارد؛ بنابراین می‌توان کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین را به‌صورت زیر رتبه‌بندی کرد:



شکل ۱۶: رتبه‌بندی کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین

جمع‌بندی و پیشنهادها

در این مطالعه به‌منظور بررسی مقایسه‌ای کارایی مدل‌های خطی و غیرخطی در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین، در تمامی مدل‌ها قیمت بیت کوین به‌عنوان تابعی از مقادیر گذشته آن مدل‌سازی شد. همچنین، داده‌های بکار رفته در این مطالعه شامل داده‌های روزانه قیمت بیت کوین مربوط به دوره ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱ ژانویه ۲۰۲۳ (۲۵۵۷ روز) بوده و از وب‌سایت صرافی بیت استمپ – اولین صرافی بزرگ بیت کوین که در لوکزامبورگ قرار دارد (https://bitcoincharts.com/charts/) گردآوری شد. علاوه بر این، در این مطالعه در تمامی افق‌ها، ۷۰ ٪ داده‌ها به آموزش مدل‌های هوش مصنوعی ANFIS، SVM و تصریح مدل‌های اقتصادسنجی GARCH و ARIMA، و ۳۰ ٪ داده‌ها به آزمون خروجی مدل‌های غیرخطی و پیش‌بینی‌های خارج از نمونه مدل‌های خطی یاد شده اختصاص داده شد. همچنین، به‌منظور ارزیابی و اندازه‌گیری کارایی مدل‌های پیش‌بینی، از معیارهای ارزیابیR^2، MAD و RMSE استفاده شد. درنهایت، به‌منظور بررسی اختلاف آماری کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی قیمت روزانه قیمت بیت کوین از آزمون F مقید استفاده شد. نشان داد که متوسط قیمت روزانه بیت کوین از ۴۴۹.۷۱ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۱۶ تا ۱۶۵۵۵.۷۵ دلار در ۱ ژانویه ۲۰۲۳ در نوسان بوده است. همچنین، حداقل و حداکثر مقدار آن به ترتیب معادل ۳۷۰.۲۱ دلار (۳ فوریه ۲۰۱۶) و ۶۷۴۸۲.۷۵ دلار (۹ نوامبر ۲۰۲۱) بوده است. همچنین، یافته‌های بررسی کارایی مدل‌های موردبررسی در پیش‌بینی ۱، ۲ و ۴ روز آتی قیمت بیت کوین نشان داد که در تمامی مدل‌ها با افزایش افق پیش‌بینی از ۱ به ۴ روز آتی، کارایی (دقت) پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین کاهش می‌یابد. علاوه براین، نتایج آزمون F مقید نشان داد که بین مدل SVM با مدل‌های ARIMA و GARCH در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۹٪ و بین مدل SVM با مدل ANFIS در سطح ۹۵٪ اختلاف معناداری وجود دارد. از طرف دیگر، بین مدل ANFIS با مدل‌های ARIMA و GARCH در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۹٪ اختلاف معناداری وجود دارد. همچنین، بین مدل GARCH با مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت روزانه بیت کوین در سطح ۹۰٪ اختلاف معناداری وجود دارد. درنتیجه، یافته‌های مقایسه کارایی مدل‌های موردبررسی مؤید این است که به‌ترتیب مدل‌های SVM، ANFIS، GARCH و ARIMA از بیشترین کارایی برخوردار می‌باشند.

از طرف دیگر، نتایج مطالعه حاضر با بخشی از یافته‌های تحقیق یاماک و همکاران (۲۰۱۹) که عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی عمیق را به‌عنوان یک مدل هوش مصنوعی با مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه برای پیش‌بینی داده‌های بیت‌کوین مقایسه کرده و دریافتند مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه در مقایسه با شبکه عصبی عمیق از عملکرد بهتری برخوردار است، همخوانی ندارد.

همچنین، یافته‌های تحقیق حاضر بخشی از نتایج مطالعه جاکورت و همکاران (۲۰۲۱) را که به پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازار بیت کوین از طریق یادگیری ماشین پرداخته و دریافتند که مدل یاد شده از عملکرد مناسبی جهت پیش‌بینی برخوردار است، تأیید می‌کند. علاوه براین، نتایج مطالعه حاضر با بخشی از یافته‌های تحقیق بشیری و پاریاب (۲۰۲۰) که به پیش‌بینی قیمت بیت کوین پرداخته و دریافتند که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان از دقت لازم جهت پیش‌بینی قیمت بیت کوین برخوردار است، همخوانی دارد. از طرف دیگر، یافته‌های تحقیق حاضر بخشی از نتایج مطالعه درویش متولی و امینی (۲۰۲۳) را که به ارائه مدلی برای پیش‌بینی قیمت ارز دیجیتال در شرایط عدم اطمینان محیطی با شبکه عصبی مصنوعی فازی پرداخته و دریافتند روش پیشنهادی از دقت بالایی برخوردار است، همخوانی دارد.

علاوه براین، مدل‌های هوش مصنوعی به‌رغم کاربردهای بسیار مفید و مثبتی که در زمینه‌های گوناگون علمی داشته‌اند، از برخی لحاظ موردنقد نیز قرارگرفته‌اند. درواقع، نقطه قوت مدل‌های هوش مصنوعی از لحاظ آزادی از قیدوبندهای مفروضات مدل‌های آماری و سنجی، از نظر برخی آماردانان و اقتصاددانان همان نقطه‌ضعف آن نیز بشمار می‌رود. این محققین، بعضاً مدل‌های هوش مصنوعی را به جعبه‌ای سیاه که هیچ‌گونه اطلاعی از کم و کیف فعل‌وانفعالات درونی آن در دست نیست، تشبیه می‌کنند. از نظر این منتقدین، اگر قرار باشد این‌گونه مدل‌ها بدون نیاز به تئوری‌های اقتصادی از هرگونه متغیر دلخواه برای توضیح تغییرات متغیرهای موردنظر استفاده نمایند و برازش خوبی نیز تحویل دهند، چگونه می‌توان به نتایج آن‌ها اطمینان داشت؟ به نظر می‌رسد از هر دو بعد تقدیر و انتقاد از این‌گونه مدل‌ها زیاده‌روی شده است. از طرفی، ادعای اینکه این مدل‌ها محققین را از تئوری‌های اقتصادی و همچنین تجزیه‌وتحلیل استنباطات متداول آماری بی‌نیاز ساخته‌اند، ادعایی بی‌پایه و اثبات نشده است و از طرف دیگر، جعبه سیاه تلقی کردن این مدل‌ها و به عبارتی منفعل خواندن محققین در ارتباط با آن‌ها را نیز نمی‌توان بسیار معتبر دانست. برخی محققین مانند مشیری و کامرون (۲۰۰۰) نشان دادند که هرچند می‌توان بدون استفاده جزءبه‌جزء از تئوری‌های اقتصادی به برازش خوبی از متغیرهای موردنظر دست‌یافت، اما نمی‌توان نتایج خوبی در پیش‌بینی به دست آورد. از نظر آماری نیز تحقیقات زیادی توسط در ارتباط با یافتن ویژگی‌های آماری این مدل‌ها و انطباق آن‌ها با مفاهیم رگرسیون صورت گرفته و نتایج قابل‌توجهی نیز داشته‌اند.

همچنین، همان‌طور که پیشتر گفته شد، در سال‌های اخیر، ارزهای دیجیتالی به‌ویژه بیت کوین توجه سرمایه‌گذاران زیادی را به خود جلب کرده و بسیاری از محققان معتقدند که بیت کوین یک نوع دارایی بوده که در صورت داشتن اطلاع به هنگام از شرایط اقتصادی و اتخاذ سیاست مناسب، می‌تواند افزایش

یابد. لذا، سرمایه‌گذاران به‌منظور تصمیم‌گیری در مورد چگونگی تخصیص دارایی‌های خود علاقه‌مندند از تغییرات نرخ این ارز دیجیتالی آگاهی دقیق داشته باشند. ازاین‌رو، به تحلیل‌گران به‌ویژه تحلیل گران تکنیکال بازار بیت کوین پیشنهاد می‌شود به‌منظور افزایش دقت پیش‌بینی‌های خود از مدل‌های هوش مصنوعی بکار رفته در مطالعه حاضر به‌ویژه ANFIS و SVM که از دقت و کارایی بیشتری در مقایسه با مدل‌های اقتصادسنجی برخوردارند، استفاده کنند. از طرف دیگر، با توجه به بررسی مطالعات انجام شده مشخص می‌شود که بیت کوین به جای یک پول بیشتر از ویژگی‌های یک دارایی تبعیت می‌کند. بر این اساس عامل اصلی ایجاد آن رفتارهای سفته‌بازانه سرمایه‌گذاران در بازارهای دارایی است. همچنین بررسی حباب‌های بیت کوین حاکی از تبعیت از هیجان‌های موجود در بازار دارایی‌های مختلف چون بیت کوین است. ازآنجاکه وجود حباب در بازارهای مالی منجر به بی‌ثباتی اقتصاد کشورها می‌شود و با توجه به تبعات نوسانات این ارز دیجیتالی در بازار مالی، پیشنهاد می‌شود که محققان در مطالعه‌ای جداگانه امکان و نحوه تأثیرگذاری و تأثیرپذیری بازار بیت کوین را از سایر بازارهای مالی چون سهام، ارز، طلا و ... را بررسی کنند تا از این طریق امکان ارتباط بازارهای مالی تعیین شود.

Rferences

Abrishami, H. (2002). *Applied econometrics: A modern approach*. Tehran: University of Tehran Press. (In Persian)

Abolhasani, M. J.; & Samadi, S. (2020). Analysis of factors affecting cryptocurrency prices (Case study: Bitcoin and Ethereum). *Monetary and Banking Research*, *46*(13), 591–629. (In Persian)

Azari, S.; Afzali Goruh, R.; & Taram, M. (2021). Jurisprudential rulings on virtual currencies: A case study of Bitcoin. *Quarterly Journal of Economic Fiqh Studies*, *3*(4), 101–123. (In Persian)

Bashiri, M.; & Pariab, S. H. (2020). Forecasting Bitcoin prices using machine learning algorithms. *Applied Economics*, *10*(34), 1–13. (In Persian)

Joyazandi. (2022). A review of digital currencies. *Modiran-e Mobtaker*, *5*(2), 13–44. (In Persian)

Darvish Motavali, M. H.; & Amini, S. (2023). Presenting a model for forecasting digital currency prices under environmental uncertainty using fuzzy artificial neural networks. *Quarterly Journal of Computational Economics*, *2*(2), 135–157. (In Persian)

Saeidi Nejad, S. R.; & Laleh, S. (2022). Estimation of a model for forecasting cryptocurrency trends (Bitcoin and Ethereum) during and after the

COVID-19 period using time series analysis. *Financial Engineering and Securities Management*, *13*(50), 195–209. (In Persian)

Samavi, M. E.; Nikomaram, H.; Madanchi Zaj, M.; & Yaghoobnejad, A. (2022). GAS-based dynamic modeling for forecasting and evaluating value-at-risk of Bitcoin and gold. *Financial Engineering and Securities Management*, *13*(51), 241–264. (In Persian)

Shojaei, A.; & Heidarzadeh Henzai, A. (2021). Comparing cryptocurrency return forecasting using geometric Brownian motion and wavelet transform approaches. *Financial Engineering and Securities Management*, *12*(47), 92–111. (In Persian)

Salehifar, M. (2019). Analyzing the behavior of Bitcoin returns and risk compared to gold, foreign exchange, and stock markets using GJR-GARCH and threshold GARCH models. *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, *40*, 152–168. (In Persian)

Yavari, E. (2021). A jurisprudential–economic analysis of cryptocurrencies in Islamic economics. *Islamic Knowledge and Economics*, *14*(9), 137–166. (In Persian)

Bergsli, L. Ø.; Lind, A. F.; Molnár, P.; & Polasik, M. (2022). Forecasting volatility of Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, *59*, 101540.

Box, G. E. P.; & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.

Chen, J. (2023). Analysis of Bitcoin price prediction using machine learning. *Journal of Risk and Financial Management*, *16*(1), 51.

Cristianini, N.; & Shawe-Taylor, J. (2000). *An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods*. Cambridge: Cambridge University Press.

Fahimifar, S. M.; Homayounifar, M.; Sabouhi, M.; & Moghaddamnia, A. R. (2009). Comparison of ANFIS, ANN, GARCH, and ARIMA techniques for exchange rate forecasting. *Journal of Applied Sciences*, *9*, 3641–3649.

Greene, W. H. (2002). *Econometric analysis* (5th ed.). New York: Prentice Hall.

Bitcoincharts. (n.d.). *Bitcoin charts and historical data*. Retrieved from https://bitcoincharts.com/charts/

Jaquart, D.; Dann, D.; & Weinhardt, C. (2021). Short-term Bitcoin market prediction via machine learning. *Journal of Finance and Data Science*, *7*(1), 45–66.

Kim, G.; Shin, D. H.; Choi, J. G.; & Lim, S. (2022). A deep learning-based cryptocurrency price prediction model using on-chain data. *IEEE Access*, *10*, 56232–56248.

Kreuser, J. L.; & Sornette, D. (2018). Bitcoin bubble trouble. *The Journal of Wealth Management*, *21*(1), 29–39. https://doi.org/10.1002/wilm.10672

Li, X.; & Wang, C. A. (2017). The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin. *Decision Support Systems*, *95*, 49–60.

Moshiri, S.; & Cameron, N. (2000). Neural network versus econometric models in forecasting inflation. *Journal of Forecasting*, *19*(3), 201–217.

Ranjan, S.; Kayal, P.; & Saraf, M. (2023). Bitcoin price prediction: A machine learning sample dimension approach. *Computational Economics*, *61*(4), 1617–1636.

Rathore, R. K.; Mishra, D.; Mehra, P. S.; Pal, O.; Hashim, A. S.; Shapi'i, A.; & Shutaywi, M. (2022). Real-world model for Bitcoin price prediction. *Information Processing & Management*, *59*(4), 102968.

Yamak, P. T.; Yujian, L.; & Gadosey, P. K. (2019). A comparison between ARIMA, LSTM, and GRU for time series forecasting. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence* (pp. 49–55).

Ye, Z.; Wu, Y.; Chen, H.; Pan, Y.; & Jiang, Q. (2022). A stacking ensemble deep learning model for Bitcoin price prediction using Twitter comments. *Mathematics*, *10*(8), 1307.