

# ƯỚC TÍNH VÀ DỰ BÁO GIÁ BITCOIN BẰNG MÔ HÌNH ARIMA

TS. Đặng Thị Hồng Hà\* - TS Nguyễn Thị Duyệt\* - TS. Trần Thị Nga\*

*Trong bối cảnh thế giới đang chứng kiến sự bùng nổ của công nghệ blockchain và sự phát triển mạnh mẽ của thị trường tiền mã hóa, Bitcoin đã trở thành một trong những tài sản nổi bật, thu hút sự quan tâm của các nhà đầu tư, nhà nghiên cứu và giới công nghệ. Đặc biệt, trong năm 2024 vừa qua, sự biến động mạnh mẽ giá Bitcoin làm chao đảo giới đầu tư cũng như các bên liên quan trên thế giới khi giá liên tục lập đỉnh ở mức mới trong vòng 5 năm trở lại đây. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng mô hình trung bình tích hợp hồi quy tự động - ARIMA để thực hiện dự báo giá Bitcoin trong ngắn hạn. Kết quả cho thấy, mô hình ARIMA(1,1,1) được đánh giá là hiệu suất tốt nhất trong số các mô hình được thử nghiệm, bao gồm ARIMA(1,1,1); ARIMA(1,1,6); ARIMA(6,1,1); ARIMA(6,1,6); ARIMA(20,1,1); ARIMA(20,1,6). Kết quả nghiên cứu giúp các nhà đầu tư dự đoán giá Bitcoin trong tương lai để giảm thiểu thua lỗ cũng như lợi nhuận tốt hơn.*

• Từ khóa: dự báo, mô hình ARIMA, giá bitcoin.

*In the context of the world witnessing the explosion of blockchain technology and the strong development of the cryptocurrency market, Bitcoin has become one of the prominent financial assets, attracting the attention of investors, researchers and the technology industry. In particular, in 2024, the strong fluctuations in Bitcoin prices have shaken investors as well as stakeholders around the world when the price continuously reached new peaks in the past 5 years. In this study, we use the auto-regressive integrated moving average model - ARIMA to forecast Bitcoin prices in the short term. The results show that the ARIMA(1,1,1) model is considered to have the best performance among the tested models, including ARIMA(1,1,1); ARIMA(1,1,6); ARIMA(6,1,1); ARIMA(6,1,6); ARIMA(20,1,1); ARIMA(20,1,6). The research results help investors predict the future price of Bitcoin to minimize losses as well as better profits.*

• Key words: forecast, ARIMA model, bitcoin price.

JEL codes: E4, E44

Ngày gửi bài: 03/02/2025

Ngày gửi phản biện: 14/02/2025

Ngày nhận kết quả và sửa phản biện: 20/3/2025

Ngày chấp nhận đăng: 21/4/2025

DOI: <https://doi.org/10.71374/jfar.v25.i287.08>

## 1. Giới thiệu

Với sự phát triển nhanh chóng của khoa học công nghệ khiến các loại tiền kỹ thuật số hay còn gọi là tiền điện tử ngày càng phổ biến và phát triển, ví dụ như Bitcoin. Bitcoin là một loại tiền kỹ thuật số là mã nguồn mở, được dùng làm phương tiện lưu trữ không tập trung và sử dụng mật mã để bảo mật. Bitcoin cũng cho phép sở hữu mà không cần danh tính để đảm bảo tính bảo mật của chủ sở hữu tài khoản. Do bản chất

phi tập trung mà Bitcoin không được giám sát hay kiểm soát (Miers, Garman, Green, & Rubin, 2013). Vì vậy, Bitcoin được coi là loại tiền tệ có giá trị nhất trên thế giới và mức giá biến động cao. Giá của nó đã tăng từ 1\$ vào năm 2010 lên 18.000\$ vào năm 2017. Sau đó là khoảng thời gian điều chỉnh giá, tức là giảm giá sau khi tăng vọt. Chỉ trong vài phút, giá Bitcoin có thể thay đổi nhiều lần. Người dùng Bitcoin phải quan sát để giám sát mọi thay đổi về giá để hưởng lợi hay tránh bị thiệt hại khi thực hiện các giao dịch (Wirawan, Widiyaningtyas, & Hasan, 2019). Do đặc thù đó mà các dự đoán được thực hiện chủ yếu trong tương lai gần (Hyndman, 2018) đồng thời các nhà kinh tế, nhà khoa học máy tính và nhà phân tích dữ liệu thị trường cố gắng khám phá chuỗi thời gian của giá Bitcoin (Azari, 2019) để dự báo chính xác nhất sự biến động của giá Bitcoin. Hơn nữa, các nhà đầu tư có xu hướng đầu cơ và ngắn hạn đối với loại tiền tệ đặc biệt này (Salisu, Isah, & Akanni, 2019). Dữ liệu lịch sử từ năm 2018-2023 về giá Bitcoin được minh họa ở Hình 1, 2.

Từ những dữ liệu lịch sử trên, rõ ràng Bitcoin đang trở nên phổ biến hơn, nhưng các biến động vẫn chưa được giải thích rõ ràng nên cần có các phương pháp để hiểu rõ hơn về biến động giá của nó. Việc dự báo chính xác các biến động làm tăng lợi nhuận của các nhà giao dịch và làm thị trường hiệu quả hơn (Munim, Shakil, & Alon, 2019). Việc lựa chọn các mô hình dự báo có thể tác động đến đáng kể đến hiệu suất dự báo (Chen, Chang, & Cheng, 2019). Các nghiên cứu trước đây sử dụng các phương pháp khác nhau để dự báo giá Bitcoin. (Kristjanpoller & Minutolo, 2018) xây dựng mô hình lai để dự báo biến động giá Bitcoin, tích hợp mạng nơ-ron nhân tạo ANN và mô hình GARCH- tự động hồi quy dị phương sai có điều kiện và phân tích thành phần chính PCA, kết quả cho thấy mô hình lai

\* Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội; email: [nguyendu@hau.edu.vn](mailto:nguyendu@hau.edu.vn)

có hiệu suất tốt hơn sau khi kết hợp phân tích PCA trước. Còn Ayaz, Fiaidhi, Sabah & Ansari (2023) sử dụng dữ liệu lịch sử giá Bitcoin từ 2013 đến 2019 và thực hiện dự báo cho năm 2020, nhóm nghiên cứu sử dụng mô hình ARIMA để dự báo cho bảy ngày đầu tiên của tháng 1/2020. Tương tự, Abu Bakar & Rosbi (2017) sử dụng mô hình ARIMA dự đoán giá Bitcoin, mô hình tốt nhất được lựa chọn là ARIMA (2,1,2). Nhóm tác giả thực hiện phân tích lỗi giữa giá trị dự báo và dữ liệu thực tế sau dự báo là 5,36% cho thấy mức độ hiệu suất của mô hình là khá phù hợp để dự báo giá Bitcoin. Benzekri & Özütlü (2021) cũng sử dụng mô hình ARIMA (1,1,0) để dự báo biến động theo quý trong hai quý cuối năm 2020 và độ lệch giá được giải thích do sự ảnh hưởng của dịch Covid-19 bùng phát. Như vậy, phương pháp trung bình tích hợp hồi quy tự động ARIMA là phương pháp tổng quát nhất trong dự báo giá Bitcoin.

**Hình 1. Biểu đồ lịch sử giá bitcoin tháng 1 năm 2018 - tháng 11 năm 2021**



**Hình 2. Biểu đồ lịch sử giá Bitcoin tháng 1 năm 2022 - 2023**



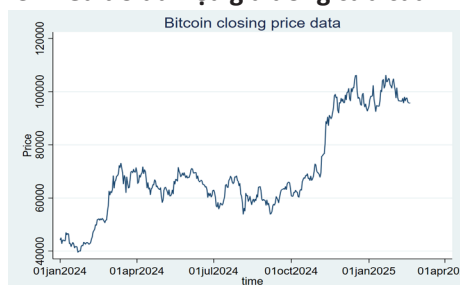
Kết quả nghiên cứu của Rebane, Karlsson, Papapetrou, & Denic (2018) mô hình RNN- mạng nơ-ron hồi quy được tăng cường bằng dữ liệu bổ sung như Hastag của Tweeter cho thấy hiệu suất tốt hơn trong dài hạn. Tuy nhiên, thực tế cho thấy trong khoảng thời gian ngắn, ARIMA hoạt động tốt hơn RNN trên cùng một dữ liệu đầu vào. Kết quả nghiên cứu của Poongodi, Vijayakumar & Chilamkurti (2020) cũng khẳng định phương pháp dự báo bằng ARIMA cho kết quả cải thiện tốt hơn so với mạng nơ-ron RNN do loại bỏ thêm các xu hướng và tính theo mùa. Nghiên cứu của Munim et al. (2019) sử dụng phương pháp tự hồi quy mạng nơ-ron (NNAR)

và mô hình ARIMA để dự báo giá Bitcoin thông qua hai mẫu nghiên cứu, kết quả cho thấy NNAR hoạt động tốt hơn ARIMA ở mẫu nghiên cứu đầu tiên (15/5/2013 đến 4/10/2018), nhưng trong mẫu thứ hai (16/6/2017 đến ngày 4/10/2018) mô hình ARIMA cho thấy hiệu suất tốt hơn trong khi ước tính lại mô hình ở mỗi bước cho thấy ARIMA có hiệu suất hoạt động tốt hơn NNAR trong cả hai mẫu nghiên cứu, kết quả như một minh chứng cho sự bền bỉ vượt trội của ARIMA trong dự báo giá Bitcoin. Như vậy, xét trong ngắn hạn mô hình ARIMA dường như có hiệu suất dự báo tốt hơn so với các mô hình khác. Do đó mà trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng mô hình ARIMA để dự báo giá Bitcoin trong ngắn hạn.

## 2. Dữ liệu nghiên cứu và mô hình nghiên cứu

### 2.1. Dữ liệu nghiên cứu

**Hình 3. Biểu đồ dữ liệu giá đóng cửa của Bitcoin**



Trong nghiên cứu này, các mô hình dự báo chuỗi thời gian sẽ được cài đặt và thực nghiệm trên tập dữ liệu giá đóng cửa của đồng Bitcoin được thu thập trong thời gian từ 01/01/2024 đến 19/2/2025 với 416 quan sát, trên trang Investing.com. Dữ liệu bao gồm các trường thông tin như Ngày, Giá, Giá mở cửa, Giá cao nhất, Giá thấp nhất, Khối lượng giao dịch, % thay đổi. Các trường biểu thị cho tình hình giá theo ngày của giá Bitcoin, “Giá” là chỉ số đóng cửa giá Bitcoin, “Mở” là giá mở cửa, bên cạnh đó có các trường như giá cao nhất trong ngày, thấp nhất trong ngày hay khối lượng mua/bán giá trong ngày đó. Biểu đồ ban đầu về giá đóng cửa Bitcoin được mô tả trong Hình 3.

Nhìn vào biểu đồ cho thấy xu hướng tăng dần của giá Bitcoin theo thời gian. Từ điểm bắt đầu khoảng 40,000, giá Bitcoin đã tăng mạnh và đạt đỉnh gần 110,000 trước khi có sự điều chỉnh nhẹ. Biểu đồ cũng phản ánh sự biến động mạnh mẽ của giá Bitcoin. Có nhiều khoảng thời gian mà giá tăng hoặc giảm đột ngột, điều này cũng phù hợp với thị trường tiền điện tử vốn nổi tiếng là không ổn định.

### 2.2. Mô hình nghiên cứu

Dự đoán chuỗi thời gian đã sử dụng nhiều phương pháp khác nhau để tìm ra cách dự báo tốt nhất, đặc biệt là trong kinh doanh. Một trong những phương

pháp tốt nhất là ứng dụng mô hình ARIMA (Makala & Li, 2021). Mô hình ARIMA được phát triển bởi hai tác giả George Box và Gwilym Jenkins (Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung, 2015; Box George, Jenkins Gwilym, Reinsel Gregory, & Ljung Greta, 1976). Nghiên cứu mô hình ARIMA áp dụng vào việc phân tích và dự báo các chuỗi thời gian. Hầu hết các chuỗi thời gian sẽ có xu hướng tăng hoặc giảm theo thời gian, do đó yếu tố chuỗi dừng thường không đạt được. Trong trường hợp chuỗi không dừng thì ta cần biến đổi sang chuỗi dừng bằng sai phân. Khi đó tham số đặc trưng của mô hình sẽ có thêm thành phần bậc của sai phân  $d$  và mô hình được đặc tả bởi 3 tham số ARIMA( $p, d, q$ ). Một trong số các lý do về tính phổ biến của phương pháp lập mô hình ARIMA là thành công của nó trong dự báo. Trong nhiều trường hợp, các dự báo thu được từ phương pháp này tin cậy hơn so với các dự báo tính từ phương pháp lập mô hình kinh tế lượng truyền thống, đặc biệt là đối với dự báo ngắn hạn (Box et al., 2015). Vì vậy, sử dụng mô hình ARIMA để dự báo giá bitcoin là rất phù hợp.

Mô hình ARIMA sử dụng dữ liệu chuỗi thời gian, xem giá trị trong quá khứ của một biến số cụ thể là một chỉ tiêu tốt phản ánh giá trị trong tương lai của nó, cụ thể, cho  $Y_t$  là giá trị của biến số tại thời điểm  $t$  với  $Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_0, t)$ .

Mô hình tự hồi quy  $p$  - AR( $p$ ): quá trình phụ thuộc vào tổng trọng số của các giá trị quá khứ và số hạng nhiễu ngẫu nhiên:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \delta + \epsilon_t$$

Mô hình trung bình trượt  $q$  - MA( $q$ ): quá trình được mô tả hoàn toàn bằng tổng trọng số của các nhiễu ngẫu nhiên hiện hành có độ trễ:

$$Y_t = \mu + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q}$$

Mô hình hồi quy kết hợp trung bình trượt - ARMA( $p, q$ ):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \delta + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q}$$

Thực hiện phương pháp Box-Jenkins mô hình ARIMA bao gồm bốn bước: nhận dạng mô hình thử nghiệm, ước lượng, kiểm định bằng chẩn đoán và dự báo. Nghiên cứu sử dụng phần mềm Stata 17 thực hiện mô hình dự báo ARIMA.

### 3. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

#### 3.1. Kiểm định tính dừng của chuỗi dữ liệu

Để kiểm định tính dừng của chuỗi dữ liệu, nghiên cứu sử dụng kiểm định Augmented Dickey-Fuller (ADF). Đây là kiểm định phổ biến để kiểm định tính dừng của chuỗi thời gian, ta thu được kết quả ở Bảng 1.

**Bảng 1. Kết quả kiểm định tính dừng của chuỗi price**

| Test<br>statistic | Dickey-Fuller<br>critical value |        |        |        |
|-------------------|---------------------------------|--------|--------|--------|
|                   | 1%                              | 5%     | 10%    |        |
| Z(t)              | -1.081                          | -3.447 | -2.873 | -2.570 |

Mackinnon approximate  $p$ -value for Z(t) = 0.7226.

Regression table

| D.price   | Coefficient | Std. err. | t     | P> t  | [95% conf. interval] |
|-----------|-------------|-----------|-------|-------|----------------------|
| price L1. | -.0056691   | .0052448  | -1.08 | 0.280 | -.0159791 .0046408   |
| _cons     | 520.4808    | 377.7026  | 1.38  | 0.169 | -221.9786 1262.94    |

Kết quả kiểm định cho thấy chuỗi “price” không dừng vì  $P$ -value = 0.7226 rất lớn cho thấy không thể bác bỏ giả thuyết  $H_0$ . Chuỗi dữ liệu mới được thực hiện bằng cách lấy sai phân bậc 1 của chuỗi dữ liệu gốc. Tiếp tục thực hiện kiểm định tính dừng chuỗi sai phân bằng Dickey-Fuller, kết quả cho thấy ở Bảng 2.

**Bảng 2. Kết quả kiểm định tính dừng của chuỗi d.price**

|      | Test<br>statistic | critical value |        |        |
|------|-------------------|----------------|--------|--------|
|      |                   | 1%             | 5%     | 10%    |
| Z(t) | -21.498           | -3.447         | -2.873 | -2.570 |

Mackinnon approximate  $p$ -value for Z(t) = 0.0000.

Regression table

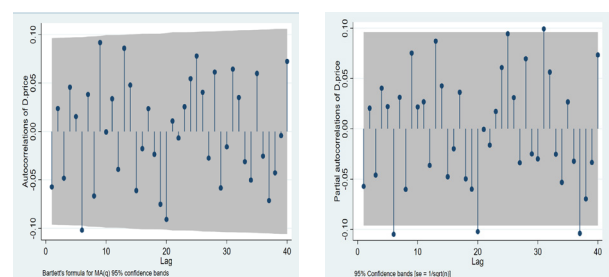
| D2.price  | Coefficient | Std. err. | t      | P> t  | [95% conf. interval] |
|-----------|-------------|-----------|--------|-------|----------------------|
| price LD. | -1.057265   | .0491787  | -21.50 | 0.000 | -1.153938 -.960593   |
| _cons     | 129.9789    | 91.94113  | 1.41   | 0.158 | -50.75331 310.7111   |

Kết quả kiểm định có  $P$ -value = 0.0000 < 0.05 nên có thể kết luận rằng chuỗi sai phân bậc 1 là chuỗi dừng và có thể sử dụng cho mô hình ARIMA để thực hiện dự báo.

#### 3.2. Nhận dạng mô hình

Để xây dựng được mô hình dự báo cần phải xác định được bậc của tự hồi quy hay AR( $p$ ) và bậc của trung bình trượt hay MA( $q$ ). Bậc sai phân của mô hình đã xác định là bậc 1 hay  $I(1)$ . Nghiên cứu xác định giá trị tham số  $p$  và  $q$  cho mô hình bằng cách sử dụng lược đồ tự tương quan ACF và tự tương quan riêng phần PACF. Lược đồ này cung cấp các thông tin cần thiết để xác định các giá trị tham số  $p$  và  $q$ , được thể hiện ở Hình 4.

**Hình 4. Lược đồ tự tương quan ACF và tự tương quan riêng phần PACF**



Nhìn vào kết quả trên Hình 4, có thể thấy 6 mô hình ARIMA được dự kiến đề xuất là ARIMA(1,1,1); ARIMA(1,1,6); ARIMA(6,1,1); ARIMA(6,1,6); ARIMA(20,1,1); ARIMA(20,1,6).

### 3.3. Ước lượng mô hình

Do có nhiều hơn một mô hình được nhận diện nên ta cần xác định mô hình phù hợp. Tiếp tục sử dụng phương pháp bình phương bé nhất (OLS) để ước lượng cả 4 mô hình ARIMA. Sau đó từ kết quả thu được ta lựa chọn mô hình theo tiêu chí AIC và BIC.

AIC viết tắt là Akaike Information Criterion là một thước đo của chất lượng tương đối của một mô hình thống kê cho một tập hợp các dữ liệu. AIC được xem là một phương tiện hữu ích để lựa chọn mô hình, cũng như là việc xác định các độ trễ của một mô hình ARIMA. AIC trong mô hình ARIMA (p,d,q) được tính như sau:

$$AIC = 2\log(L) + 2(p+q+k+1)$$

Trong đó:

L: hàm likelihood đo lường mức hợp lý của dữ liệu  
k=1 nếu hệ số c của mô hình khác 0, k=0 nếu c=0  
p, q lần lượt là độ trễ của mô hình AR(p) và MA(q)

Ngoài ra, tiêu chí thông tin Bayesian (BIC - Bayesian information criterion) là một tiêu chuẩn để lựa chọn mô hình trong một tập hữu hạn các mô hình. BIC có liên quan chặt chẽ với các tiêu chí thông tin AIC. Tiêu chí thông tin BIC trong mô hình ARIMA (p,d,q) được tính như sau:

$$BIC = AIC + (\log(T)-2)(p+q+k+1)$$

Trong các mô hình được ước lượng phù hợp, mô hình nào có các tiêu chí thông tin AIC và BIC nhỏ nhất sẽ được sử dụng để thực hiện cho công tác dự báo tiếp theo. Kết quả thu được về thông số AIC và BIC được trình bày trong Bảng 3.

**Bảng 3. Kết quả thông số của các mô hình**

| Mô hình               | Các tiêu chí |          |
|-----------------------|--------------|----------|
|                       | AIC          | BIC      |
| Mô hình ARIMA(1,1,1)  | 7433.724     | 7449.837 |
| Mô hình ARIMA(1,1,6)  | 7434.448     | 7470.703 |
| Mô hình ARIMA(6,1,1)  | 7434.452     | 7470.707 |
| Mô hình ARIMA(6,1,6)  | 7436.596     | 7492.992 |
| Mô hình ARIMA(20,1,1) | 7448.654     | 7541.305 |
| Mô hình ARIMA(20,1,6) | 7438.826     | 7543.562 |

Nhìn vào 6 mô hình trên, dựa vào cả tiêu chí AIC và BIC có thể đánh giá mô hình ARIMA(1,1,1) có giá trị tiêu chuẩn bé nhất nên có thể thấy mô hình này là phù hợp nhất nên sẽ được chọn để dự báo.

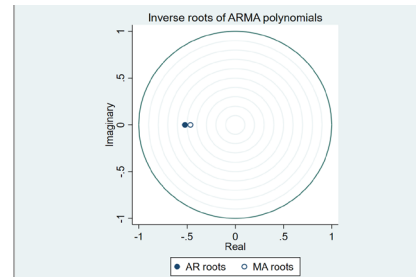
### 3.4. Kiểm định mô hình

*Kiểm định tính ổn định và tính khả nghịch của mô hình*

Kiểm định mô hình ARIMA là quá trình kiểm định xem mô hình có ổn định và khả nghịch hay

không. Tính dừng của quá trình ARMA phụ thuộc vào thành phần tự hồi quy (AR). Nếu nghịch đảo của AR nằm trong đường tròn đơn vị thì quá trình này sẽ dừng và mô hình là ổn định. Tính khả nghịch được thể hiện qua phần trung bình trượt (MA). Sau khi hồi quy mô hình ARIMA(1,1,1), thực hiện kiểm định tính ổn định của mô hình. Kết quả thu được thông qua Hình 5.

**Hình 5. Kết quả kiểm định tính ổn định của mô hình**

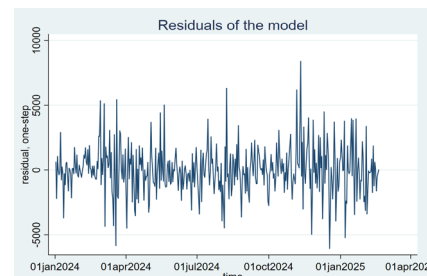


Kết quả kiểm định như hình trên cho thấy các giá trị nghiệm thức AR roots và MA roots của mô hình ARIMA(1,1,1) đều nằm trong vòng tròn đơn vị nên có thể kết luận mô hình có tính ổn định. Do đó, có thể kết luận mô hình ARIMA(1,1,1) phù hợp với chuỗi dữ liệu nghiên cứu.

*Kiểm định phần dư có phải là chuỗi nhiễu trắng hay không?*

Trước khi thực hiện kiểm định phần dư xem có phải là chuỗi nhiễu trắng hay không, ta thực hiện vẽ biểu đồ phần dư qua Hình 6.

**Hình 6. Biểu đồ phần dư của mô hình**



Dựa vào biểu đồ, cho thấy phần dư dao động ngẫu nhiên quanh đường trung bình (gần bằng 0), không có xu hướng tăng giảm rõ ràng. Đây là một dấu hiệu tốt, cho thấy mô hình đã bắt được phần lớn thông tin trong dữ liệu và phần còn lại là nhiễu ngẫu nhiên. Ngoài ra, không có các cụm điểm dữ liệu lớn hoặc các khoảng thời gian mà phần dư có cùng dấu cho thấy không có các cấu trúc hoặc mô hình nào bị bỏ qua trong quá trình xây dựng mô hình. Tuy nhiên để chắc chắn hơn, ta tiếp tục sử dụng kiểm định Dickey-Fuller để kiểm tra phần dư có tính dừng hay không, kết quả thu được ở Bảng 4.

Bảng 4. Kết quả kiểm định phần dư của mô hình

| Test statistic | Dickey-Fuller critical value |        |        |        |
|----------------|------------------------------|--------|--------|--------|
|                | 1%                           | 5%     | 10%    |        |
| Z(t)           | -14.440                      | -3.447 | -2.873 | -2.570 |

Mackinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000.

| Regression table |             |           |        |       |                      |
|------------------|-------------|-----------|--------|-------|----------------------|
| D.erro           | Coefficient | Std. err. | t      | P> t  | [95% conf. interval] |
| erro             |             |           |        |       |                      |
| L1.              | -1.00513    | .0696056  | -14.44 | 0.000 | -1.141959 - .8683017 |
| LD.              | .0093568    | .0492953  | 0.19   | 0.850 | -.0875464 .10626     |
| _cons            | 3.972902    | 91.85136  | 0.04   | 0.966 | -176.5855 184.5313   |

Từ kết quả trên cho thấy P-value của  $Z(t) = 0.0000 < 0.05$  nên kết luận phần dư có tính dừng và là chuỗi nhiễu trắng, điều này chứng tỏ mô hình ARIMA (1,1,1) là một mô hình phù hợp cho bộ dữ liệu và có thể được dùng để dự báo.

#### 4. Dự báo bằng mô hình ARIMA (1,1,1)

Nghiên cứu sử dụng mô hình ARIMA (1,1,1) thực hiện vẽ biểu đồ so sánh giá Bitcoin thực tế và dự báo trong khoảng thời gian quan sát từ 01/01/2024 đến 19/02/2024, được trình bày ở Hình 7.

Hình 7. Biểu đồ so sánh giá Bitcoin thực tế và dự báo



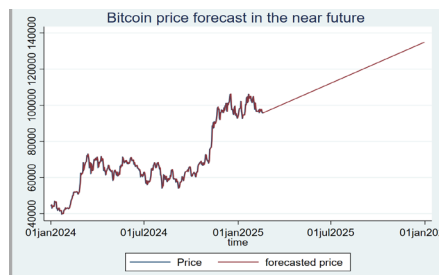
Từ biểu đồ trên, có thể thấy cả hai đường biểu diễn giá trị thực tế và giá trị dự báo đều có xu hướng biến động tương tự, với các điểm cao và thấp xuất hiện đồng thời. Điều này chứng tỏ mô hình ARIMA đã thành công trong việc nắm bắt xu hướng biến động giá Bitcoin. Tuy nhiên, vẫn có những khoảng thời gian mà đường biểu diễn của giá trị dự báo có vẻ lệch với đường giá trị thực tế, điều này có thể gợi ý mô hình cần được cải thiện hoặc điều chỉnh. Ngoài ra, biểu đồ cũng cho thấy một số giai đoạn biến động mạnh, ví dụ như vào giữa năm 2024 và cuối năm 2024. Các biến động này có thể liên quan đến các sự kiện thị trường quan trọng hoặc các yếu tố kinh tế ảnh hưởng đến giá Bitcoin.

Nghiên cứu tiếp tục sử dụng mô hình vừa xây dựng để tiến hành dự báo giá Bitcoin trong khoảng thời gian từ 20/2/2025 đến 31/12/2025 (315 quan sát). Thực hiện vẽ biểu đồ so sánh giá trị dự báo và giá trị thực tế, kết quả ở Hình 8.

Nhìn vào biểu đồ cho thấy xu hướng giá Bitcoin trong năm 2025, phản ánh sự tăng trưởng của giá Bitcoin, giá Bitcoin dự báo có xu hướng tăng mạnh trong thời gian tới. Những biến động mạnh trên biểu đồ cũng thể hiện các cơ hội và rủi ro trong thị trường,

từ đó nhà đầu tư có thể đưa ra các quyết định giao dịch phù hợp. Kết quả từ dự báo này sẽ cung cấp thông tin hữu ích cho các nhà đầu tư và các nhà phân tích thị trường để đưa ra các quyết định đầu tư hợp lý.

Hình 8. Biểu đồ dự báo giá Bitcoin trong năm 2025



#### 5. Kết luận

Bitcoin là một loại tiền tệ đang dần lớn mạnh và được sử dụng trên toàn cầu mặc dù có những hạn chế nhưng thị trường Bitcoin vẫn được lựa chọn để đầu tư (Poongodi et al., 2020). Gần đây dự báo Bitcoin nhận được nhiều quan tâm của các nhà nghiên cứu trong kinh tế và khoa học máy tính. Với các đặc trưng của mình, giá Bitcoin biến động thường xuyên dẫn đến việc dự báo gặp nhiều khó khăn. Nghiên cứu này chỉ ra mô hình dự báo ARIMA (1,1,1) cho kết quả dự báo giá Bitcoin khá chính xác. Kết quả thực nghiệm cho thấy, xu hướng giá Bitcoin sẽ tăng mạnh trong năm 2025. Tuy nhiên, nghiên cứu cũng có những hạn chế nhất định như chỉ tập trung vào mô hình ARIMA, một mô hình phi cấu trúc không tích hợp các biến độc lập. Do đó, nó không phân tích được tác động của các yếu tố kinh tế vĩ mô đến giá Bitcoin. Các yếu tố vĩ mô ảnh hưởng đến giá Bitcoin bao gồm tăng trưởng GDP, lãi suất, biến động của thị trường chứng khoán thế giới.... Vì vậy trong tương lai có thể kết hợp ARIMA với các mô hình học sâu (Deep Learning) hoặc mô hình GARCH được nghiên cứu thử nghiệm trên dữ liệu giá Bitcoin để cải thiện độ chính xác và khả năng dự báo dài hạn.

#### Tài liệu tham khảo:

- Abu Bakar, N., & Rosbi, S. (2017). Autoregressive integrated moving average (ARIMA) model for forecasting cryptocurrency exchange rate in high volatility environment: A new insight of bitcoin transaction. *International Journal of Advanced Engineering Research Science*, 4(11), 130-137.
- Ayaz, Z., Fiaidhi, J., Sabah, A., & Ansari, M. A. (2023). Bitcoin price prediction using ARIMA model. *Authoria Preprints*.
- Azari, A. (2019). Bitcoin price prediction: An ARIMA approach. *arXiv preprint arXiv:05315*.
- Benzekri, M. K., & Özüler, H. Ş. (2021). On the predictability of bitcoin price movements: A short-term price prediction with arima. *Journal of Economic Policy Researches*, 8(2), 293-309.
- Chen, A.-S., Chang, H.-C., & Cheng, L.-Y. (2019). Time-varying variance scaling: application of the fractionally integrated ARMA model. *The North American Journal of Economics Finance*, 47, 1-12.
- Hyndman, R. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2018). A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis. *Expert Systems with Applications*, 109, 1-11.
- Miers, I., Garman, C., Green, M., & Rubin, A. D. (2013). Zerocoin: Anonymous distributed e-cash from bitcoin. *Paper presented at the 2013 IEEE symposium on security and privacy*.
- Munim, Z. H., Shakil, M. H., & Alon, I. (2019). Next-day bitcoin price forecast. *Journal of riskfinancial management*, 12(2), 103.
- Poongodi, M., Vijayakumar, V., & Chilamkurti, N. (2020). Bitcoin price prediction using ARIMA model. *International Journal of Internet Technology Secured Transactions*, 10(4), 396-406.
- Rebane, J., Karlsson, I., Papapetrou, P., & Denis, S. (2018). Seq2Seq RNNs and ARIMA models for cryptocurrency prediction: A comparative study. *Paper presented at the SIGKDD Fintech'18, London, UK, August 19-23, 2018*.
- Salisu, A. A., Isah, K., & Akanni, L. O. (2019). Improving the predictability of stock returns with Bitcoin prices. *The North American Journal of Economics Finance*, 48, 857-867.
- Wirawan, I. M., Widiyaningtyas, T., & Hasan, M. M. (2019). Short term prediction on bitcoin price using ARIMA method. *Paper presented at the 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISemantic)*.