

## Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA

Ebenhaiser Liunokas<sup>1\*</sup>, Kresentius Iku Kobesi<sup>2</sup>, Cecilia Novianti Salsinha<sup>3</sup>

<sup>1\*,2,3</sup>, Program Studi Matematika, Universitas Timor

[ebenhaiser@unimor.ac.id](mailto:ebenhaiser@unimor.ac.id)<sup>1\*</sup>, [kreesentiuskobesi@gmail.com](mailto:kreesentiuskobesi@gmail.com)<sup>2</sup>, [ceciliasalsinha@unimor.ac.id](mailto:ceciliasalsinha@unimor.ac.id)<sup>3</sup>

### ABSTRACT

*This study aims to predict bitcoin prices using the time series method. One of the time series methods used is the ARIMA model. The data used is secondary data obtained from the site <https://finance.yahoo.com> in the form of monthly closing price data. Monthly closing price data starting from August 2017 to July 2022 totaling 60 data. The data obtained is used to predict bitcoin prices for the next 10 months, namely August 2022 to May 2023. The results show that the ARIMA(0,2,2) model is the best model chosen. The prediction results using the ARIMA model (0,2,2) for August 2022 to May 2023 are 25,674.46; 26,018.57; 26,362.68; 26,706.79; 27,050.90; 27,395.01; 27,739.13; 28,083.24; 28,427.35 and 28,771.46. The results of this prediction show that the price of bitcoin will increase and the difference between the actual price and the predicted results is not much different from the actual data on the price of bitcoin.*

**Keywords:** Prediction; Bitcoins; ARIMA.

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga bitcoin menggunakan metode time series. Salah satu metode time series yang digunakan adalah model ARIMA. Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari situs <https://finance.yahoo.com> berupa data harga tutup bulanan. Data harga tutup bulanan dimulai dari Agustus 2017 sampai dengan Juli 2022 sebanyak 60 data. Data yang diperoleh digunakan untuk memprediksi harga bitcoin selama 10 bulan ke depan yaitu Agustus 2022 sampai Mei 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(0,2,2) merupakan model terbaik yang dipilih. Hasil prediksi dengan model ARIMA(0,2,2) untuk Agustus 2022 sampai Mei 2023 berturut-turut adalah 25,674.46; 26,018.57; 26,362.68; 26,706.79; 27,050.90; 27,395.01; 27,739.13; 28,083.24; 28,427.35 dan 28,771.46. Hasil prediksi ini menunjukkan bahwa harga bitcoin akan mengalami peningkatan dan selisih antara harga aktual dengan hasil prediksi tidak jauh berbeda dengan data aktual harga bitcoin.

**Kata Kunci:** Time Series; Bitcoin; ARIMA.

### PENDAHULUAN

Pada peradaban awal, proses transaksi dilakukan dengan istilah barter. Berkembangnya zaman, istilah barter mengalami kemunduran dalam melakukan transaksi karena nilai tukar suatu barang tidak sama (Sari, 2016). Dengan adanya nilai tukar yang tidak sama tersebut munculah uang sebagai solusi alat transaksi. Berkembangnya pengetahuan yang semakin pesat memberi efek terhadap proses transaksi. Pada kini uang sebagai alat transaksi mengalami sedikit modifikasi ke mata uang digital berbasis cryptocurrency (Aisyah Ayu Musyafah, 2020). Cryptocurrency merupakan uang digital yang diciptakan menggunakan teknologi blockchain. Dimana teknologi blockchain merupakan program komputer yang berisi database sebagai dokumen dunia dengan sistem jaringan komputer yang saling terkoneksi (Ausop & Aulia, 2018). Dengan adanya cryptocurrency sebagai alternatif system pembayaran dalam dunia digital ternyata masih mempunyai masalah yang belum terpecahkan. Pada akhir tahun 2008, Satoshi Nakamoto melakukan penelitian tentang digital currency baru yang disebut bitcoin. Bitcoin merupakan salah satu cryptocurrency yang bertujuan untuk mengatasi masalah tersebut (Adam & Dzang Alhassan, 2020).

Semenjak bitcoin dikembangkan mengalami pertumbuhan yang cukup signifikan hingga saat ini. Perkembangan bitcoin memberi perhatian besar kepada investor. Para investor menarik perhatian

pada bitcoin karena dapat dipercaya sebagai tempat penyimpanan nilai yang lebih baik daripada emas serta harga yang berubah-ubah dari waktu ke waktu. Selain itu persediaan bitcoin terbatas membuat permintaan semakin meningkat dan menjadi langkah seperti emas digital. Dengan adanya ketidakstabilan harga bitcoin tersebut, maka para investor perlu menyiapkan strategi yang tepat untuk mengambil keputusan serta waktu yang tepat dalam mengoptimalkan harga bitcoin agar tidak mengalami kerugian. Salah satu strategi yang ditawarkan adalah dengan melakukan prediksi harga bitcoin menggunakan metode ARIMA. Prediksi dengan metode ARIMA dapat dilakukan berdasarkan data time series (Nurdiansyah et al., 2019). Data timeseries merupakan himpunan keterangan secara berurutan berdasarkan waktu. Data deret waktu yang dikumpulkan berdasarkan data masa lampau yang digambarkan pada sebuah grafik berpola trend, musiman, siklus dan horizontal. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model ARIMA terbaik yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi harga bitcoin.

Cryptocurrency ialah mata uang elektronik yang diciptakan menggunakan teknologi blockchain. Blockchain adalah software komputer yang berisi database dan sebagai dengan sistem jaringan komputer yang terkoneksi di semua jaringan pengguna bitcoin (Ausop & Aulia, 2018). Salah satu cryptocurrency pertama adalah bitcoin yang didapati oleh Satoshi Nakamoto pada tahun 2008. (Larasati, 2020). Satoshi Nakamoto merupakan nama samaran yang digunakan oleh seseorang atau sekelompok ilmuwan misterius untuk menyembunyikan identitas aslinya sebagai pencipta bitcoin. Hingga sekarang masih sulit diverifikasi karena semua bersifat privasi karena untuk menciptakan sebuah sistem yang besar memerlukan kerja tim (Fitriyani, 2020). Pada tahun 2010, Satoshi Nakamoto sebagai penemu bitcoin meninggalkan bitcoin tanpa alasan yang jelas sehingga lahirnya bitcoin tidak pernah jelas sampai saat ini (Ausop & Aulia, 2018). Bitcoin adalah mata uang digital yang disimpan dalam jaringan komputer untuk melakukan transaksi jual beli online (Aisyah Ayu Musyafah, 2020). Bitcoin beroperasi dalam sistem jaringan pembayaran open source P2P (peer-to-peer). Jaringan P2P adalah model jaringan komputer yang terdiri dari dua atau lebih komputer, di mana setiap komputer dalam jaringan tersebut dapat saling berbagi. Jaringan ini memudahkan pengguna untuk bertransaksi secara langsung tanpa memerlukan jasa pihak ketiga seperti bank (Fitriyani, 2020). Pada saat ini, Bitcoin semakin populer dan telah menjadi salah satu instrumen investasi yang banyak diminati oleh para investor.

## **METODE PENELITIAN**

Analisis deret waktu adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis data yang diambil dalam urutan waktu tertentu. Analisis deret waktu bertujuan untuk memahami pola dan struktur dalam data, serta untuk membuat prediksi tentang masa depan berdasarkan pola tersebut. Analisis deret waktu diperkenalkan oleh Box dan Jeankins pada tahun 1970. Deret waktu adalah rangkaian data berupa nilai observasi (observasional) yang diukur dalam kurun waktu berdasarkan waktu. Dalam analisis time series yang menjadi variabel yang dicari adalah waktu (Yudi, 2018). Ada empat pola data dalam deret waktu yaitu:

- 1) Trend, merupakan perubahan jangka panjang baik naik maupun turun dalam data (Rinaldi et al., 2021).
- 2) Musiman, pola data musiman terjadi apabila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. Misalnya pada kuartal tahunan tertentu, bulanan atau hari-hari pada minggu tertentu.
- 3) Siklus, pola siklus adalah suatu pola perubahan naik atau turun, sehingga pola siklus ini berubah dan bervariasi dari satu siklus ke siklus berikutnya (Makridakis et al., 1999).
- 4) Horisontal, pola data horizontal terjadi pada saat nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan atau stasioner terhadap nilai rata-ratanya (Makridakis et al., 1999)

a. *Autoregressive*

Pada tahun 1926, Yule memperkenalkan model *Autoregressive* (AR) dan kemudian dikembangkan pada tahun 1931 oleh Walker. Model ini menyatakan bahwa data pada periode sekarang dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya. Bentuk umum AR dapat ditulis (Djoni, 2011):

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

Dengan:

- $Z_t$  : data pada periode t, t=1,2,3,..., n
- $Z_{t-i}$  : data pada periode t-i, i=1,2,3,..., n
- $a_t$  : error pada periode t
- $\mu$  : konstanta
- $\phi_i$  : koefisien parameter AR ke-i, i=1,2,3,..., p

b. *Moving Average*

*Moving Average* (MA) pertama kali dicetus oleh Slutsky pada tahun 1937 kemudian dikembangkan oleh Wadsworth pada tahun 1989. Model ini menyatakan bahwa data pada periode sekarang dipengaruhi oleh nilai error pada periode sebelumnya. Bentuk umum model MA dapat ditulis (Djoni, 2011):

$$Z_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_p a_{t-p}$$

Dengan:

- $Z_t$  : data pada periode t, t=1,2,3,..., n
- $a_{t-i}$  : error pada periode t-i, i=1,2,3,..., n
- $a_t$  : error pada periode t
- $\mu$  : konstanta
- $\theta_i$  : koefisien parameter MA ke-i, i=1,2,3,..., n

c. *Autoregressive Moving Average*

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan model gabungan dari *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Bentuk umum model ARMA dapat ditulis (Djoni, 2011):

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_p a_{t-p}$$

Dengan:

- $Z_t$  : data pada periode t, t=1,2,3,..., n
- $Z_{t-i}$  : data pada periode t-i, i=1,2,3,..., n
- $a_t$  : error pada periode t
- $\mu$  : konstanta
- $\phi_i$  : koefisien parameter AR ke-i, i=1,2,3,..., p
- $\theta_i$  : koefisien parameter MA ke-i, i=1,2,3,..., n
- $a_{t-i}$  : error pada periode t-i, i=1,2,3,..., n

d. *Model ARIMA*

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970. Model ARIMA merupakan salah satu model non stasioner. Dalam mengatasi ketidakstasioneran data ini dilakukan proses differencing yang dinamakan proses integrated (I). Apabila proses differencing sebanyak 1 kali maka dinotasikan dengan I(1) artinya integrated pada differencing pertama dan jika time series melalui proses differencing sebanyak d kali dapat menjadi stasioner dengan ordo I(d). Apabila data tidak stasioner kemudian menjadi stasioner melalui proses differencing ditambahkan pada campuran proses AR dan MA maka model ARIMA(p, d, q) terpenuhi (Zhou et al., 2020). Bentuk umum model ARIMA dapat ditulis:

$$\phi_p(B)D^d Z_t = \mu + \theta_q(B)a_t$$

Dengan:

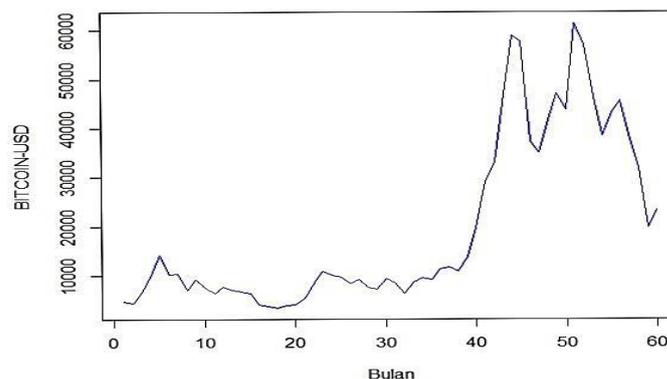
- $\phi_p$  : koefisien parameter AR

- $\theta_q$  : koefisien parameter MA
- $\mu$  : konstanta
- B : operator geser mundur
- D : *differencing*
- $a_t$  : *error* pada periode t
- d : tingkat proses *differencing*

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### a. Pengolahan Data

Untuk memperlancar penelitian ini dilakukan dengan software R.4.2.3 yang digunakan untuk mengolah serta menganalisis prediksi harga bitcoin. Proses pengolahan data awal dilakukan dengan cara penghapusan atribut yang tidak digunakan selama proses pengolahan data (*attribut removal*). Atribut yang digunakan adalah atribut date dan close sedangkan atribut open, high, low, adj close dan volume tidak digunakan karena tidak mempengaruhi hasil penelitian. Data harga close merupakan data penutupan saham pada waktu yang ditentukan. Data close bitcoin selama 60 bulan, tertinggi pada bulan Oktober 2021 sebesar US\$ 61,318. 95 dan harga close terendah terjadi pada bulan Januari 2019 sebesar US\$ 3,457. 79. Adapun plot data harga *bitcoin* sebagai berikut:



**Gambar 1.** Plot Data Harga *Bitcoin*

Berdasarkan gambar 1 menunjukkan bahwa plot data harga bitcoin mengalami trend kenaikan dan kemudian terjadi trend penurunan yang tidak teratur selama 60 bulan dan dapat disimpulkan bahwa pola data harga bitcoin yang memiliki nilai rata-rata yang tidak konstan dan tidak stasioner.

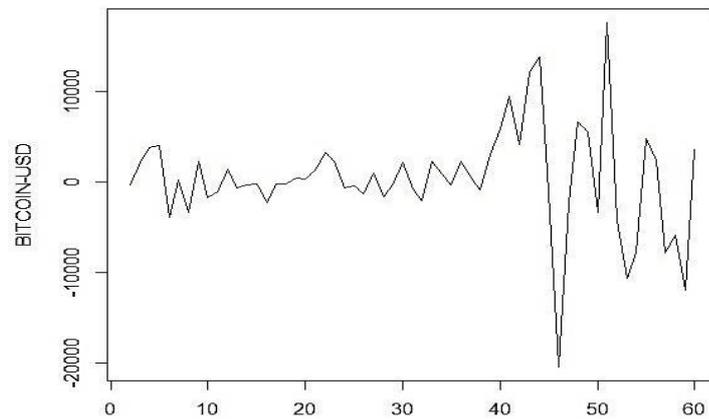
### b. Uji Stasioner

```
> adf.test(Bitcoin, k=12)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: Bitcoin
Dickey-Fuller = -2.7758, Lag order = 12, p-value = 0.2612
alternative hypothesis: stationary
```

Berdasarkan hasil uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) diperoleh nilai p sebesar 0,2612 lebih besar dari nilai alpha yaitu 5 % maka  $H_1$  ditolak dan data tidak stasioner untuk melakukan prediksi. Apabila data yang dihasilkan tidak stasioner maka perlu dilakukan penurunan data agar menghasilkan data stasioner dengan proses *differencing* (Wahyuningtyas, 2011). Adapun hasil *differencing* dapat digambarkan pada plot berikut:



**Gambar 2.** Plot Data Differencing Pertama

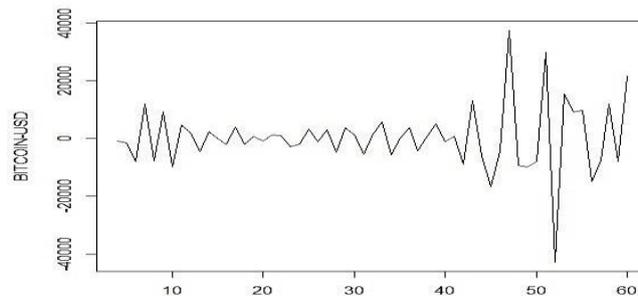
Pada Gambar 2 menunjukkan plot data differencing pertama masih terdapat pola data trend pada akhir grafik mengalami penurunan. Selanjutnya dilakukan uji ADF untuk mengetahui apakah data hasil proses differencing pertama sudah stasioner atau tidak. Adapun hasil uji ADF proses differencing pertama sebagai berikut:

```
> adf.test(differencing1, k=12)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: differencing1
Dickey-Fuller = -0.63413, Lag order = 12, p-value = 0.9709
alternative hypothesis: stationary
```

Berdasarkan hasil uji ADF diperoleh nilai p sebesar 0,9709 lebih besar dari nilai alpha yaitu 5% maka  $H_1$  ditolak dan data tidak stasioner dilakukan proses differencing kedua. Adapun plot hasil differencing kedua sebagai berikut:



**Gambar 3.** Plot differencing kedua

Pada gambar di atas menunjukkan plot differencing kedua dan tidak terdapat pola data trend kenaikan maupun penurunan pada data. Selanjutnya dilakukan uji ADF sebagai berikut:

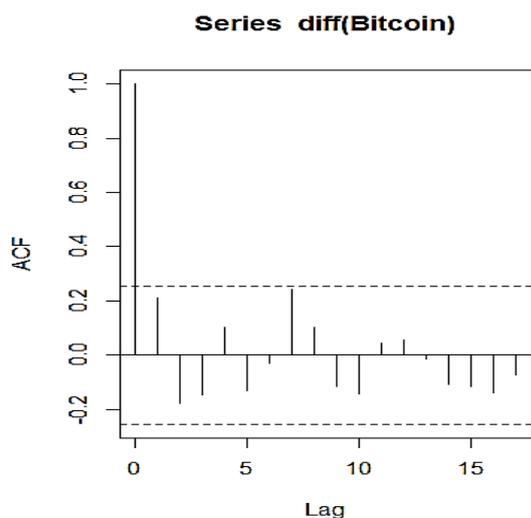
```
> adf.test(differencing2, k=12)

Augmented Dickey-Fuller Test

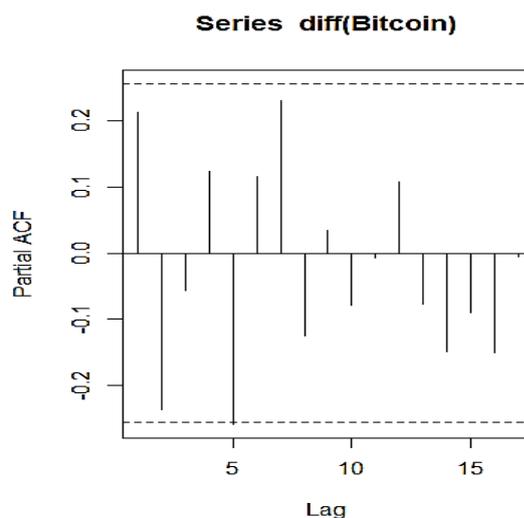
data: differencing2
Dickey-Fuller = -3.9249, Lag order = 12, p-value = 0.01921
alternative hypothesis: stationary
```

Berdasarkan hasil uji ADF diperoleh nilai p sebesar 0,01921 lebih kecil dari nilai alpha (0,05) maka  $H_1$  diterima dan data sudah menjadi stasioner untuk membuat model dalam melakukan prediksi harga bitcoin 10 bulan ke depan.

c. Identifikasi Model



Gambar 4. Plot ACF



Gambar 5. Plot PACF

Berdasarkan Gambar 4 diatas dilihat bahwa plot ACF mengalami cuts off pada lag 7 kemudian *meluruh* menuju nol untuk nilai lag lainnya yang artinya mengandung Moving Average (MA) atau MA (7), MA (6), MA (5), MA (4), MA (3), MA (2), MA (1) dan MA (0). Sedangkan pada Gambar 5 diatas mengalami dies down pada lag 5 dan meluruh menuju nol untuk nilai lag lainnya yang mengandung Autoregressive atau AR(5), AR(4), AR(3), AR(2), AR(1) dan AR(0).

d. Estimasi Model

Tabel 2. Estimasi Koefisien Parameter

|                | ARIMA<br>(5, 2, 7) | ARIMA<br>(4, 2, 6) | ARIMA<br>(3, 2, 5) | ARIMA<br>(2, 2, 4) | ARIMA<br>(1, 2, 3) | ARIMA<br>(0,2,2) | ARIMA<br>(1, 2, 1) | ARIMA<br>(2, 2, 0) |
|----------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|------------------|--------------------|--------------------|
| $\phi_1$       | -0,6286            | 0,1702             | -1,6060            | -0,6319            | -0,6888            |                  | 0,2300             | -0,3354            |
| $\phi_2$       | -0,6357            | -0,9042            | -1,1138            | -0,5012            |                    |                  |                    | -0,3690            |
| $\phi_3$       | -0,6874            | 0,0264             | -0,4862            |                    |                    |                  |                    |                    |
| $\phi_4$       | -0,1590            | -0,2714            |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| $\phi_5$       | -0,2036            |                    |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| $\theta_1$     | 0,0559             | -0,7985            | 1,0338             | 0,0600             | 0,2130             | -0,6978          | -1,0000            |                    |
| $\theta_2$     | 0,0616             | 0,7582             | -0,2516            | -0,3062            | -0,6252            | -0,3022          |                    |                    |
| $\theta_3$     | -0,0912            | -0,8742            | -1,2182            | -0,9192            | 0,1726             |                  |                    |                    |
| $\theta_4$     | -0,1558            | 0,4829             | -0,7281            | 0,1655             |                    |                  |                    |                    |
| $\theta_5$     | -0,4125            | -1,0300            | 0,1642             |                    |                    |                  |                    |                    |
| $\theta_6$     | -0,2931            | 0,4617             |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| MSE            | 2021978            | 1931216            | 2277232            | 2276777            | 2895535            | 3040828          | 3114900            | 4171200            |
| Log Likelihood | -574,24            | -574,01            | -577,17            | -5,77,17           | -582,47            | -583,8           | -584,48            | -591,32            |
| AIC            | 1174,49            | 1170,02            | 1171,88            | 1168,33            | 1174,93            | 1173,6           | 1174,96            | 1188,64            |

Setelah estimasi dari masing-masing model maka dilakukan pengujian signifikan dari masing-masing model dengan hipotesis:

$H_0$  : model ARIMA tidak signifikan

$H_1$  : model ARIMA signifikan

Keputusan:  $H_0$  di tolak jika nilai  $p < \alpha(0,05)$

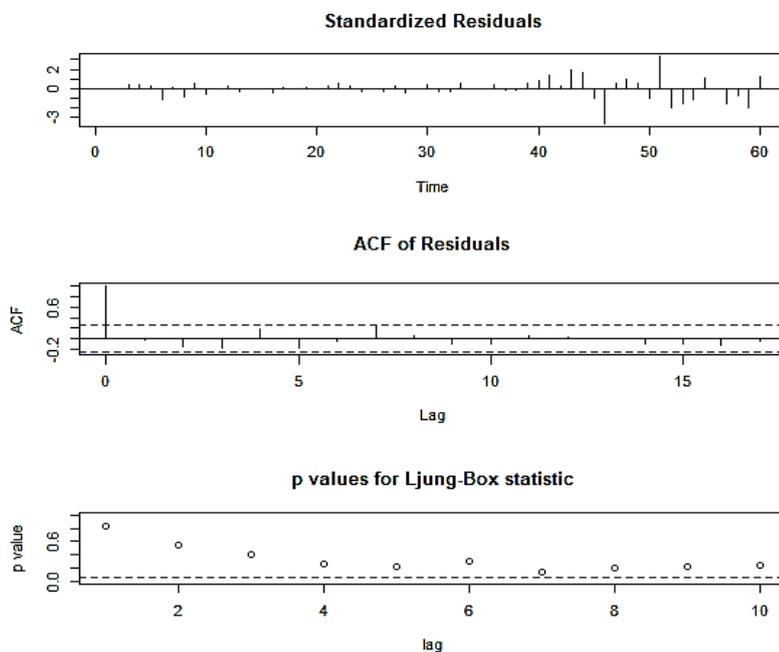
**Tabel 3.** Nilai p dari masing-masing model

|     | ARIMA<br>(5, 2, 7) | ARIMA<br>(4, 2, 6) | ARIMA<br>(3, 2, 5) | ARIMA<br>(2, 2, 4) | ARIMA<br>(1, 2, 3) | ARIMA<br>(0,2,2) | ARIMA<br>(1, 2, 1) | ARIMA<br>(2, 2, 0) |
|-----|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|------------------|--------------------|--------------------|
| AR1 | 0,06853            | 0,530614           | 2,2e-16            | 0,0165275          | 4,566e-05          |                  | 0,07498            | 0,007957           |
| AR2 | 0,03131            | 7,177e-08          | 0,0037657          | 0,0130466          |                    |                  |                    | 0,003148           |
| AR3 | 0,05729            | 0,901282           | 0,0001434          |                    |                    |                  |                    |                    |
| AR4 | 0,60437            | 0,217926           |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| AR5 | 0,36918            |                    |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| MA1 | 0,86510            | 0,003839           | 5,893e-06          | 0,8574944          | 0,1836410          | 2,151e-07        | 2e-16              |                    |
| MA2 | 0,81289            | 1,606e-07          | 0,5722252          | 0,0326270          | 1,012e-05          | 0,0153           |                    |                    |
| MA3 | 0,74355            | 1,895e-06          | 1,864e-11          | 0,0001816          | 0,0006584          |                  |                    |                    |
| MA4 | 0,59143            | 0,018164           | 0,0404760          | 0,5103471          |                    |                  |                    |                    |
| MA5 | 0,09575            | 1,555e-07          | 0,5159014          |                    |                    |                  |                    |                    |
| MA6 | 0,40692            | 0,040051           |                    |                    |                    |                  |                    |                    |
| MA7 | 0,03739            |                    |                    |                    |                    |                  |                    |                    |

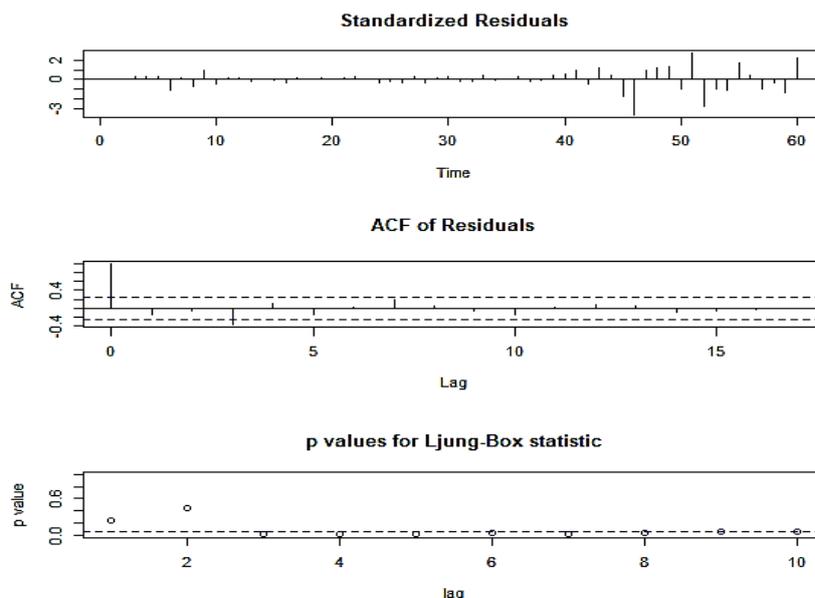
Berdasarkan tabel diatas maka model yang signifikan adalah model yang semua parameternya lebih kecil dari alpha (0,05) maka terima  $H_1$ . Adapun model yang memenuhi adalah model ARIMA(0,2,2) dan model ARIMA(2, 2, 0).

e. Cek Diagnostik Model

Untuk cek diagnostic model dilakukan dengan uji Q Ljung Box dan plot ACF/PACF untuk residual dari masing-masing model yang berguna untuk melihat apakah terdapat korelasi serial dalam residual dari model yang diamati.

**Gambar 6.** Plot Diagnostik Model ARIMA(0,2,2)

Berdasarkan Gambar 6 diatas, plot residual dari model ARIMA(0,2,2) pada plot ACF terlihat bahwa model bersifat white noise ditandai dengan adanya nilai  $lag$  ( $lag > 0$ ) yang keluar dari batas interval. Sedangkan nilai p dari statistik Ljung-Box tidak terdapat adanya nilai lag yang dibawah garis batas interval yang menandakan residual tidak mengandung korelasi serial yang artinya residual berdistribusi normal.



Gambar 7. Plot Diagnostik Model ARIMA(2, 2, 0)

Berdasarkan Gambar 7 di atas, plot residual dari model ARIMA(2,2,0) pada plot ACF terlihat bahwa model bersifat tidak white noise ditandai dengan adanya lag ( $lag > 0$ ) keluar dari garis batas interval yaitu lag 3. Sedangkan nilai p dari statistik Ljung-Box terdapat adanya nilai lag yang dibawah garis batas interval yang menandakan hipotesis residual mengandung korelasi serial yang artinya residual tidak berdistribusi normal.

f. Pemilihan Model Terbaik

Adapun hasil pemeriksaan diagnosa berdasarkan hasil uji Q Ljung-Box dan plot ACF/PACF pengecekan diagnostik dari model ARIMA(0,2,2) dan ARIMA(2, 2, 0) dapat dirangkum pada tabel berikut:

Tabel 3. Pemilihan Model Terbaik

| Model           | Uji White Noise | Uji Normalisasi |
|-----------------|-----------------|-----------------|
| ARIMA (0,2,2)   | Memenuhi        | Memenuhi        |
| ARIMA (2, 2, 0) | Tidak memenuhi  | Tidak memenuhi  |

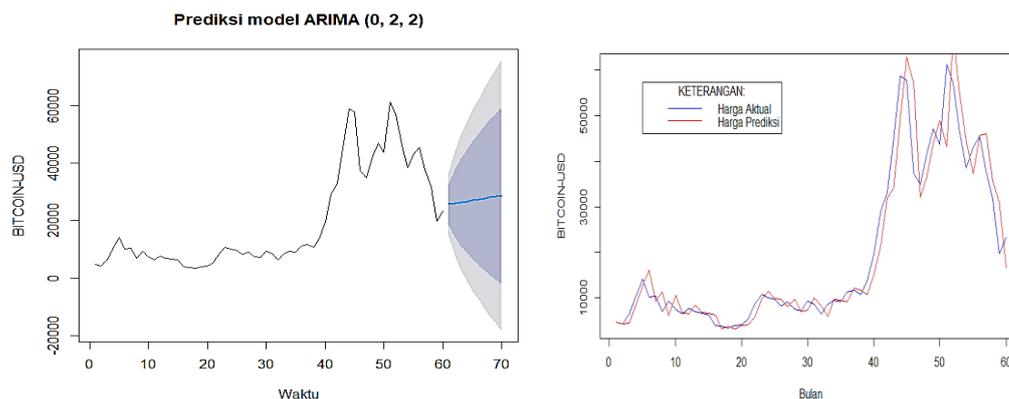
Berdasarkan Tabel 3 di atas dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,2,2) telah memenuhi syarat kebaikan suatu model dengan memenuhi uji white noise dan uji normalitas, sehingga model ini akan digunakan untuk melakukan prediksi harga bitcoin 10 bulan ke depan.

g. Prediksi Dengan Model Terbaik

Model ARIMA(0,2,2) merupakan model terbaik yang akan digunakan dalam melakukan prediksi. Hasil prediksi data harga bitcoin untuk 10 bulan ke depan sebagai berikut:

```
> forecast(Arima.6,n.ahead=10)
  Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
61  25674.46 18548.3380 32800.58 14775.9964 36572.93
62  26018.57 14225.0964 37812.05  7982.0078 44055.14
63  26362.68 11189.0534 41536.31  3156.6194 49568.75
64  26706.79  8700.1136 44713.47 -832.0467 54245.63
65  27050.90  6530.4135 47571.39 -4332.4779 58434.29
66  27395.01  4574.2110 50215.82 -7506.3926 62296.42
67  27739.13  2772.4245 52705.83 -10444.1486 65922.40
68  28083.24  1088.2039 55078.27 -13202.1029 69368.57
69  28427.35 -503.1889 57357.88 -15818.0894 72672.78
70  28771.46 -2019.2645 59562.18 -18318.8882 75861.80
```

Adapun plot hasil prediksi data adalah sebagai berikut:



**Gambar 8.** Grafik hasil prediksi

Berdasarkan di atas dapat dilihat bahwa hasil prediksi harga *bitcoin* mengalami kenaikan harga selama 10 bulan ke depan. Kenaikan harga tersebut perlu dilakukan antisipasi sebelum bertransaksi agar tidak mengalami kerugian. Sedangkan plot harga aktual dan harga prediksi dapat pada gambar 8 (b) menunjukkan bahwa hasil prediksi harga bitcoin dengan model ARIMA(0,2,2) tidak terlalu jauh berbeda dengan data aktual harga bitcoin.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,2,2) merupakan model terbaik yang cocok untuk melakukan prediksi harga *bitcoin*. Model ARIMA(0,2,2) secara matematis dapat ditulis sebagai

$$Z_t = -0,6978e_{t-1} - 0,3022e_{t-2} + e_t$$

Untuk penelitian selanjutnya, dapat membandingkan hasil prediksi model ARIMA dengan model time series lainnya.

## REFERENCES

- Adam, I. O., & Dzung Alhassan, M. (2020). Bridging the global digital divide through digital inclusion: the role of ICT access and ICT use. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 15(4), 580–596. <https://doi.org/10.1108/TG-06-2020-0114>
- Aisyah Ayu Musyafah. (2020). Transaksi Bitcoin dalam Perspektif Islam dan Hukum Positif Indonesia. *Diponegoro Private Law Review*, 7(1), 700–712.
- Ausop, A. Z., & Aulia, E. S. N. (2018). Teknologi Cryptocurrency Bitcoin Untuk Investasi Dan Transaksi Bisnis Menurut Syariat Islam. *Jurnal Sosioteknologi*, 17(1), 74–92. <https://doi.org/10.5614/sostek.itbj.2018.17.1.8>
- Djoni, H. (2011). Penerapan Model ARIMA untuk Memprediksi Harga Saham PT. Telkom Tbk. *Jurnal Ilmiah Sains*, 11(1), 116–123.
- Fitriyani, N. (2020). Analisis Dampak Perkembangan Mata Uang Digital Bitcoin Dalam Perekonomian. *Jurnal Ekonomi & Perbankan Syariah*, 145. <https://ejournal.unmuha.ac.id/index.php/ekispersya/article/view/1034%0Ahttps://ejournal.unmuha.ac.id/index.php/ekispersya/article/viewFile/1034/498>
- Larasati, K. D. (2020). *Prediksi Harga Bitcoin Berdasarkan Informasi*.
- Makridakis, S., Wheelwright C, S., & McGee, V. E. (1999). Metode dan Aplikasi Peramalan. *Binarupa Aksara*, 112.
- Nurdiansyah, A., Furqon, M. T., & Rahayudi, B. (2019). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dengan Optimasi Artificial Bee Colony (ABC). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(6), 5531–5539. <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5507>
- Pradana, N. F. B., & Lestanti, S. (2020). Aplikasi Prediksi Jangka Pendek Harga Bitcoin Menggunakan Metode Arima. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 25(3), 160–174. <https://doi.org/10.35760/ik.2020.v25i3.3128>

- Rinaldi, A., Si, S., Si, M., Dewi, N. R., Si, M., Tarbiyah, F., & Keguruan, D. A. N. (2021). *DI KABUPATEN LAMPUNG TENGAH Skripsi Diajukan Guna Melengkapi Tugas-Tugas Dan Memenuhi Syarat-Syarat Guna Memperoleh Gelar Sarjana Pendidikan ( S . Pd ) Dalam Ilmu Pendidikan Matematika Oleh : DEWI ANJANI Program Studi : Pendidikan Matematika Pembimbing I .*
- Sari, S. W. (2016). Perkembangan Dan Pemikiran Uang Dari Masa Ke Masa. *An-Nisbah: Jurnal Ekonomi Syariah*, 3(1). <https://doi.org/10.21274/an.2016.3.1.39-58>
- Yudi. (2018). Peramalan Penjualan Mesin Industri Rumah Tangga Dengan Metode Fuzzy Time Series Ruey Chyn Tsaur. *Jurnal Informatika Kaputama(JIK)*, 2(1), 53–59.
- Zhou, Yang, & Wang. (2020). No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title.  
*File:///C:/Users/VERA/Downloads/ASKEP\_AGREGAT\_ANAK\_and\_REMAJA\_PRINT.Docx*, 21(1), 1–9.