

## Pemodelan dan Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode ARIMA pada Data Time Series

Yesni Malau<sup>1</sup>, Eni Pudjiarti<sup>2</sup>, Fintri Indriyani<sup>3</sup>, Riswandi Ishak<sup>4</sup>, Asep Sayfullah<sup>5</sup>,  
Wahyutama Fitri Hidayat<sup>6</sup>

Univeristas Bina Sarana Informatika<sup>123456</sup>

yesni.ymu@bsi.ac.id<sup>1</sup>, eni.epr@bsi.ac.id<sup>2</sup>, fintri.fni@bsi.ac.id<sup>3</sup>, riswandi.rik@bsi.ac.id<sup>4</sup>,  
asep.alo@bsi.ac.id<sup>5</sup>, wahyutama.wfh@bsi.ac.id<sup>6</sup>

**Abstrak** - Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi pergerakan harga emas menggunakan metode deret waktu dengan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Data yang digunakan merupakan data historis harga penutupan emas harian periode tahun 2020 hingga 2026 yang diperoleh dari situs Investing.com dengan total 1568 data. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, proses preprocessing, pengujian stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), identifikasi parameter melalui analisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF), estimasi parameter model, diagnostic checking, serta evaluasi tingkat akurasi model. Hasil analisis menunjukkan bahwa data telah stasioner dengan nilai p-value < 0,05. Berdasarkan proses identifikasi dan pemilihan model, diperoleh model ARIMA (3,0,3) sebagai model terbaik dengan nilai AIC sebesar 15449.326. Hasil evaluasi model menunjukkan nilai RMSE sebesar 120.86, MAE sebesar 95.02, dan MAPE sebesar 5.48%. Nilai MAPE yang berada di bawah 10% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik dalam melakukan prediksi harga emas. Dengan demikian, model ARIMA dapat digunakan sebagai pendekatan yang efektif dalam memprediksi pergerakan harga emas berdasarkan data historis.

Kata Kunci : ARIMA, prediksi, harga emas, deret waktu

**Abstract** - This study aims to analyze and predict gold price movements using a time series approach with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The data used in this research are historical daily gold closing prices from 2020 to 2026 obtained from Investing.com, consisting of 1,568 data. The research stages include data collection, preprocessing, stationarity testing using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, parameter identification through Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) analysis, parameter estimation, diagnostic checking, and model accuracy evaluation. The results indicate that the data are stationary with a p-value < 0.05. Based on the identification and model selection process, the ARIMA (3,0,3) model was identified as the best model with an Akaike Information Criterion (AIC) value of 15449.326. Model evaluation results show an RMSE of 120.86, MAE of 95.02, and MAPE of 5.48%. The MAPE value below 10% indicates that the model has good accuracy in predicting gold prices. Therefore, the ARIMA model can be used as an effective approach to predict gold price movements based on historical data.

Keywords: ARIMA, prediction, gold price, time series

### I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi analisis data telah mendorong pemanfaatan berbagai metode statistik untuk memahami pola pergerakan data runtun waktu, khususnya pada sektor ekonomi dan keuangan. Investasi yang saat ini menjadi tren investor seperti, saham, reksadana, deposito, dan emas (Jayanti et al., 2025). Salah satu komoditas emas yang tidak stabil menciptakan tantangan bagi investor dalam menentukan momen optimal untuk membeli atau menjual emas (Zulfahrizan et al., 2025). Fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi ekonomi global, tingkat inflasi, serta pergerakan nilai tukar mata uang, sehingga diperlukan metode analisis yang mampu memodelkan pola historis secara sistematis untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Oleh karena itu, pengetahuan mengenai prediksi harga emas dapat memberikan informasi kepada investor emas

sehingga dapat meminimalisir risiko dan memperluas peluang keuntungan (Lasijan et al., 2023).

Salah satu metode statistik yang banyak digunakan dalam analisis data runtun waktu adalah model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) (Jayantika et al., 2022). Metode ini mampu memodelkan hubungan antara nilai masa lalu dan nilai saat ini pada suatu data time series sehingga dapat digunakan untuk melakukan peramalan nilai di masa depan. Menurut (Sari et al., 2024) ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan saat ini dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan yang akurat dalam jangka pendek. Selain itu (Maulidya et al., 2024) mengemukakan ARIMA dapat digunakan mengatasi suatu kondisi pada data deret waktu yang memiliki sifat musiman, acak, tren, dan siklis.

Dalam penerapannya, model ARIMA memerlukan beberapa tahapan analisis yang meliputi identifikasi model, estimasi parameter, serta evaluasi model. Tahap awal yang penting adalah melakukan pengujian stasioneritas data menggunakan metode statistik seperti *Augmented Dickey-Fuller test*, yang digunakan untuk mengetahui apakah data memiliki rata-rata dan variansi yang konstan sepanjang waktu. Data deret waktu yang dapat dianalisis yaitu yang bersifat stasioner (Jayanti et al., 2025). Setelah data dinyatakan stasioner, proses selanjutnya adalah menentukan parameter model melalui analisis *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik dalam model ARIMA. Plot ACF dan PACF berfungsi untuk mengetahui data telah stasioner setelah dilakukan transformasi dan *differencing*, selain itu melihat plot ACF dan PACF juga dapat menduga model yang memungkinkan (La Murdani & Nanlohy, 2022).

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa model ARIMA mampu memberikan performa yang baik dalam melakukan peramalan data deret waktu. Penelitian yang dilakukan oleh (Sagala et al., 2023) ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Selain itu, penelitian oleh Pratama dan Wibowo (2023) juga menunjukkan bahwa metode ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan harga komoditas dengan tingkat akurasi yang cukup baik apabila dilakukan proses evaluasi menggunakan indikator kinerja *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, dan *Root Mean Square Error (RMSE)*. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model ARIMA sebagai prediksi harga tutup emas sebagai uji keandalan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis prediksi harga emas menggunakan model ARIMA dengan memanfaatkan data historis harga penutupan. Fluktuasi harga emas yang dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi global dan domestik mendorong pentingnya prediksi harga yang akurat sebagai dasar pengambilan keputusan investasi (Marlina et al., 2025). Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model prediksi yang mampu menggambarkan pola pergerakan harga emas secara lebih akurat sehingga dapat digunakan sebagai referensi dalam analisis pasar keuangan. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan penelitian di bidang analisis data runtun waktu, khususnya

dalam penerapan metode statistik untuk prediksi harga komoditas berbasis data historis.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis data runtun waktu untuk memprediksi pergerakan harga emas berdasarkan data historis. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini memanfaatkan data numerik berupa harga penutupan emas yang dianalisis menggunakan model statistik untuk menghasilkan prediksi nilai pada periode waktu tertentu.

### 1. Metode Pengumpulan Data

Tahapan penelitian dilakukan melalui beberapa langkah analisis. Tahap pertama adalah pengumpulan data historis harga emas yang diperoleh dari sumber data <https://id.investing.com/currencies/xau-usd-historical-data>. Data yang digunakan berupa harga terakhir emas dalam periode waktu 1 hari (1D). Tahap kedua adalah proses *preprocessing* data, yaitu membersihkan data, menghapus nilai yang tidak diperlukan, serta melakukan normalisasi apabila diperlukan untuk memudahkan proses analisis.

### 2. Identifikasi Stasioneritas Data

Tahap ketiga adalah pengujian stasioneritas. Stasioneritas adalah tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan data untuk periode waktu tertentu (Marlina et al., 2025). Data menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller test (ADF Test)* untuk memastikan bahwa data memiliki rata-rata dan variansi yang konstan sepanjang waktu. Apabila data belum stasioner, maka dilakukan proses *differencing* hingga data memenuhi asumsi stasioneritas.

### 3. Estimasi Parameter

Tahap selanjutnya adalah estimasi parameter. Estimasi parameter dalam model ARIMA mengacu pada proses menghitung nilai parameter yang mendeskripsikan dinamika data secara optimal (Saputra & Febrianti, 2025). Proses identifikasi model dengan menganalisis grafik *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* untuk menentukan parameter model ARIMA yang optimal dalam bentuk (p, d, q).

### 4. Metode Prediksi Harga Emas

Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah model ARIMA. Model ARIMA merupakan model keseluruhan mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan (Sagala et al., 2023). Model ARIMA terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *autoregressive (AR)*, *differencing (I)*, dan *moving average (MA)*, yang digunakan untuk menangkap pola tren maupun fluktuasi dalam data historis. Metode ini banyak digunakan dalam penelitian prediksi ekonomi dan keuangan karena memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan data deret waktu yang bersifat non-stasioner setelah dilakukan proses

*differencing*.

### 5. Diagnostic Checking

*Diagnostic checking* dilakukan guna membuktikan kecakupan model. Proses *diagnostic checking residual* yaitu white noise yang didefinisikan sebagai deret waktu acak tanpa ada korelasi signifikan antar periode. Uji Ljung-Box digunakan untuk memastikan bahwa data residual (error) bersifat white noise yang menunjukkan apabila p-value > 0,05, maka residual tidak memiliki autokorelasi yang signifikan, artinya residual bersifat white noise dan model sudah cukup baik. Pengujian selanjutnya yang perlu dilakukan adalah Q-Q plot (Quantile-Quantile plot) dilakukan untuk memeriksa apakah distribusi residual pada data mengikuti distribusi normal.

### 6. Pengukuran Tingkat Akurasi

Tahap terakhir adalah evaluasi performa model menggunakan beberapa metrik kesalahan prediksi seperti Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengetahui tingkat akurasi model yang dihasilkan.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, dijelaskan hasil penelitian dan pada saat yang sama diberikan pembahasan yang komprehensif. Hasil dapat disajikan dalam angka, grafik, tabel, dan lain-lain yang membuat pembaca memahami dengan mudah. Pada bagian ini ditekankan nilai baru dari penelitian yang memuat inovasi, serta implikasinya. Pembahasan dapat dibuat dalam beberapa sub-bab.

### 1. Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data historis harga emas dengan interval harian, karena data harian dapat menggambarkan fluktuasi harga secara lebih detail dan sesuai untuk analisis prediksi menggunakan model deret waktu. Data tersebut kemudian diunduh dari situs Investing.com dalam format tabel dan selanjutnya diolah menggunakan Google Colabs. Adapun datanya adalah sebagai berikut:

maindf.head()

	Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
0	10/03/2026	5.162,40	5.139,06	5.186,60	5.124,76	NaN	0,44%
1	09/03/2026	5.139,56	5.180,45	5.199,37	5.014,73	NaN	1,26%
2	08/03/2026	5.075,81	5.188,86	5.193,21	5.044,84	NaN	-1,84%
3	06/03/2026	5.171,12	5.077,43	5.175,06	5.062,89	NaN	1,85%
4	05/03/2026	5.077,39	5.135,96	5.196,15	5.050,84	NaN	-1,14%

maindf.tail()

	Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
1563	06/03/2020	1.674,23	1.670,66	1.692,11	1.647,98	NaN	0,22%
1564	05/03/2020	1.670,61	1.635,83	1.674,66	1.634,92	NaN	2,13%
1565	04/03/2020	1.635,83	1.639,85	1.651,68	1.631,99	NaN	-0,24%
1566	03/03/2020	1.639,77	1.590,78	1.649,50	1.587,79	NaN	3,08%
1567	02/03/2020	1.590,73	1.590,99	1.610,78	1.579,54	NaN	0,35%

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 1. Dataset Harga Emas

Gambar 1 menampilkan hasil eksplorasi dataset menggunakan fungsi `head()` dan `tail()` pada DataFrame `maindf` di Python. Dataset ini berisi data historis harga emas XAU/USD yang terdiri dari beberapa variabel yaitu Tanggal, Terakhir, Pembukaan, Tertinggi, Terendah, Vol., dan Perubahan%. Fungsi `head()` menampilkan lima data teratas yang menunjukkan data terbaru pada bulan Maret 2026, sedangkan fungsi `tail()` menampilkan lima data terbawah yang menunjukkan data paling lama pada Maret 2020. Berdasarkan tampilan tersebut, data memiliki rentang waktu dari tahun 2020 hingga 2026 dengan total sekitar 1568 data harian. Dalam penelitian ini, variabel harga penutupan (Terakhir) digunakan sebagai variabel utama dalam proses pemodelan menggunakan metode ARIMA untuk melakukan prediksi harga emas.

```
maindf.drop(columns=['Pembukaan', 'Tertinggi', 'Terendah', 'Vol.'], inplace=True)
```

```
maindf.head()
```

	Tanggal	Terakhir	Perubahan%
0	10/03/2026	5.162,40	0,44%
1	09/03/2026	5.139,56	1,26%
2	08/03/2026	5.075,81	-1,84%
3	06/03/2026	5.171,12	1,85%
4	05/03/2026	5.077,39	-1,14%

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 2. Preprocessing Data

Gambar 2 menunjukkan proses pembersihan data (*data preprocessing*) pada dataset `maindf` menggunakan Python dengan pustaka `pandas`. Pada tahap ini beberapa kolom yang tidak digunakan dalam analisis, yaitu `Pembukaan`, `Tertinggi`, `Terendah`, dan `Vol.`, dihapus menggunakan fungsi `drop()`.

Setelah penghapusan kolom dilakukan, dataset ditampilkan kembali menggunakan `head()` sehingga hanya tersisa tiga kolom yaitu `Tanggal`, `Terakhir`, dan `Perubahan%`. Penyederhanaan ini bertujuan agar analisis prediksi menggunakan metode ARIMA dapat difokuskan pada variabel harga penutupan (Terakhir) sebagai data utama.

### 2. Identifikasi Stasioneritas Data

Langkah berikutnya yaitu pengujian stasioneritas secara otomatis. Data yang diuji adalah kolom `Terakhir` yang berisi harga penutupan emas. Program mendefinisikan fungsi `cek_stasioner_otomatis()` yang bertujuan untuk memeriksa apakah data sudah stasioner atau belum menggunakan uji ADF. Jika data belum stasioner, fungsi tersebut akan melakukan proses *differencing* secara bertahap hingga data menjadi stasioner atau hingga batas maksimum *differencing* yang telah ditentukan.

Gambar 3 merupakan dari proses pengujian tersebut. Hasil uji menunjukkan nilai ADF

Statistic sebesar -5.321771 dan p-value sebesar 0.000005. Karena nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi yang digunakan ( $\alpha = 0,05$ ), maka dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner pada differencing ke-0 ( $d = 0$ ) tanpa perlu dilakukan differencing tambahan. Hal ini menunjukkan bahwa data harga penutupan emas sudah memenuhi asumsi stasioneritas.

```

from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

series = maindf['Terakhir']

def cek_stasioner_otomatis(series, max_diff=3, alpha=0.05):

    data = series.copy()

    print("==== UJI STASIONERITAS OTOMATIS (ADF) =====\n")

    for d in range(max_diff + 1):

        result = adfuller(data.dropna())
        p_value = result[1]

        print(f"Differencing ke-{d}")
        print(f"ADF Statistic : {result[0]:.6f}")
        print(f"p-value       : {p_value:.6f}")

        if p_value < alpha:
            print("Uji Stasioner Sudah Berhasil ✅\n")
            print(f"Data stasioner pada d = {d}")
            return data, d

        else:
            print("Uji Stasioner Belum Berhasil ❌\n")
            data = data.diff().dropna()

    print("⚠️ Maksimum differencing tercapai, data masih belum stasioner")
    return data, None

series_stasioner, d = cek_stasioner_otomatis(series)

==== UJI STASIONERITAS OTOMATIS (ADF) =====

Differencing ke-0
ADF Statistic : -5.321771
p-value       : 0.000005
Uji Stasioner Sudah Berhasil ✅
Data stasioner pada d = 0
    
```

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 3. Uji Stasioner Data

### 3. Estimasi Parameter

Berdasarkan estimasi parameter serta proses pemilihan model secara otomatis, diperoleh model terbaik yaitu ARIMA (3,0,3) dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 15449.326. Nilai AIC yang paling kecil menunjukkan bahwa model tersebut memiliki performa terbaik dibandingkan kombinasi parameter lainnya. Oleh karena itu, model ARIMA (3,0,3) dinilai paling sesuai untuk digunakan dalam memodelkan dan melakukan prediksi terhadap data harga penutupan emas ditunjukkan pada Gambar 4.

```

=====
ARIMA TERBAIK OTOMATIS
Order (p,d,q) : (3, 0, 3)
AIC terkecil  : 15449.326462837766
=====
    
```

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 4. Hasil Estimasi Parameter

### 4. Metode Prediksi Harga Emas

Hasil pemodelan menggunakan ARIMA (3,0,3)

menunjukkan bahwa model dibangun menggunakan 1568 observasi dengan variabel dependen berupa harga penutupan emas (Terakhir). Model ini memiliki nilai Log Likelihood sebesar -7716.663, serta nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 15449.326, BIC sebesar 15492.187, dan HQIC sebesar 15465.258 yang digunakan sebagai indikator pemilihan model terbaik. Nilai koefisien pada parameter AR (Autoregressive) yaitu ar.L1 = 1.3726, ar.L2 = -1.3602, dan ar.L3 = 0.9876 menunjukkan bahwa nilai harga emas pada periode sebelumnya memiliki pengaruh signifikan terhadap nilai saat ini. Sementara itu, parameter MA (Moving Average) yaitu ma.L1 = -0.3636, ma.L2 = 0.9602, dan ma.L3 = 0.0423 juga menunjukkan kontribusi terhadap pembentukan model. Seluruh parameter memiliki nilai p-value sebesar 0.000 ( $< 0.05$ ) sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter tersebut signifikan secara statistik.

Dep. Variable:	Terakhir	No. Observations:	1568
Model:	ARIMA(3, 0, 3)	Log Likelihood	-7716.663
Date:	Wed, 11 Mar 2026	AIC	15449.326
Time:	04:01:03	BIC	15492.187
Sample:	0	HQIC	15465.258
	- 1568		
Covariance Type:	opg		

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 5. Pemodelan ARIMA

### 5. Diagnostic Checking

Pengujian diagnostik model menunjukkan bahwa nilai Ljung-Box Q = 0.07 dengan Prob(Q) = 0.79, yang berarti tidak terdapat autokorelasi yang signifikan pada residual model. Namun, hasil Jarque-Bera sebesar 101105.99 dengan Prob(JB) = 0.00 menunjukkan bahwa residual tidak terdistribusi normal. Selain itu, nilai Skew sebesar 2.19 dan Kurtosis sebesar 42.10 mengindikasikan bahwa distribusi residual memiliki lengkungan dan puncak distribusi yang cukup tinggi. Dalam data harga emas / finansial, ini sangat umum terjadi karena data finansial memang sering memiliki fat tail distribution.

Ljung-Box (L1) (Q):	0.07	Jarque-Bera (JB):	101105.99
Prob(Q):	0.79	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	0.13	Skew:	2.19
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	42.10

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 6. Hasil Diagnostic Checking

### 6. Pengukuran Tingkat Akurasi

Hasil evaluasi model prediksi menggunakan metode ARIMA menunjukkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 120.86, Mean Absolute Error (MAE) sebesar 95.02, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 5.48%. Nilai RMSE menunjukkan besarnya rata-rata kesalahan prediksi model terhadap data aktual dengan memberikan penalti lebih besar pada kesalahan yang besar. Sementara itu, MAE

menggambarkan rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. Nilai MAPE sebesar 5.48% menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model relatif kecil, karena secara umum model prediksi dianggap baik apabila nilai MAPE berada di bawah 10%.

```

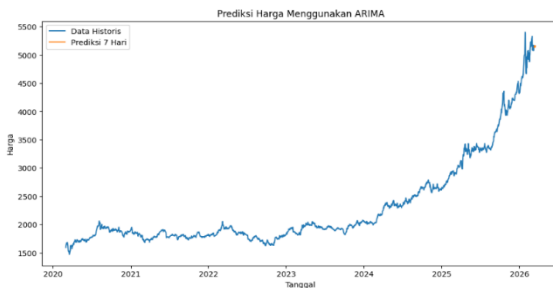
***
===== EVALUASI MODEL =====
RMSE : 120.86255414654389
MAE : 95.02340341147969
MAPE : 5.475534467426459 %
    
```

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 7. Hasil Evaluasi

Hasil prediksi menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average ARIMA menunjukkan bahwa harga emas pada periode 3 hingga 7 hari ke depan diperkirakan mengalami fluktuasi yang relatif kecil. Pada tanggal 11 Maret 2026, harga emas diprediksi sebesar 5141.26 dengan perubahan -0.41%. Selanjutnya harga diperkirakan meningkat pada 12 dan 13 Maret 2026 menjadi 5148.34 dan 5156.01.

Prediksi hingga 7 hari ke depan menunjukkan pergerakan harga yang naik dan turun secara bergantian, dengan harga tertinggi diperkirakan terjadi pada 15 Maret 2026 sebesar 5162.08. Secara umum, hasil prediksi menunjukkan bahwa harga emas dalam jangka pendek cenderung stabil dengan fluktuasi yang tidak terlalu besar.



```

===== PREDIKSI 3 HARI KEDEPAN =====
    Tanggal  Prediksi_Harga  Perubahan_%
0 2026-03-11  5141.257107    -0.41
1 2026-03-12  5148.337045     0.14
2 2026-03-13  5156.011505     0.15

===== PREDIKSI 7 HARI KEDEPAN =====
    Tanggal  Prediksi_Harga  Perubahan_%
0 2026-03-11  5141.257107    -0.41
1 2026-03-12  5148.337045     0.14
2 2026-03-13  5156.011505     0.15
3 2026-03-14  5135.996209    -0.39
4 2026-03-15  5162.077981     0.51
5 2026-03-16  5136.538720    -0.49
6 2026-03-17  5154.610258     0.35
    
```

Sumber: Penulis (2026)

Gambar 8. Prediksi Harga Emas

**IV. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah

dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) mampu digunakan untuk memodelkan dan memprediksi pergerakan harga emas berdasarkan data historis. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harga penutupan emas harian periode tahun 2020 hingga 2026 yang diperoleh dari situs Investing.com dengan jumlah sebanyak 1568 data observasi.

Hasil pengujian stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Test menunjukkan bahwa data harga penutupan emas telah bersifat stasioner dengan nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi 0,05, sehingga tidak diperlukan proses differencing tambahan. Berdasarkan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) serta proses pemilihan model terbaik, diperoleh model ARIMA (3,0,3) sebagai model yang paling optimal dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) sebesar 15449.326. Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa seluruh parameter dalam model memiliki nilai p-value < 0,05, sehingga dapat dikatakan signifikan secara statistik. Proses *diagnostic checking* menggunakan uji Ljung-Box menunjukkan bahwa residual model tidak memiliki autokorelasi yang signifikan, sehingga residual bersifat white noise dan model dinilai telah cukup baik dalam menangkap pola data historis.

Evaluasi performa model menggunakan metrik kesalahan prediksi menunjukkan nilai RMSE sebesar 120.86, MAE sebesar 95.02, dan MAPE sebesar 5.48%. Nilai MAPE yang berada di bawah 10% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik dalam melakukan prediksi harga emas. Dengan demikian, model ARIMA yang dihasilkan dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai salah satu pendekatan dalam melakukan analisis dan prediksi pergerakan harga emas pada periode waktu mendatang.

Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan penelitian di bidang analisis data runtun waktu serta dapat menjadi referensi bagi peneliti selanjutnya dalam mengembangkan metode prediksi harga komoditas menggunakan pendekatan statistik maupun metode yang lebih kompleks.

**V. REFERENSI**

Jayanti, L. D., Lestati, R., Aji, F., & Suparno, D. (2025). *Prediksi Harga Emas Tahun 2024-2025 Dengan Metode Autoregressive Moving Average (ARIMA) Pada Aplikasi RStudio*. 6(1), 9–18.

Jayantika, H., Husna, S., Pratiwi, D. A., & Faidah, D. Y. (2022). PERAMALAN

- HARGA JUAL EMAS DI INDONESIA DENGAN. *Jurnal Statistika Teori Dan Aplikasi: Biomedics, Industry & Business And Social Statistics*, 6274(2), 123–132.
- La Murdani, A. I., & Nanlohy, Y. W. A. (2022). Implementasi Model Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kapal Laut Di Pelabuhan Ambon. *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, 3(2), 81–90.  
<https://doi.org/10.30598/variancevol3iss2page81-90>
- Lasijan, T. G., Santoso, R., Hakim, A. R., Statistika, D., & Diponegoro, U. (2023). *Prediksi harga emas dunia menggunakan metode long-short term memory*. 12, 287–295.  
<https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.287-295>
- Marlina, W., Dongoran, R. zuhiara, Kinanti, T., Ginting, I. S. B., & Widyasari, R. (2025). Prediksi Rata-Rata Harga Emas 24 Karat Di Kota Medan Dengan Metode Arima. *Jurnal Jendela Matematika*, 3(02), 134–143.  
<https://doi.org/10.57008/jjm.v3i02.1634>
- Maulidya, G. A., Satyahadewi, N., & Huda, N. M. (2024). Analisis Autoregressive Integrated Moving Average ( ARIMA ) dengan. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 7(1), 60–72.  
<https://doi.org/10.13057/ijas.v7i1.85299>
- Sagala, J. P., Dewi, E., Si, T. S., & Si, M. (2023). Analisis Peramalan Harga Emas Antam Menggunakan ARIMA. *Semiotika*, 2(1), 77–84.
- Saputra, J. E., & Febrianti, W. (2025). Application of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Forecasting Inflation Rate in Indonesia. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 21(2), 382–396.  
<https://doi.org/10.20956/j.v21i2.36609>
- Sari, Y., Winarni, E., & Febriani. (2024). Peramalan Kurs Indonesia Menggunakan Model Arima ( Autoregressive Integrated Moving Average ). *J U R N A L D E V E L O P M E N T*, 12(2), 162–173.
- Zulfahrizan, A., Alby, M., Hsb, S., Putra, S., Halawa, P., & Ramadhani, F. (2025). *PENERAPAN MODEL HYBRID MACHINE LEARNING ARIMA-LSTM ( LONG SHORT-TERM MEMORY ) DALAM PREDIKSI HARGA EMAS 5 TAHUN KE-DEPAN*. 9(4), 5737–5741.