

# Peramalan Harga Emas Berjangka Menggunakan Metode ARIMA-GARCH

Mauizatun Hasanah dkk.



Volume 13, Issue 2, Pages 247–255, Aug. 2025

Diterima 17 Mei 2025, Direvisi 22 Juli 2025, Disetujui 1 Agustus 2025, Diterbitkan 8 Agustus 2025

To Cite this Article : M. Hasanah, M. R. Putri, K. A. Notodiputro, Y. Angraini, dan L. N. A. Mualifah, "Peramalan Harga Emas Berjangka Menggunakan Metode ARIMA-GARCH", *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 2, pp. 247–255, 2025, <https://doi.org/10.37905/euler.v13i2.32723>

© 2025 by author(s)

## JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI

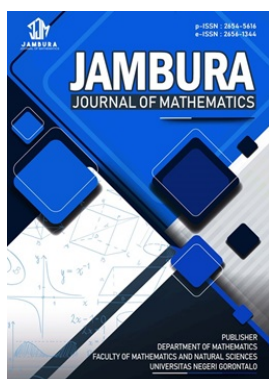


	Homepage	:	<a href="http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/index">http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/index</a>
	Journal Abbreviation	:	Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.
	Frequency	:	Three times a year
	Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
	DOI	:	<a href="https://doi.org/10.37905/euler">https://doi.org/10.37905/euler</a>
	Online ISSN	:	2776-3706
	License	:	Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
	Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	:	Indonesia
	OAI Address	:	<a href="http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/oai">http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/oai</a>
	Google Scholar ID	:	QF_r_gAAAAJ
	Email	:	<a href="mailto:euler@ung.ac.id">euler@ung.ac.id</a>

## JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



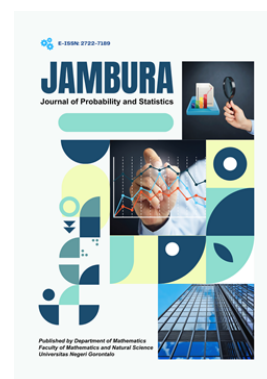
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics

# Peramalan Harga Emas Berjangka Menggunakan Metode ARIMA-GARCH

Mauizatun Hasanah<sup>1,\*</sup>, Mega Ramatika Putri<sup>1</sup>, Khairil Anwar Notodiputro<sup>1</sup>, Yenni Angraini<sup>1</sup>, Laily Nissa Atul Mualifah<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Statistika dan Sains Data, IPB University, Bogor 16680, Indonesia

## ARTICLE HISTORY

Diterima 17 Mei 2025  
Direvisi 22 Juli 2025  
Disetujui 1 Agustus 2025  
Diterbitkan 8 Agustus 2025

## KATA KUNCI

Peramalan  
ARIMA-GARCH  
Emas Berjangka

## KEYWORDS

Forecasting  
ARIMA-GARCH  
Gold Futures

**ABSTRAK.** Peramalan harga emas berjangka berperan penting dalam pengambilan keputusan investasi dan manajemen risiko, terutama di tengah dinamika pasar komoditas yang volatil. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model peramalan harga emas berjangka yang akurat dengan menggabungkan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH). Model ARIMA digunakan untuk menangkap pola linier dan tren historis pada data deret waktu, sementara model GARCH mampu menangani karakteristik volatilitas yang tinggi pada pergerakan harga emas, sesuatu yang sering tidak mampu ditangkap oleh model peramalan konvensional. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harian harga emas berjangka yang dikumpulkan selama periode 3 Januari 2023 hingga 31 Maret 2025, yang mencakup kondisi pasar normal maupun periode gejolak, sehingga relevan untuk menggambarkan dinamika pasar secara menyeluruh. Hasil peramalan menunjukkan model ARIMA-GARCH dengan komponen (3, 1, 3) (1, 1) dengan MAPE sebesar 4,52% mengindikasikan tingkat akurasi yang baik dalam konteks peramalan harga emas berjangka yang memiliki volatilitas tinggi. Dengan demikian, model ini memberikan hasil peramalan yang presisi dengan data aktual sehingga dapat digunakan oleh pelaku pasar dan pengambil kebijakan dalam mengelola risiko dan merancang strategi investasi di sektor emas berjangka.

**ABSTRACT.** Gold futures price forecasting plays an important role in investment decision-making and risk management, especially in the midst of volatile commodity market dynamics. This research aims to build an accurate gold futures price forecasting model by combining Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) models. The ARIMA model is used to capture linear patterns and historical trends in time series data, while the GARCH model is able to handle the high volatility characteristic of gold price movements, something that conventional forecasting models often fail to capture. The data used in this study is daily gold futures price data collected over the period January 3, 2023 to March 31, 2025, which covers both normal market conditions and periods of turmoil, making it relevant to describe the overall market dynamics. The forecasting results show that the ARIMA-GARCH model with components (3, 1, 3) (1, 1) with a MAPE of 4.52% indicates a good level of accuracy in the context of forecasting gold futures prices that have high volatility. Thus, this model provides precise forecasting results with actual data so that it can be used by market participants and policy makers in managing risks and designing strategies.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. *Editorial of EULER:* Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

## 1. Pendahuluan

Emas merupakan aset lindung nilai (*safe haven*) yang sering dipilih oleh investor untuk melindungi kekayaan dari ketidakpastian ekonomi, inflasi, dan volatilitas pasar. Dalam beberapa tahun terakhir, harga emas menunjukkan fluktuasi yang signifikan sebagai respons terhadap dinamika ekonomi global [1]. Fluktuasi tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti perubahan kebijakan moneter, ketegangan geopolitik, dan kondisi pasar finansial dunia. Pada saat terjadi guncangan ekonomi besar seperti pandemi COVID-19, harga emas melonjak tajam dan mencapai rekor tertinggi sebesar USD 2000 per ons pada tahun 2020, didorong oleh peningkatan permintaan investor terhadap emas sebagai aset pelindung dari risiko ekonomi global [2]. Selain itu,

pelemahan nilai tukar dolar Amerika Serikat, ekspektasi pemangkasan suku bunga oleh Federal Reserve, serta potensi kemajuan dalam negosiasi dagang Amerika Serikat–China pada Mei 2025 turut mendorong kenaikan harga emas [3].

Peramalan merupakan proses untuk memperkirakan kondisi di masa mendatang secara sistematis, dengan memanfaatkan data historis deret waktu dan informasi yang relevan, termasuk kejadian eksternal yang berpotensi memengaruhi hasil prediksi [4]. Mengingat tingginya volatilitas harga emas, diperlukan metode peramalan yang adaptif dan kompleks agar hasil prediksi menjadi lebih akurat [5].

Model ARIMA-GARCH merupakan pendekatan gabungan yang memanfaatkan keunggulan model ARIMA dalam menangkap pola linier dan tren data, serta kekuatan model GARCH dalam memodelkan volatilitas dinamis dan heteroskedastisitas residu-

\*Penulis Korespondensi.

al. Model ARIMA sendiri tidak dapat mengakomodasi perubahan ragam residual, sedangkan model GARCH tidak efektif dalam menangkap tren data. Oleh karena itu, penggabungan keduanya dalam model ARIMA-GARCH memungkinkan penanganan simultan terhadap dua persoalan utama, yaitu non-stasioneritas dan ketidakstabilan ragam residual, sehingga menjadikannya lebih fleksibel dan akurat dalam menangani volatilitas yang berubah-ubah [6]. Penelitian oleh Setyowibowo dkk. [7] menunjukkan bahwa model ARIMA-GARCH memberikan performa yang lebih baik dibandingkan model ARIMA murni dalam memodelkan harga emas global, terutama selama periode krisis saat volatilitas pasar sangat tinggi. Model ini mampu menangkap dinamika risiko secara lebih baik, menghasilkan interval prediksi yang sempit dan realistis, serta mendukung pengambilan keputusan investasi berbasis risiko.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya oleh Amri dkk. [8], Sari dkk. [9], dan Fajriyansyah dkk. [10] yang fokus pada peramalan harga emas fisik (spot) menggunakan metode ARIMA-GARCH, penelitian ini menerapkan pendekatan serupa untuk meramalkan harga emas berjangka yang diperdagangkan di pasar komoditas berjangka. Penelitian mengenai penerapan ARIMA-GARCH pada harga emas berjangka masih relatif terbatas dibandingkan studi pada harga emas fisik. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi empiris dalam mengevaluasi kinerja model ARIMA-GARCH dalam konteks harga emas berjangka, yang memiliki karakteristik tersendiri dibandingkan dengan harga emas fisik.

Harga emas fisik (spot) mencerminkan harga aktual pada saat terjadinya transaksi, yang secara langsung dipengaruhi oleh permintaan dan penawaran di pasar riil. Transaksi ini bersifat tunai dan melibatkan kepemilikan fisik atas emas, sehingga cenderung merespons kondisi ekonomi dan sentimen pasar spekulatif dengan lebih lambat. Sebaliknya, harga emas berjangka merupakan harga kontrak derivatif antara dua pihak yang menyepakati harga emas saat ini untuk diselesaikan di masa mendatang. Karakteristik emas berjangka yang lebih dinamis dan responsif terhadap ekspektasi pasar menjadikan volatilitasnya cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan harga emas fisik.

Dengan volatilitas yang tinggi pada harga emas berjangka, penggunaan model ARIMA-GARCH dalam peramalan menjadi semakin relevan. Peramalan dalam konteks ini tidak hanya bertujuan untuk mengestimasi nilai ekspektasi harga, tetapi juga untuk memperhitungkan tingkat ketidakpastian melalui pembentukan interval prediksi. Dalam pasar komoditas, khususnya pada harga emas berjangka yang sangat peka terhadap perubahan kondisi ekonomi global, model ARIMA-GARCH terbukti lebih unggul. Keunggulan ini terletak pada kemampuannya dalam menangkap pola *volatility clustering* dan lonjakan risiko (*risk spikes*) yang sering muncul pada masa krisis keuangan atau ketidakpastian global.

Penelitian ini dilakukan untuk memodelkan dan meramalkan harga emas berjangka menggunakan pendekatan gabungan ARIMA dan GARCH, yang dikenal sebagai model ARIMA-GARCH. Penelitian ini tidak hanya memperluas penerapan empiris model ARIMA-GARCH ke dalam konteks harga emas berjangka, tetapi juga memberikan kontribusi terhadap pengayaan literatur dalam bidang peramalan harga komoditas derivatif, serta mendukung praktik pengambilan keputusan investasi dan manajemen risiko yang berbasis pada data.

## 2. Metode

Metode penelitian yang digunakan penulis dalam penyusunan karya ilmiah ini adalah studi kasus dan pendekatan matematis sebagai berikut:

### 2.1. Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data harian penutupan harga emas berjangka dari 3 Januari 2023 hingga 31 Maret 2025 yang diperoleh dari [investing.com](https://investing.com), dan dianalisis menggunakan perangkat lunak *R Studio*. Pemilihan periode data didasari oleh sejumlah peristiwa penting yang berdampak langsung terhadap dinamika harga emas. Pertama, periode ini mencakup transisi kebijakan moneter global pasca-pandemi COVID-19, di mana Federal Reserve mulai memberikan sinyal pemangkasan suku bunga pada akhir 2024, sehingga menyebabkan pelemahan dolar AS dan meningkatkan daya tarik emas sebagai aset lindung nilai [11]. Kedua, harga emas mengalami volatilitas signifikan sejak awal 2024 hingga kuartal I 2025, terutama menjelang pemilu Amerika Serikat dan di tengah ekspektasi pasar terhadap pemangkasan suku bunga oleh Federal Reserve pada September. Selain itu, intensifikasi ketegangan geopolitik seperti kekhawatiran terhadap perang dagang antara AS dan China turut mendorong lonjakan permintaan terhadap emas sebagai aset lindung nilai. Kondisi global yang tidak menentu ini menyebabkan pasar emas menjadi sangat fluktuatif [12].

### 2.2. Prosedur Analisis Data

Analisis data untuk peramalan harga emas berjangka menggunakan metode ARIMA-GARCH. Tahapan analisis dapat dipaparkan sebagai berikut:

#### 2.2.1. Pengambilan Data

Pengambilan data dilaksanakan dengan mengakses website [investing \(https://id.investing.com/\)](https://id.investing.com/) dan mengunduh data harian penutupan harga emas berjangka periode 3 Januari 2023 sampai dengan 31 Maret 2025.

#### 2.2.2. Eksplorasi Data

Setelah pengambilan data, dilakukan eksplorasi data dengan melihat dan memahami karakteristik data deret waktu, mendeteksi pola data (tren, musiman, dan siklis), dan mengidentifikasi kemungkinan masalah seperti non-stasioneritas data.

#### 2.2.3. Pembagian Data

Membagi data menjadi data training dan data testing bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan peramalan. Membagi data pada data deret waktu sebaiknya dilakukan dengan mempertimbangkan pola data. Data training dimanfaatkan dalam pembangunan model serta data testing dipergunakan untuk melaksanakan uji keakuratan model.

#### 2.2.4. Uji Stasioneritas

Kestasioneran data merupakan syarat penting dalam analisis deret waktu menggunakan model ARIMA. Artinya, data harus memiliki pola yang relatif tetap dari waktu ke waktu, baik dalam rata-rata maupun variannya. Untuk mengecek apakah data stasioner, kita bisa melihat grafik data, serta plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*). Namun, agar

hasilnya lebih meyakinkan, diperlukan pengujian secara statistik menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

Uji ADF bertujuan untuk mengetahui apakah data mengandung akar unit, yaitu ciri bahwa data tidak stasioner. Dalam uji ini, hipotesis nol ( $H_0$ ) menyatakan bahwa data tidak stasioner. Jika hasil uji menunjukkan nilai  $p\text{-value} \leq 0,05$ , maka  $H_0$  ditolak dan data dianggap sudah stasioner. Sebaliknya, jika  $p\text{-value} \geq 0,05$ , maka data belum stasioner dan perlu dilakukan proses *differencing*, yaitu menghitung selisih antar nilai data, hingga data menjadi stasioner. Proses ini biasanya diulang sampai uji ADF menunjukkan bahwa data sudah tidak mengandung akar unit lagi. Nilai  $d$  dalam ARIMA ( $p, d, q$ ) menunjukkan berapa kali proses *differencing* dilakukan untuk mencapai kestasioneran.

### 2.2.5. Identifikasi dan Estimasi Parameter Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA dilaksanakan menggunakan data training yang sudah memenuhi persyaratan kestasioneran. Selanjutnya dilakukan identifikasi orde AR serta MA dengan bantuan plot ACF, PACF, serta *Extended Autocorrelation Function* (EACF). Model ARIMA yang dipilih yaitu model dengan semua komponen parameter signifikan.

### 2.2.6. Uji Residual Model ARIMA

Uji residual ARIMA atau uji diagnostik dilakukan setelah model dibangun untuk memastikan model sudah valid atau layak digunakan untuk peramalan. Uji diagnostik terdiri dari uji Autokorelasi residual, Homoskedastisitas, dan Normalitas.

### 2.2.7. Identifikasi Efek ARCH-GARCH (Heteroskedastisitas)

Identifikasi adanya efek ARCH/GARCH dilakukan dengan uji residual dari model ARIMA murni menggunakan uji *Langrange Multiplier Test* (ARCH-LM). Pengujian dilakukan untuk mendeteksi efek ARCH/GARCH atau heteroskedastisitas dalam model ARIMA, yaitu kondisi varian dari residual tidak konstan. Terdapat efek ARCH/GARCH jika pada uji ARCH-LM signifikan yaitu  $p\text{-value} \leq 0,05$  pada signifikansi 5%. Dengan bantuan *software R* dapat di peroleh hasil uji ARCH-LM pada setiap lag, jika pada 10 lag pertama signifikan pada uji ARCH-LM umumnya digunakan model ARCH dan jika terdapat lebih dari 10 lag awal yang signifikan maka model GARCH digunakan.

### 2.2.8. Identifikasi dan Estimasi Model ARIMA-GARCH

Identifikasi orde GARCH dapat dilakukan seperti identifikasi orde ARIMA yaitu dengan menggunakan plot ACF atau PACF, maupun melakukan eksperimen dengan mengkombinasikan orde GARCH. Model ARIMA-GARCH yang dipilih yaitu model yang memiliki komponen ARIMA dan GARCH semua signifikan.

### 2.2.9. Uji Residual Model ARIMA-GARCH

Uji residual model ARIMA-GARCH memiliki tujuan yang sama dengan uji residual ARIMA yaitu untuk melihat kelayakan model. Uji yang dilakukan yaitu uji Autokorelasi residual, Homoskedastisitas, dan Normalitas.

### 2.2.10. Peramalan

Peramalan dilakukan setelah mendapatkan model yang layak. Evaluasi model dapat dilihat dari nilai MAPE, jika MAPE secara nilai semakin kecil maka model semakin bagus.

## 2.3. Emas Berjangka

Emas berjangka merupakan kontrak keuangan standar yang memperbolehkan pembeli dan penjual untuk menetapkan harga emas pada hari ini untuk pengiriman dan penyelesaian di masa mendatang melalui bursa berjangka. Kontrak ini digunakan tidak hanya untuk tujuan spekulasi, tetapi juga sebagai alat lindung nilai (*hedging*) terhadap fluktuasi harga emas di pasar global. Melalui perdagangan emas berjangka, pelaku pasar dapat mengelola risiko harga komoditas yang sangat volatil secara lebih efektif [13].

## 2.4. Analisis Deret Waktu

Menurut Misshuari dkk. [14], analisis deret waktu yakni metode statistik yang digunakan untuk melaksanakan analisis data yang dikumpulkan berurutan dalam waktu, dengan tujuan utama meramalkan masa depan berdasarkan pola historis. Ada 4 komponen utama yang dicari dalam deret waktu yaitu tren, musiman, siklus, dan *irregular/residual*. Tren menunjukkan kecenderungan naik/turun jangka panjang, musiman menunjukkan pola berulang dalam periode tertentu, siklus menunjukkan fluktuasi jangka panjang akibat kondisi ekonomi atau faktor luar, sedangkan *irregular/residual* menunjukkan variasi acak.

## 2.5. Stasioneritas

Stasioneritas deret waktu merujuk pada deret waktu yang sifat statistiknya tidak berubah seiring waktu. Secara lebih tepat, distribusi gabungan dari setiap kumpulan variabel tidak berubah ketika terjadi pergeseran waktu. Artinya, nilai rata-rata, varian, dan autokorelasi dari deret waktu tersebut bersifat konstan atau tidak terdapat pola perubahan yang mencolok dari waktu ke waktu. Stasioneritas menjadi prasyarat agar model mampu menangkap struktur pola data secara valid dan memberikan hasil peramalan yang akurat [15].

## 2.6. Model-Model Peramalan

Peramalan adalah proses sistematis yang dilakukan dalam memperkirakan nilai dari suatu kejadian di masa depan berdasarkan informasi dan data yang ada saat ini. Seperti dijelaskan oleh Jaiswal dan Uchil [13], peramalan tidak semata-mata bergantung pada data historis, tetapi juga mempertimbangkan informasi kontekstual yang relevan, seperti kejadian-kejadian ekonomi, kebijakan pemerintah, perubahan pasar, atau faktor musiman yang dapat mempengaruhi hasil di masa mendatang.

### 2.6.1. Model Autoregressive (AR)

Model AR merupakan model linier yang menunjukkan nilai pada masa sekarang dari deret waktu dinyatakan sebagai fungsi dari nilai-nilai masa lalunya dan sebuah komponen kesalahan (*error*) acak. Bentuk persamaan model AR yang dijabarkan berikut [15]:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t. \quad (1)$$

Pada model ini,  $Y_t$  bergantung pada  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  dengan parameter  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ . Proses ini disebut proses regresi diri dengan ordo ( $p$ ).

### 2.6.2. Model Moving Average (MA)

Model MA menjelaskan nilai saat ini dari suatu deret waktu merupakan fungsi linear dari nilai kesalahan (*white noise*) saat ini

dan masa lalu [16]. Model ini memiliki sifat-sifat teoritis tertentu yang berguna memodelkan data deret waktu dengan cara menelaah kemiripan sifat-sifat dari model (secara teoritis). Persamaan model MA dijabarkan sebagai berikut [17]:

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}. \quad (2)$$

Pada model ini,  $Y_t$  bergantung pada  $e_t, e_{t-1}, e_{t-2}$ , hingga  $e_{t-q}$  dengan parameter  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ . Model dengan  $q$  parameter disebut rata-rata bergerak dengan ordo ( $q$ ).

### 2.6.3. Model Autoregressive-Moving Average (ARMA)

Model yang menggabungkan komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) dalam satu struktur disebut model ARMA. Model ini menyatakan bahwa suatu deret waktu dapat direpresentasikan sebagai kombinasi linier dari nilai masa lalu (komponen AR) dan gangguan acak masa lalu (komponen MA). Bentuk umum dari model ARMA ( $p, q$ ) dinyatakan sebagai berikut [18]:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}. \quad (3)$$

Pada model ini,  $Y_t$  merupakan proses deret waktu yang merupakan gabungan dari model AR dan MA dengan ordo masing-masing  $p$  dan  $q$ , atau dikenal sebagai model ARMA ( $p, q$ ).

### 2.6.4. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan pengembangan dari model ARMA yang digunakan untuk menangani deret waktu non-stasioner dengan menerapkan proses *differencing*. Suatu deret waktu  $Y_t$  dikatakan mengikuti model ARIMA ( $p, d, q$ ) apabila  $W_t = \nabla^d Y_t$  merupakan proses stasioner yang mengikuti model ARMA ( $p, q$ ), yang berarti telah dilakukan pembedaan sebanyak  $d$  kali.

Dengan demikian, jika  $W_t$  adalah model ARMA ( $p, q$ ) yang telah stasioner, maka  $Y_t$  mengikuti proses ARIMA ( $p, d, q$ ). Apabila dilakukan pembedaan satu kali (ordo  $d = 1$ ), maka  $Y_t$  mengikuti proses ARIMA ( $p, 1, q$ ) dengan  $W_t = Y_t - Y_{t-1}$  dan persamaannya dapat dituliskan sebagai berikut [19]:

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}. \quad (4)$$

Jika pers. (4) dituliskan kembali dalam bentuk  $Y_t$ , maka diperoleh ekspansi sebagai berikut:

$$Y_t = (1 + \phi_1)Y_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Y_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Y_{t-3} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})Y_{t-p} - \phi_p Y_{t-p-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}. \quad (5)$$

### 2.6.5. Model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

Model ARCH ( $p$ ) didefinisikan sebagai model deret waktu yang secara simultan memodelkan nilai rata-rata dan ragam (varian) dalam satu sistem. Model ini menggambarkan proses stokastik di mana varian kondisional dari data berubah seiring waktu berdasarkan informasi masa lalu, sedangkan varian non-kondisional (jangka panjang) diasumsikan tetap konstan. Adapun bentuk model ARCH ( $p$ ) dapat dituliskan sebagai berikut [20]:

$$\gamma_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2, \quad (7)$$

dengan  $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_p$  merupakan parameter model yang bernilai non-negatif ( $\alpha_i \geq 0$  untuk  $i = 1, 2, \dots, p$ ), sehingga memastikan bahwa varian kondisional  $\sigma_t^2$  selalu bernilai positif. Sementara itu,  $\varepsilon_t$  merupakan variabel acak (white noise) yang memiliki nilai harapan nol dan varian kondisional  $\sigma_t^2$ , yang biasanya bergantung pada informasi masa lalu atau  $f_t(\varepsilon)$ .

### 2.6.6. Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Model ARCH kemudian mengalami pengembangan menjadi model GARCH yang diperkenalkan oleh Bollerslev, yaitu dengan menambahkan komponen varian residual pada periode sebelumnya serta pengaruh residual masa lalu dalam pembentukan varian saat ini. Dengan demikian, model GARCH mampu menangkap dinamika volatilitas yang lebih kompleks dan memberikan fleksibilitas yang lebih tinggi dalam pemodelan volatilitas deret waktu.

Adapun bentuk umum persamaan model GARCH ( $p, q$ ) dapat dituliskan sebagai berikut [21]:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \lambda_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2. \quad (8)$$

Dalam model ini,  $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_p$ , dan  $\lambda_1, \dots, \lambda_q$  merupakan parameter-parameter kontrol. Sementara itu,  $\varepsilon_t$  adalah variabel acak yang memiliki nilai tengah nol dan ragam bersyarat  $\sigma_t^2$ . Persamaan di atas menunjukkan bahwa ragam dari residual ( $\sigma_t^2$ ) bergantung pada kuadrat dari residual masa lalu ( $\varepsilon_{t-p}^2$ ) serta ragam residual sebelumnya ( $\sigma_{t-q}^2$ ). Dengan demikian, model GARCH mampu menangkap ketergantungan volatilitas terhadap fluktuasi historis dalam data deret waktu.

### 2.7. Heteroskedastisitas

Uji Heteroskedastisitas dilakukan untuk mendeteksi apakah varian residual (*error*) dalam model deret waktu bersifat konstan (homoskedastis) atau berubah-ubah (heteroskedastis) sepanjang pengamatan. Heteroskedastisitas sering muncul karena adanya perubahan volatilitas yang dipengaruhi faktor-faktor eksternal, sehingga pengujian ini penting dilakukan dan mempertimbangkan model yang dapat mengakomodasi varian yang berubah-ubah seperti model ARCH/GARCH [21].

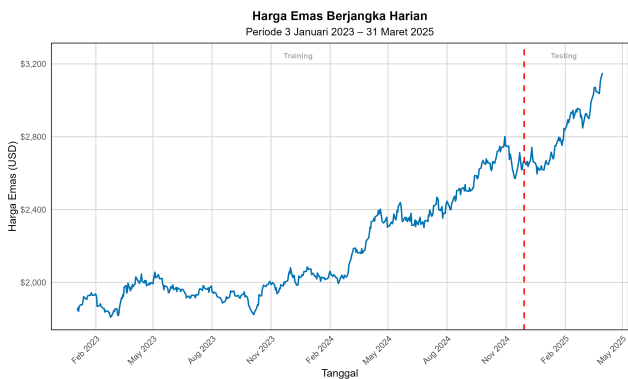
### 2.8. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE yakni suatu metrik pengukuran akurasi yang melaksanakan pengukuran ketepatan hasil peramalan. Metrik ini menghitung nilai dari rata-rata persentase kesalahan absolut (mutlak) antara nilai sebenarnya dan nilai hasil peramalan. MAPE memberi gambaran seberapa besar kesalahan peramalan dengan persentase, sehingga mudah diinterpretasikan dalam menilai besar kecilnya kesalahan secara relatif terhadap nilai sebenarnya [4].

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Eksplorasi Data

Visualisasi data deret waktu digunakan untuk mengamati tren harga, fluktuasi, dan potensi ketidakstasioneran dalam volatilitas harga emas berjangka selama periode observasi, seperti ditunjukkan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Plot harga emas berjangka periode 3 Januari 2023-31 Maret 2025

**Gambar 1** menunjukkan pergerakan harga emas berjangka harian periode 3 Januari 2023 hingga 31 Maret 2025. Harga harian emas berjangka tidak menunjukkan adanya pola musiman dan terdapat pola tren naik dalam jangka panjang. Harga emas berjangka pada awal tahun 2023 bergerak di sekitar \$1809 USD hingga \$2100 USD, dan naik signifikan dari tahun 2024 hingga awal tahun 2025 dengan harga maksimum \$3150 USD. Terlihat bahwa harga emas berjangka yang berfluktuasi semakin besar seiring waktu, terutama pada tahun 2024 hingga awal tahun 2025. Hal ini mencerminkan sifat volatilitas yang tidak konsisten (*time-varying*).

**3.2. Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)**

Pembagian data dilakukan untuk memisahkan proses pelatihan model dan evaluasi model dalam analisis ARIMA dengan mempertimbangkan pola data. Data training yaitu data harga emas berjangka periode 3 Januari 2023 hingga 29 November 2024, sedangkan data testing dari periode 2 Desember 2024 hingga 31 Maret 2025. Periode training dan testing dipilih karena pada periode tersebut kondisi harga emas berjangka tidak pada titik ekstrem yang sangat rendah maupun sangat tinggi, sehingga dianggap representatif dalam membangun model. Berdasarkan **Gambar 1**, kondisi pergerakan harga emas berjangka belum stasioner dalam nilai tengah yang ditunjukkan dengan adanya tren yang meningkat terus menerus seiring waktu.

Ketidakstasioneran dalam data harus diatasi sebelum melakukan identifikasi model menggunakan metode Box-Jankins. Sehingga dilakukan pembedaan (*differencing*) satu kali untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam nilai tengah pada data harga emas berjangka. Kestasioneran data akan dilaksanakan uji dengan cara statistik menggunakan *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*. Ringkasan dari hasil uji ADF sebelum dan setelah dilakukan *differencing* satu kali dapat dilihat melalui penjabaran **Tabel 1**.

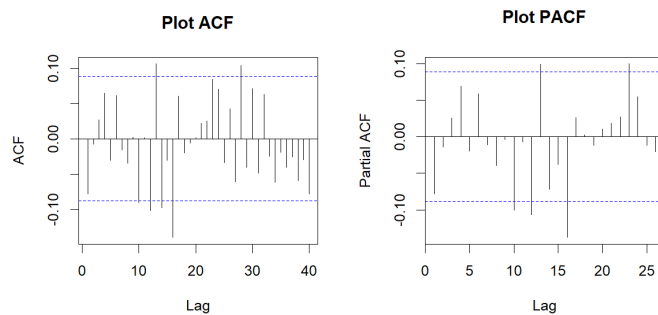
**Tabel 1.** Hasil uji ADF

	P-value	Keterangan
Data tidak <i>differencing</i>	0,527	Tidak Stasioner
Data <i>differencing</i>	0,01	Stasioner

Berdasarkan **Tabel 1**, diperoleh nilai *p-value* dari hasil uji ADF sebelum dilakukan pembedaan yang besarnya 0,527 yang secara nilai lebih besar dari 0,05, sehingga pada tingkat signifi-

kansi 5% data belum stasioner dalam nilai tengah. Setelah pembedaan didapat nilai *p-value* yang besarnya 0,01 yang mana angka tersebut secara nilai lebih kecil dari 0,05. Oleh karena itu, data sudah stasioner dalam nilai tengah pada tingkat signifikansi 5% dan ordo *d* dalam model ARIMA (*p, d, q*) sama dengan 1.

Penentuan ordo ARIMA dilakukan berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)*, *Partial Autocorrelation Function (PACF)* maupun *Extended Autocorrelation Function (EACF)* dari data harga emas berjangka yang sudah stasioner. Plot ACF serta PACF bisa dilihat pada **Gambar 2** serta plot EACF pada **Gambar 3**.



**Gambar 2.** Plot ACF dan PACF

Berdasarkan **Gambar 2**, plot ACF maupun PACF pada lag awal tidak ada yang signifikan atau tidak ada lag yang keluar dari batas signifikansi, sehingga penentuan ordo ARIMA dilakukan berdasarkan plot EACF yang merupakan metode berbasis matriks dua dimensi. Matriks ini menunjukkan kombinasi dari ordo AR (*p*) dan MA (*q*).

AR/MA	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x	x	x
1	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
2	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o

**Gambar 3.** Plot EACF

Berdasarkan **Gambar 3**, diperoleh pola segitiga kosong (tanpa tanda 'x') yang dimulai pada koordinat (*p* = 1, *q* = 1), koordinat (*p* = 1, *q* = 2), koordinat (*p* = 2, *q* = 2), koordinat (*p* = 2, *q* = 3), dan koordinat (*p* = 3, *q* = 3). Sehingga dibangun 5 model tentatif yaitu ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2), ARIMA (2,1,2), ARIMA (2,1,3) dan ARIMA (3,1,3). Model tentatif yang diperoleh dari hasil EACF kemudian dievaluasi dengan melihat signifikansi dan estimasi dari setiap parameter penyusun model ARIMA. Hasil evaluasi dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Didasarkan dengan **Tabel 2**, terdapat dua kemungkinan model yang terpilih yaitu model ARIMA (3,1,3) dan ARIMA (2,1,2). Namun dari kedua model ARIMA tersebut, dipilih model ARIMA (3,1,3) yang menunjukkan semua parameternya signifikan dan menunjukkan nilai AIC paling kecil. Perbandingan nilai AIC dari semua model tentatif terdapat pada **Tabel 3**.

Model terpilih ARIMA (3,1,3) selanjutnya dilakukan uji diagnostik residual untuk melihat kelayakan dari model. Jenis uji

**Tabel 2.** Ringkasan signifikansi dan estimasi parameter ARI-MA

Model	Parameter	Estimasi	P-value	Keterangan
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1$	0,0167	0,9661	Tidak Signifikan
	$\theta_1$	-0,0956	0,8059	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,2)	$\phi_1$	-0,7030	0,1253	Tidak Signifikan
	$\theta_1$	0,6234	0,1758	Tidak Signifikan
	$\theta_2$	-0,0493	0,4095	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,2)	$\phi_1$	-0,4192	2e-16	Signifikan
	$\phi_2$	-0,9725	2e-16	Signifikan
	$\theta_1$	0,3869	2e-16	Signifikan
	$\theta_2$	0,9644	2e-16	Signifikan
ARIMA (2,1,3)	$\phi_1$	1,4554	2,20e-16	Signifikan
	$\phi_2$	-0,9254	2,20e-16	Signifikan
	$\theta_1$	-1,5607	2,20e-16	Signifikan
	$\theta_2$	1,0696	3,41e-16	Signifikan
	$\theta_3$	-0,046	0,62207	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,3)	$\phi_1$	0,5009	1,68e-14	Signifikan
	$\phi_2$	0,4475	1,18e-06	Signifikan
	$\phi_3$	-0,8668	2,20e-16	Signifikan
	$\theta_1$	-0,561	2,20e-16	Signifikan
	$\theta_2$	-0,4444	2,61e-07	Signifikan
	$\theta_3$	0,9536	2,20e-16	Signifikan

**Tabel 3.** Nilai AIC model tentatif ARIMA

Model	AIC
ARIMA (1,1,1)	4337.952
ARIMA (1,1,2)	4339.916
ARIMA (2,1,2)	4339.060
ARIMA (2,1,3)	4332.662
ARIMA (3,1,3)	4335.079

yang dilakukan adalah *Run Test* untuk melihat residual bersifat *white noise*, *ARCH LM Test* untuk melihat sifat kehomogenan ragam dan *Jarque Bera Test* untuk normalitas. Hasil uji diagnostik residual dengan tingkat signifikansi 5% terdapat pada **Tabel 4**.

**Tabel 4.** Uji diagnostik residual

Jenis Uji	P-value	Kesimpulan
<i>Run Test</i>	0,3675	<i>White noise</i>
<i>ARCH LM-Test</i>	8,13E-06	Heterokedastisitas
<i>Jarque Bera Test</i>	2,20E-16	Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan **Tabel 4**, diperoleh hasil *Run Test* menunjukkan nilai *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga residual model sudah bersifat *white noise*, artinya residual model bersifat acak. *ARCH LM-Test* residual model memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05 sehingga residual tidak homogen atau terdapat heteroskedastisitas. Sedangkan pada *Jarque Bera Test* nilai *p-value* kurang dari 0,05, menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal, akan tetapi ini dapat diatasi dengan menambah jumlah pengamatan.

Selanjutnya model ARIMA (3,1,3) dilakukan *overfitting* dengan menaikkan ordo satu tingkat terhadap model. *Overfitting* model ARIMA tidak disarankan untuk dilakukan secara simultan, sebaiknya dilakukan bertahap sehingga dibangun model *overfitting* ARIMA (3,1,4) dan ARIMA (4,1,3). Ringkasan dari hasil asil estimasi dan signifikansi parameter model *overfitting* disajikan pada **Tabel 5**.

**Tabel 5.** Ringkasan signifikansi dan estimasi parameter model *overfitting* ARIMA

Model	Parameter	Estimasi	P-value	Keterangan
ARIMA (3,1,4)	$\phi_1$	-1,0046	5,974e-07	Signifikan
	$\phi_2$	0,2278	0,4983237	Tidak Signifikan
	$\phi_3$	0,6366	0,0005942	Signifikan
	$\theta_1$	0,9434	3,168e-06	Signifikan
	$\theta_2$	-0,288344	0,3842627	Tidak Signifikan
	$\theta_3$	-0,601495	0,0012792	Signifikan
ARIMA (4,1,3)	$\theta_4$	0,110348	0,0360739	Tidak Signifikan
	$\phi_1$	-1,168002	0,11943	Tidak Signifikan
	$\phi_2$	0,040456	0,97517	Tidak Signifikan
	$\phi_3$	0,635656	0,40054	Tidak Signifikan
	$\phi_4$	0,081759	0,41207	Tidak Signifikan
	$\theta_1$	1,117400	0,15568	Tidak Signifikan
	$\theta_2$	-0,097303	0,93979	Tidak Signifikan
	$\theta_3$	-0,623865	0,34582	Tidak Signifikan

Hasil estimasi dan signifikansi parameter **Tabel 5**, diperoleh bahwa kedua model *overfitting* yang dibangun masih terdapat parameter yang tidak signifikan, sehingga kedua model tersebut tidak digunakan. Berdasarkan **Tabel 6**, nilai AIC model *overfitting* ARIMA (3,1,4) lebih kecil dari model terpilih ARIMA (3,1,3), walaupun demikian model ARIMA (3,1,4) bukan menjadi model terbaik karena model tersebut memiliki parameter yang tidak signifikan. Sehingga ditetapkan model terbaik adalah model ARIMA (3,1,3). Perbandingan nilai AIC model terpilih ARIMA dan *overfitting* dapat dilihat pada **Tabel 6**.

**Tabel 6.** Hasil AIC model *overfitting* ARIMA

Model	AIC
ARIMA (4,1,3)	4335,54
ARIMA (3,1,4)	4335,01
ARIMA (3,1,3)	4335,08

Model ARIMA (3,1,3) yang dipilih menjadi model terbaik memiliki ragam residual yang tidak homogen berdasarkan **Tabel 4**, sehingga model ini masih belum layak untuk digunakan. Salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi ragam residual tidak homogen yaitu metode GARCH.

### 3.3. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Pemodelan harga emas dengan pendekatan GARCH dilakukan untuk menangani ketidakhomogenan ragam residual dari model ARIMA. Pemodelan ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan model ARIMA yang tidak mampu menangkap volatilitas yang terjadi pada data harga emas berjangka. Kondisi volatilitas diperkuat dengan tidak terpenuhinya asumsi kehomogenan ragam residual pada model ARIMA (3,1,3). Sehingga dilakukan pemodelan GARCH untuk melengkapi model ARIMA yang tidak dapat menangkap pola volatilitas data.

Model GARCH yang digunakan pada penelitian ini dianalisis menggunakan residual dari model ARIMA (3,1,3) yang sudah diperoleh sebelumnya. Terdapat 6 model tentatif ARIMA-GARCH yang dibangun yaitu ARIMA-GARCH (3,1,3)(0,1), ARIMA-GARCH (3,1,3)(1,0), ARIMA-GARCH (3,1,3)(1,1), ARIMA-GARCH (3,1,3)(1,2), ARIMA-GARCH (3,1,3)(2,1), dan ARIMA-

**Tabel 7.** Ringkasan signifikansi dan estimasi parameter ARIMA-GARCH

Model	Parameter	Estimasi	P.value	Keterangan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (0,1)	$\beta_1$	0,99897	0	Signifikan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,0)	$\alpha_1$	0,513737	0	Signifikan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1)	$\alpha_1$	0,061361	0,000767	Signifikan
	$\beta_1$	0,930716	0	Signifikan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,2)	$\alpha_1$	0,061363	0,000334	Signifikan
	$\beta_1$	0,93071	0	Signifikan
	$\beta_2$	0,000001	0,999987	Tidak Signifikan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,1)	$\alpha_1$	0	1	Tidak Signifikan
	$\alpha_2$	0,066558	0,29264	Tidak Signifikan
	$\beta_1$	0,921447	0	Signifikan
ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,2)	$\alpha_1$	0	1	Tidak Signifikan
	$\alpha_2$	0,066557	0,930111	Tidak Signifikan
	$\beta_1$	0,921448	0,844793	Tidak Signifikan
	$\beta_2$	0	1	Tidak Signifikan

GARCH (3,1,3)(2,2). Keenam model tentatif ARIMA-GARCH dievaluasi berdasarkan signifikansi dan estimasi dari setiap parameter penyusun model. Hasil evaluasi dapat dilihat pada **Tabel 7**.

Berdasarkan **Tabel 7**, diperoleh model ARIMA-GARCH dengan semua parameter signifikan yaitu ARIMA-GARCH (3,1,3) (0,1), ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,0), dan ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1). Sedangkan model lainnya yaitu ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,2), ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,1), dan ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,2) terdapat parameter yang tidak signifikan.

**Tabel 8.** Nilai AIC Model ARIMA-GARCH

Model	AIC
ARIMA-GARCH (3,1,3) (0,1)	4310,756
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,0)	8024,028
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1)	4294,668
ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,2)	4296,685
ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,1)	4295,308
ARIMA-GARCH (3,1,3) (2,2)	4297,325

Berdasarkan **Tabel 7** dan **Tabel 8**, dari 3 model ARIMA-GARCH yang memiliki semua parameter signifikan akan dipilih model yang memiliki nilai AIC terkecil. Diantara 3 model tersebut, model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1) merupakan model dengan nilai AIC terkecil yaitu 4294,668. Sama seperti model ARIMA, model ARIMA-GARCH juga akan dilakukan uji diagnostik residual untuk mengetahui apakah model GARCH yang di peroleh sudah layak digunakan dalam peramalan. Berikut hasil uji diagnostik residual model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1).

**Tabel 9.** Uji diagnostik ARIMA-GARCH

Jenis Uji	P-value	Kesimpulan
Run Test	0,2196	White Noise
ARCH LM-Test	0,2815	Homoskedastisitas
Jarque Bera Test	2,24E-13	Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan **Tabel 9**, hasil uji diagnostik pada residual model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1) dengan taraf signifikansi 5% diperoleh uji *Run Test* pada residual memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05, sehingga asumsi keacakan (*white noise*) pada residual model sudah terpenuhi. Uji *ARCH LM-Test* juga memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05, sehingga ragam residual pada model

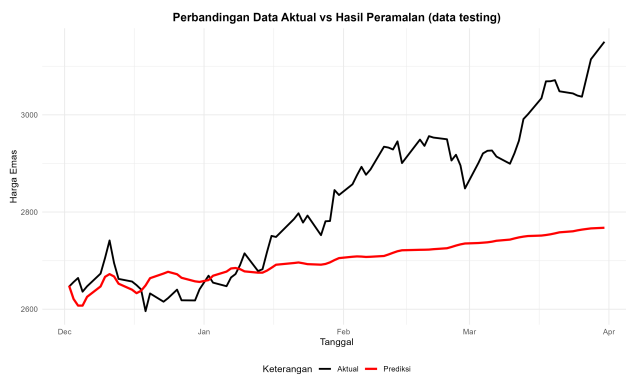
sudah homogen. Uji *Jarque Bera Test* tetap tidak terpenuhi setelah melakukan pemodelan ARIMA-GARCH yaitu residual tidak berdistribusi normal, namun hal ini dapat diatasi dengan menambah pengamatan. Pada penelitian ini asumsi normalitas tidak diatasi karena model yang dibentuk sudah baik dan dapat digunakan dalam peramalan yang dibuktikan dengan nilai MAPE pada data training dan testing yang sudah kecil.

Penelitian ini memperoleh model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1) sebagai model terbaik dalam meramalkan harga emas berjangka dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil, serta hasil evaluasi dari uji residual yang sudah *white noise* serta ragam residual yang konstan (homoskedastisitas). AIC merupakan metode seleksi model yang mempertimbangkan kecocokan model terhadap data melalui nilai *likelihood* dan mempertimbangkan *simplicity* atau efisiensi model melalui pemberian penalti terhadap jumlah parameter, sehingga pemilihan model dengan nilai AIC terkecil dapat memberikan model terbaik dengan kompleksitas seminimal mungkin dan dapat mencegah *overfitting*.

Model terbaik ARIMA-GARCH (3,1,1) (1,1) memiliki nilai AIC sebesar 4294,668, lebih kecil dibandingkan model ARIMA murni (3,1,3) yang memiliki AIC sebesar 4335,08. AIC dari model ARIMA-GARCH (3,1,3)(1,1) juga lebih kecil dari AIC dari 6 model tentatif ARIMA-GARCH pada **Tabel 8**. Oleh karena itu, peramalan harga emas berjangka dilakukan menggunakan model terbaik gabungan dari model ARIMA dan GARCH yaitu ARIMA-GARCH (3,1,3)(1,1) dimana model ini sudah mampu menangkap pola linier atau tren data dan menangani volatilitas yang tinggi pada data yang menyebabkan ragam residual tidak konstan.

Kinerja model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1) dalam meramalkan harga emas berjangka pada penelitian ini dapat dibuktikan dengan nilai MAPE yang rendah yang diperoleh pada data training dan testing. Model ARIMA-GARCH (3,1,3) (1,1) menghasilkan nilai MAPE sebesar 5,88% pada data training dan 4,52 % pada data testing, menunjukkan bahwa model mampu melakukan peramalan dengan tingkat kesalahan yang kecil. Grafik perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan data testing dapat dilihat pada **Gambar 4**.

Berdasarkan **Gambar 4**, diperoleh perbandingan data aktual dan hasil peramalan pada data testing sudah cukup baik yang dibuktikan dengan nilai MAPE yang kecil. Hasil peramalan pada bulan Desember hingga Januari 2025 tidak berbeda jauh dengan



**Gambar 4.** Visualisasi hasil peramalan data testing

data aktual yang dapat dilihat garis keduanya yang saling berhimpitan, namun pada bulan selanjutnya hasil peramalan tidak sebagus pada bulan Desember hingga Januari dilihat dari garis data peramalan dengan aktual memiliki jarak lebih lebar. Akan tetapi model secara umum masih menangkap pola data, seperti yang ditunjukkan oleh hasil peramalan yang meningkat dengan seiringnya waktu sesuai dengan kondisi data aktual. Berdasarkan hasil peramalan pada **Gambar 4**, model yang dibangun dalam penelitian ini lebih cocok untuk peramalan jangka pendek dibandingkan dengan peramalan dalam jangka panjang. Hal ini menunjukkan keterbatasan model ARIMA-GARCH dalam peramalan jangka panjang. Keterbatasan ini dapat disebabkan karena model ARIMA-GARCH merupakan model univariat yang tidak melibatkan variabel lain yang menyebabkan tidak adaptif terhadap faktor eksternal.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berfokus pada kinerja model ARIMA-GARCH dalam mengatasi sifat heteroskedastisitas pada residual model ARIMA murni yang umum terjadi pada pasar komoditas, khususnya pada harga harian emas berjangka yang memiliki volatilitas tinggi. Saran untuk penelitian selanjutnya yang meneliti pada konteks peramalan harga emas berjangka dapat membandingkan model gabungan ARIMA-GARCH dengan model *machine learning* maupun *deep learning* seperti LSTM (*Long Short Term Memory*) atau gabungan dari model ARIMA-LSTM yang dapat menangkap pola nonlinier.

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan ARIMA-GARCH merupakan metode yang efektif dalam melakukan peramalan harga emas berjangka. Model terbaik yang dihasilkan yaitu ARIMA-GARCH (3,1,1) (1,1), dengan seluruh parameter signifikan dan memiliki nilai AIC terkecil dibandingkan model ARIMA murni. Hasil peramalan pada data *testing* menunjukkan nilai MAPE sebesar 4,52%, yang berada pada kategori akurasi baik, menandakan bahwa model mampu memberikan peramalan harga emas berjangka yang baik (<10%) menurut klasifikasi umum peramalan. Dalam konteks pasar yang memiliki volatilitas tinggi seperti harga emas berjangka, nilai MAPE dibawah 5% sudah cukup baik untuk mendapatkan hasil peramalan yang presisi dengan data aktual. Sehingga model ARIMA-GARCH dapat diandalkan dalam peramalan data keuangan yang bersifat volatil seperti data harga emas berjangka, dan dapat dijadikan acuan dalam pengambilan

keputusan investasi serta manajemen risiko di pasar komoditas.

**Kontribusi Penulis.** **Mauizatun Hasanah:** Metodologi, software, investigasi, penulisan-persiapan draf asli, visualisasi. **Mega Ramatika Putri:** Metodologi, investigasi, kurasi data, analisis formal, sumber daya, penulisan-persiapan draft asli. **Khairil Anwar Notodiputro:** Konseptualisasi, penulisan-tinjauan dan penyuntingan, supervisi. **Yenni Angraini:** Konseptualisasi, penulisan-tinjauan serta penyuntingan, supervisi. **Laily Nissa Atul Muallifah:** Konseptualisasi, penulisan-tinjauan serta penyuntingan, supervisi. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

**Ucapan Terima Kasih.** Para penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada keseluruhan pihak yang sudah memberikan kontribusi pada pelaksanaan penelitian ini. Kami juga ucapkan terima kasih kepada editor dan reviewer atas saran dan dukungannya dalam meningkatkan kualitas naskah.

**Pembiayaan.** Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

**Konflik Kepentingan.** Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

**Ketersediaan Data.** Data yang dipergunakan yakni data sekunder berupa data harian penutupan harga emas berjangka periode 3 Januari 2023 sampai dengan 31 Maret 2025 yang didapatkan dari website investing (<https://id.investing.com/>).

#### Referensi

- [1] F. S. Saputra, "Prediksi Harga Emas di Masa Depan," 2024. [Online]. Available: <https://blog.indogold.id/prediksi-harga-emas-di-masa-depan/>. [Accessed: 31-Jul-2025].
- [2] T. Reuters, "Gold eyes \$2,000 mark in speedy record-breaking run," 2024. [Online]. Available: <https://www.weforum.org/stories/2020/07/gold-price-covid19-fiscal-policy-response/>. [Accessed: 31-Jul-2025].
- [3] Effendi and L. Monica, "Dolar AS melemah, harga emas menguat tipis. Cermati arah The Fed?," 2025. [Online]. Available: <https://www.idnfinancials.com/id/news/54274/dolar-as-melemah-harga-emas-menguat-tipis-cermati-arah-the-fed>.
- [4] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2021.
- [5] G. Aye, R. Gupta, S. Hammoudeh, and W. J. Kim, "Forecasting the price of gold using dynamic model averaging," *Int. Rev. Financ. Anal.*, vol. 41, pp. 257–266, Oct. 2015. doi: 10.1016/j.irfa.2015.03.010.
- [6] R. Nargunam, W. W. S. Wei, and N. Anuradha, "Investigating seasonality, policy intervention and forecasting in the Indian gold futures market: a comparison based on modeling non-constant variance using two different methods," *Financ. Innov.*, vol. 7, no. 1, p. 62, Dec. 2021. doi: 10.1186/s40854-021-00283-9.
- [7] S. Setyowibowo, M. As'ad, S. Sujito, and E. Farida, "Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model," *J. Ekon. Pembang.*, vol. 19, no. 2, pp. 257–270, Feb. 2022. doi: 10.29259/jep.v19i2.13903.
- [8] I. F. Amri, S. A. Astuti, I. Sulistiya, A. Suherdi, and M. A. Haris, "Peramalan Harga Emas Antam Menggunakan Metode Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)," *Unisda J. Math. Comput. Sci. UJMC*, vol. 10, no. 1, pp. 26–35, Jun. 2024. doi: 10.52166/ujmc.v10i1.4679.
- [9] H. R. Sari, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Indonesia Gold Price Forecasting Using ARIMA Model (0,1,1) - GARCH (1,0)," *Eksponensial*, vol. 15, no. 1, p. 1, 2024. doi: 10.30872/eksponensial.v15i1.1265.
- [10] F. A. F. Beeg, M. S. Paendong, and M. L. Mananohas, "Penerapan Model ARIMA-GARCH untuk Peramalan Harga Emas Dunia," *d'Cartesian*, vol. 13, no. 2, pp. 73–79, Oct. 2024. doi: 10.35799/dc.13.2.2024.55551.
- [11] R. Paswan, "Gold prices edge higher with focus on Fed's policy decision," 2024. [Online]. Available: <https://www.livemint.com/market/commodities/gold-prices-edge-higher-with-focus-on-fed-s-policy-decision-11734492519175.html>. [Accessed: 15-Jul-2025].

- [12] Reuters, "Gold shines on rising US Fed rate-cut outlook," 2024. [Online]. Available: <https://www.cnbc.com/market/commodities/gold-shines-on-rising-us-fed-rate-cut-outlook-19444796.htm>. [Accessed: 15-Jul-2025].
- [13] R. Jaiswal and R. Uchil, "An Analysis of Gold Futures as an Alternative Asset: Evidence from India," *Int. J. Econ. Financ.*, vol. 8, no. 6, pp. 144–150, 2018. doi: [10.32479/ijefi.7346](https://doi.org/10.32479/ijefi.7346).
- [14] I. W. Misshuari, E. Kurniyaningrum, and R. Saily, "Application of Arima Method for Rainfall Forecasting in Asahan Region," *Indones. J. Constr. Eng. Sustain. Dev. Cesd*, vol. 6, no. 2, pp. 22–28, 2023. doi: [10.25105/cesd.v6i2.18815](https://doi.org/10.25105/cesd.v6i2.18815).
- [15] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2016.
- [16] M. S. Wabomba, "Modeling and Forecasting Kenyan GDP Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models," *Sci. J. Appl. Math. Stat.*, vol. 4, no. 2, p. 64, 2016. doi: [10.11648/j.sjams.20160402.18](https://doi.org/10.11648/j.sjams.20160402.18).
- [17] A. K. Sahai, N. Rath, V. Sood, and M. P. Singh, "ARIMA modelling & forecasting of COVID-19 in top five affected countries," *Diabetes Metab. Syndr. Clin. Res. Rev.*, vol. 14, no. 5, pp. 1419–1427, 2020. doi: [10.1016/j.dsx.2020.07.042](https://doi.org/10.1016/j.dsx.2020.07.042).
- [18] G. T. Meilania, A. V. Septiani, E. Erianti, K. A. Notodiputro, and Y. Angraini, "Pemodelan ARIMA-GARCH dalam Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Yen dengan Masalah Keheterogenan Ragam," *Ekon. J. Econ. Bus.*, vol. 8, no. 1, p. 165, 2024. doi: [10.33087/ekonomis.v8i1.1294](https://doi.org/10.33087/ekonomis.v8i1.1294).
- [19] K. A. Notodiputro, Y. Angraini, and L. N. A. Mualifah, *Analisis Deret Waktu dengan Python: Pendekatan Box-Jenkins dan Machine Learning*. Bogor, Indonesia: IPB Press, 2025.
- [20] N. S. Maharani et al., "Aplikasi Model Arima Garch Dalam Peramalan Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Tahun 2017–2022," *J. Mat. Sains Dan Teknol.*, vol. 24, no. 1, pp. 37–50, 2023. doi: [10.33830/jmst.v24i1.4875.2023](https://doi.org/10.33830/jmst.v24i1.4875.2023).
- [21] J. Antika, A. Mugayat, and M. Sukartini, "Analisis Volatilitas Saham Dengan Metode Arch-Garch Pada Bank Rakyat Indonesia Tahun 2019–2022," *J. Ilmu Ekon.*, vol. 4, no. 1, pp. 323–341, 2025. doi: [10.59827/jie.v4i1.227](https://doi.org/10.59827/jie.v4i1.227).