

# PEMODELAN VOLATILITAS HARGA EMAS ANTAM BERBASIS DATA HARIAN MENGGUNAKAN MODEL GARCH

Tarwihatunnafsi<sup>1\*</sup>, Chandrawati<sup>2</sup>, Alissa Chintyana<sup>3</sup>, Siti Hariati Hastuti<sup>4</sup>, Ayu Septiani<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Program Studi Statistika, Universitas Hamzanwadi, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

Corresponding Author:

Author Name\*: Tarwihatunnafsi

Email\*: tarwihatunnafsi@gmail.com

**Abstract:** *This study aims to model and forecast the volatility of Antam gold prices using the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) model. The data consisted of daily Antam gold prices from January 2020 to May 2025, obtained from Investing.com, with a total of 1,446 observations. The analysis was conducted by transforming the data into logarithmic returns, performing descriptive statistical analysis, testing stationarity using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, identifying the appropriate model through the Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) plots, conducting the ARCH-LM test, estimating GARCH models, selecting the best model based on the Akaike Information Criterion (AIC) and Bayesian Information Criterion (BIC), performing diagnostic tests, and evaluating forecasting performance using the Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE). The results indicate that the return series is stationary and exhibits ARCH effects, making it suitable for GARCH modeling. Based on the AIC value, the GARCH(1,2) model was identified as the best model with an AIC value of -4.350011. However, the GARCH(1,1) model was employed for forecasting because it is more parsimonious and satisfies the diagnostic tests. The forecasting evaluation yielded an RMSE of 0.03258798 and an MAE of 0.0241362, indicating good forecasting performance. Therefore, the GARCH model is effective for modeling the volatility of Antam gold prices and supporting investment decision-making.*

**Keywords:** *Antam gold prices; forecasting; GARCH; return volatility.*

## Pendahuluan

Investasi merupakan salah satu aktivitas ekonomi yang dilakukan masyarakat untuk menjaga dan meningkatkan nilai kekayaan di masa depan. Berbagai instrumen investasi tersedia bagi masyarakat, salah satunya adalah emas. Emas dikenal sebagai aset yang memiliki nilai relatif stabil dan sering digunakan sebagai instrumen lindung nilai (safe haven) ketika terjadi ketidakpastian ekonomi, inflasi, maupun gejolak pasar keuangan (Niawati & Andriani, 2025). Di Indonesia, salah satu produk emas yang paling banyak diminati adalah emas Antam yang diproduksi oleh PT Aneka Tambang Tbk.

Meskipun termasuk instrumen investasi yang relatif aman, harga emas Antam tetap mengalami perubahan dari waktu ke waktu. Fluktuasi harga tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor,

seperti inflasi, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, tingkat suku bunga, kondisi ekonomi global, serta perubahan permintaan dan penawaran di pasar. Pergerakan harga yang tidak stabil menyebabkan munculnya volatilitas yang mencerminkan tingkat risiko investasi yang dihadapi investor (Afrian, 2025).

Volatilitas merupakan ukuran tingkat variasi perubahan harga suatu aset dalam periode tertentu. Dalam analisis keuangan, volatilitas menjadi indikator penting karena dapat digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian dan risiko investasi. Semakin tinggi volatilitas suatu aset, semakin besar pula risiko yang mungkin dihadapi investor dalam mengambil keputusan investasi. Oleh karena itu, pemodelan volatilitas menjadi salah satu aspek penting dalam analisis data keuangan (Kusumowati & Claudia, 2026). Selain untuk memahami pola fluktuasi yang terjadi pada data historis, analisis volatilitas juga penting dilakukan untuk keperluan peramalan. Peramalan volatilitas dapat memberikan gambaran mengenai tingkat risiko yang mungkin terjadi pada periode mendatang sehingga dapat membantu investor, analis, maupun pengambil keputusan dalam menyusun strategi investasi, manajemen risiko, serta perencanaan keuangan yang lebih efektif. Dengan adanya informasi hasil peramalan, pihak terkait dapat mengantisipasi potensi perubahan pasar dan mengambil keputusan yang lebih tepat berdasarkan kondisi yang diperkirakan akan terjadi.

Data keuangan umumnya memiliki karakteristik heteroskedastisitas, yaitu varians yang tidak konstan sepanjang waktu. Selain itu, data keuangan sering menunjukkan fenomena volatility clustering, yaitu kondisi ketika periode dengan volatilitas tinggi cenderung diikuti oleh periode volatilitas tinggi lainnya, dan periode dengan volatilitas rendah cenderung diikuti oleh periode volatilitas rendah. Karakteristik tersebut menyebabkan model runtun waktu konvensional, seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), kurang mampu menggambarkan perilaku varians data secara optimal (Rafulta & Yanuar, 2025).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, Engle (1982) memperkenalkan model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) yang kemudian dikembangkan oleh Bollerslev (1986) menjadi Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). Model GARCH banyak digunakan dalam analisis data keuangan karena mampu memodelkan varians yang berubah terhadap waktu serta menangkap fenomena volatility clustering yang sering muncul pada data harga aset keuangan.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model GARCH mampu memberikan hasil yang baik dalam pemodelan volatilitas harga emas. Penelitian oleh Salisu dkk. (2024) menggunakan pendekatan GARCH-MIDAS dan menemukan bahwa volatilitas pasar emas dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi global serta dapat dimodelkan dengan baik menggunakan keluarga model GARCH. Selain itu, penelitian oleh Wardani Wisnu Murti dan Nuramaliyah (2025) menunjukkan bahwa model GARCH(1,1) mampu memodelkan dan meramalkan volatilitas investasi emas (XAU/USD) dengan tingkat akurasi yang baik. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya penggunaan data harga emas dunia atau instrumen XAU/USD yang belum secara spesifik merepresentasikan karakteristik harga emas Antam di Indonesia. Selain itu, periode pengamatan yang digunakan belum mencakup secara menyeluruh kondisi pasar selama pandemi COVID-19 dan masa pemulihan ekonomi setelahnya yang berpotensi memengaruhi volatilitas harga emas.

Penelitian mengenai volatilitas harga emas Antam berbasis data harian di Indonesia, khususnya periode Januari 2020 hingga Mei 2025, masih relatif terbatas. Padahal periode tersebut mencakup berbagai peristiwa ekonomi yang dapat memengaruhi pergerakan harga emas. Oleh

karena itu, diperlukan penelitian untuk memperoleh model GARCH yang paling sesuai dalam memodelkan volatilitas harga emas Antam selama periode tersebut.

Berdasarkan hasil analisis awal terhadap data return harga emas Antam periode Januari 2020 hingga Mei 2025, diperoleh bahwa data telah stasioner dan mengandung efek ARCH sehingga layak dimodelkan menggunakan model GARCH. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menentukan model GARCH terbaik dalam memodelkan volatilitas harga emas Antam serta melakukan peramalan volatilitas pada periode mendatang.

## Metode

### 1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan *time series* yang bertujuan untuk menganalisis volatilitas harga emas Antam menggunakan metode Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). Pendekatan ini digunakan karena data yang dianalisis berupa data yang tersusun berdasarkan urutan waktu sehingga dapat menggambarkan pola pergerakan dan perubahan volatilitas harga emas dari waktu ke waktu.

### 2. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa harga emas Antam harian periode Januari 2020 sampai Mei 2025 yang diperoleh dari situs Investing.com. Data disusun dalam bentuk deret waktu (*time series*) dengan jumlah observasi sebanyak 1.446 data. Selanjutnya data harga emas ditransformasikan menjadi return harian untuk keperluan analisis volatilitas menggunakan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH).

### 3. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan secara bertahap sebagai berikut:

#### a. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data harga emas Antam selama periode pengamatan. Analisis ini menggunakan ukuran statistik deskriptif yang meliputi nilai minimum, nilai maksimum, rata-rata (*mean*), median, dan standar deviasi. Statistik deskriptif digunakan untuk mengetahui pola penyebaran data serta tingkat variasi harga emas Antam (Amri *et al.*, 2024).

Rata-rata (Mean)

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

Standar deviasi

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2)$$

Keterangan:

$\bar{x}$  = rata-rata data

- $x_i$  = nilai pengamatan ke- $i$
- $n$  = jumlah observasi
- $s$  = standar deviasi

b. Perhitungan Return Harian

Sebelum dilakukan analisis volatilitas, data harga emas Antam ditransformasikan menjadi data return harian. Transformasi ini bertujuan untuk mengukur perubahan harga dari satu periode ke periode berikutnya serta menghasilkan data yang lebih sesuai untuk analisis deret waktu dan pemodelan volatilitas (Amri et al., 2024).

Return harian dihitung menggunakan return logaritmik (log return) dengan persamaan:

$$R_t = \ln \left( \frac{p_t}{p_{t-1}} \right) \tag{3}$$

Keterangan:

- $R_t$  = return pada periode ke- $t$
- $p_t$  = harga emas Antam pada periode ke- $t$
- $p_{t-1}$  = harga emas Antam pada periode sebelumnya
- $\ln$  = logaritma natural

c. Uji Stasioneritas

Stasioneritas data diuji menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test (Mushtaq, 2011). Dengan persamaan:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \tag{4}$$

Keterangan:

- $\Delta Y_t$  = Perubahan data pada periode ke- $t$
- $\alpha$  = konstanta
- $\beta t$  = koefisien tren
- $t$  = waktu
- $\gamma$  = koefisien unit root
- $Y_{t-1}$  = data pada periode sebelumnya
- $\delta_i$  = koefisien lag differencing
  
- $p$  = banyaknya lag
- $\varepsilon_t$  = galat (error) pada periode ke- $t$

d. Identifikasi Model

Setelah data stasioner, identifikasi pola data dilakukan menggunakan plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) (Mestre et al., 2021).

Koefisien autokorelasi dihitung dengan persamaan:

$$R_t = \mu + \phi_1 R_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \tag{5}$$

Keterangan:

- $R_t$  = return pada periode ke- $t$

- $\mu$  = konstanta
- $\phi_1$  = parameter AR(1)
- $\theta_1$  = parameter MA(1)
- $\varepsilon_t$  = residual pada periode ke- $t$

e. Uji Efek ARCH

Keberadaan efek heteroskedastisitas diuji menggunakan ARCH-LM Test (Patilea & Raïssi, 2014).

Model regresi ARCH-LM dituliskan sebagai:

$$e_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \varepsilon_t \quad (6)$$

Keterangan:

- $e_t^2$  = return pada periode ke- $t$
- $\alpha_0$  = konstanta
- $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q$  = parameter ARCH
- $e_{t-q}^2$  = Kuadrat residual lag ke- $q$
- $\varepsilon_t$  = residual pada periode ke- $t$

Statistik Uji ARCH-LM

$$LM = nR^2 \quad (7)$$

Keterangan:

- $LM$  = return pada periode ke- $t$
- $n$  = konstanta
- $R^2$  = parameter ARCH

f. Pemodelan GARCH

Apabila terdapat efek ARCH maka dilakukan pemodelan menggunakan Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) (Levendis, 2023).

Model GARCH(p,q) secara umum dituliskan sebagai:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (8)$$

Keterangan:

- $\sigma_t^2$  = return pada periode ke- $t$
- $\omega$  = konstanta
- $\alpha_i$  = parameter ARCH
- $\beta_j$  = parameter GARCH
- $\varepsilon_{t-i}^2$  = kuadrat residual periode sebelumnya
- $\sigma_{t-j}^2$  = varians bersyarat periode sebelumnya

$q$  = orde ARCH  
 $p$  = orde GARCH

g. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan menggunakan Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC) (Curta, 2025). Berikut persamaannya:

Akaike Information Criterion (AIC)

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (9)$$

Bayesian Information Criterion (BIC)

$$BIC = -2\ln(L) + k \ln(n) \quad (10)$$

Keterangan:

$AIC$  = Akaike Information Criterion  
 $BIC$  = Bayesian Information Criterion  
 $Ln$  = nilai likelihood model  
 $k$  = jumlah parameter  
 $n$  = jumlah observasi

h. Uji Diagnostik Model

Uji diagnostik dilakukan untuk memastikan model yang diperoleh telah memenuhi asumsi yang diperlukan (Iqbal, 2013).

Residual model diuji menggunakan:

1) ARCH-LM Test

Pengujian ini dilakukan kembali untuk melihat apakah GARCH mampu menangani heteroskedastisitas, seperti sebelumnya

2) Ljung-Box Test

Statistik Ljung-Box:

$$Q = n(n+2)k = 1 \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (11)$$

Keterangan:

$Q$  = statistik uji Ljung-Box  
 $n$  = jumlah observasi (banyaknya data)  
 $m$  = jumlah lag yang diuji  
 $k$  = index lag ke-  $k$   
 $\hat{\rho}_k^2$  = kuadrat koefisien autokorelasi residual pada lag ke-  $k$

3) Kolmogorov-Smirnov Test untuk menguji normalitas residual, dirumuskan sebagai berikut:

$$D = \max |F_o(x) - F_t(x)| \quad (12)$$

Keterangan:

- $D$  = statistik uji Kolmogorov-Smirnov
- $F_o(x)$  = fungsi distribusi kumulatif empiris (data sampel)
- $F_t(x)$  = fungsi distribusi kumulatif
- $\max$  = nilai maksimum dari selisih absolut kedua distribusi

Model GARCH terbaik yang diperoleh digunakan untuk melakukan peramalan volatilitas harga emas Antam pada beberapa periode mendatang. Peramalan dilakukan berdasarkan nilai variansi bersyarat (conditional variance) yang dihasilkan oleh model GARCH terpilih. Hasil peramalan kemudian digunakan untuk menggambarkan pola pergerakan volatilitas harga emas Antam pada periode yang akan datang (Akbar *et al.*, 2023).

#### i. Evaluasi Model

Evaluasi model berfungsi untuk mengukur tingkat kesalahan hasil peramalan. Semakin kecil nilai RMSE dan MAE menunjukkan semakin baik kemampuan model dalam melakukan peramalan (Fisher *et al.*, 2024).

Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (13)$$

Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (14)$$

Keterangan:

- $y_t$  = nilai aktual
- $\hat{y}_t$  = nilai prediksi
- $n$  = jumlah observasi

## Hasil dan Pembahasan

### 1. Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga emas Antam harian periode Januari 2020 sampai Mei 2025 yang diperoleh dari Investing.com dengan jumlah observasi sebanyak 1.446 data. Selanjutnya data harga ditransformasikan menjadi return logaritmik harian untuk mengukur perubahan harga dari satu periode ke periode berikutnya. Sebelum dilakukan pemodelan, terlebih dahulu dilakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik data

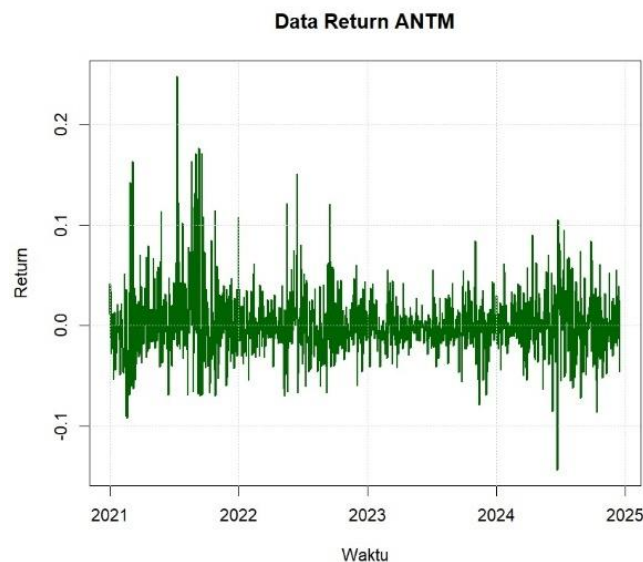
**Tabel 1. Statistika Deskriptif Return Harga Emas Antam**

Statistik	Nilai
Min	-0.143731
Q1	-0,015132
Median	0,000000
Mean	0,001411
Q3	0,014688
Max	0,248366

Berdasarkan Tabel 1, diperoleh nilai rata-rata (mean) return harga emas Antam sebesar 0,001411 dengan median 0,000000, yang menunjukkan bahwa perubahan return cenderung berfluktuasi di sekitar nol. Nilai minimum sebesar -0,143731 dan maksimum sebesar 0,248366 menunjukkan adanya perubahan return yang cukup ekstrem. Selain itu, rentang nilai kuartil pertama (-0,015132) dan kuartil ketiga (0,014688) menggambarkan bahwa sebagian besar data berada pada kisaran tersebut. Kondisi ini mengindikasikan bahwa data return memiliki volatilitas yang tinggi sehingga sesuai untuk dimodelkan menggunakan metode GARCH.

## 2. Analisis Return Harga Emas Antam

Data harga emas Antam periode Januari 2020 hingga Mei 2025 terlebih dahulu ditransformasikan ke dalam bentuk return logaritmik harian untuk menghilangkan pengaruh tren dan memperoleh data yang lebih sesuai untuk analisis volatilitas. Grafik return harga emas Antam dapat dilihat pada Gambar 1.

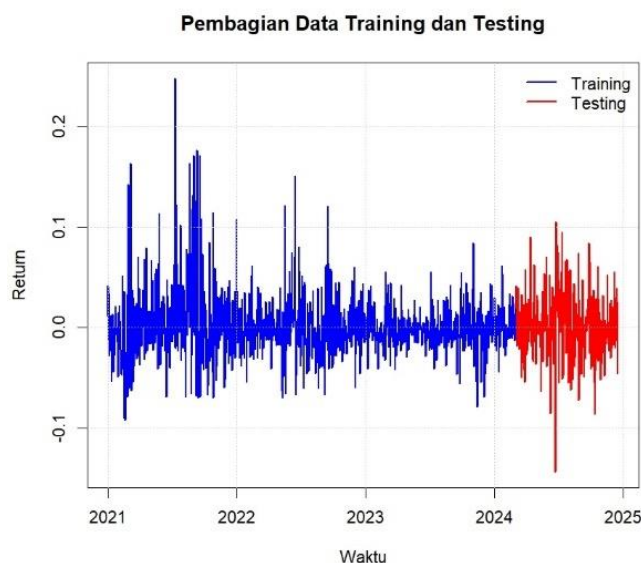


**Gambar 1.** Grafik Return Harga Emas Antam Periode 2021–2025

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa nilai return berfluktuasi di sekitar rata-rata nol. Selain itu, terdapat beberapa periode dengan perubahan return yang sangat tinggi dan sangat rendah. Pola tersebut menunjukkan adanya volatility clustering, yaitu kondisi ketika volatilitas tinggi cenderung diikuti oleh volatilitas tinggi, sedangkan volatilitas rendah diikuti oleh volatilitas rendah. Karakteristik ini merupakan salah satu ciri utama data keuangan dan mengindikasikan bahwa model GARCH sesuai digunakan untuk memodelkan varians data.

### 3. Pembagian Data Training dan Testing

Data return kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data training dan 20% data testing. Data training digunakan untuk membentuk model GARCH, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kemampuan peramalan model.



**Gambar 2.** Pembagian Data Training dan Testing

Pembagian data dilakukan agar model yang diperoleh tidak hanya mampu menjelaskan data historis, tetapi juga memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum diamati.

### 4. Uji Stasioneritas

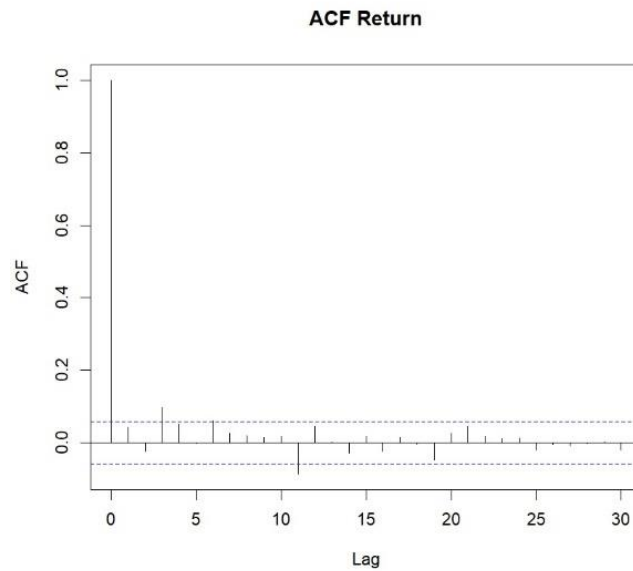
Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 2.

<b>Statistik Uji</b>	<b>Nilai</b>
Dickey-Fuller	-10,036
Lag	10
p-value	0,01

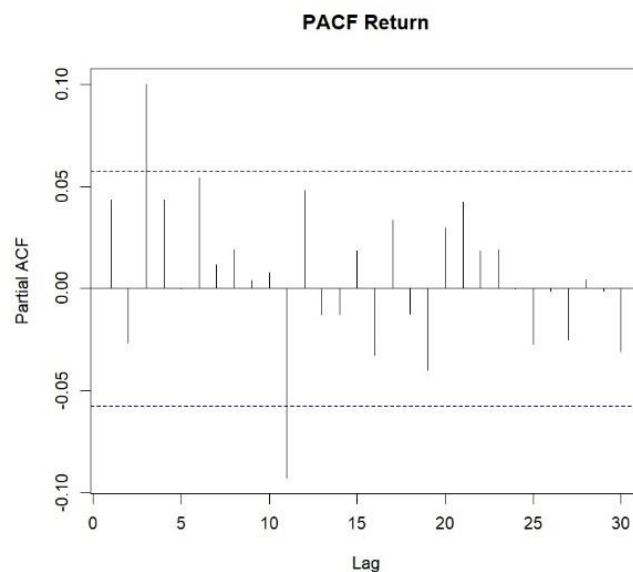
Berdasarkan hasil uji ADF diperoleh nilai statistik Dickey-Fuller sebesar -10,036 dengan p-value 0,01. Karena nilai p-value lebih kecil dari taraf signifikansi 5%, maka  $H_0$  ditolak. Dengan demikian, data return harga emas Antam telah bersifat stasioner, sehingga tidak diperlukan proses differencing tambahan dan dapat langsung digunakan dalam pemodelan GARCH.

### 5. Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan melalui plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) (Mestre *et al.*, 2021).



**Gambar 3.** Plot ACF Return Harga Emas Antam



**Gambar 4.** Plot PACF Return Harga Emas Antam

Berdasarkan plot ACF dan PACF, terlihat bahwa sebagian besar nilai autokorelasi berada di dalam batas kepercayaan 95%, namun terdapat beberapa lag yang signifikan, yaitu lag ke-3 dan lag ke-11, yang ditunjukkan oleh spike yang melewati batas kepercayaan. Keberadaan lag yang signifikan tersebut menunjukkan bahwa data return harga emas Antam masih memiliki ketergantungan jangka pendek antarperiode pengamatan. Akan tetapi, pola autokorelasi yang terbentuk tidak menunjukkan cut-off yang tegas pada lag tertentu dan cenderung bersifat sporadis, sehingga tidak dapat secara langsung digunakan untuk menentukan orde AR atau MA berdasarkan lag signifikan tersebut. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model mean ARMA(1,1) yang selanjutnya dikombinasikan dengan beberapa kandidat model volatilitas, yaitu GARCH(1,1), GARCH(2,1), GARCH(1,2), dan GARCH(2,2). Pemilihan orde GARCH tersebut dilakukan untuk menangkap kemungkinan adanya efek heteroskedastisitas dan volatilitas yang berubah-ubah dari waktu ke waktu. Selanjutnya, model terbaik dipilih

berdasarkan signifikansi parameter, nilai Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), serta hasil uji diagnostik residual.

### 6. Uji Efek ARCH

Sebelum dilakukan pemodelan GARCH, dilakukan pengujian adanya heteroskedastisitas menggunakan ARCH-LM Test.

**Tabel 3. Hasil Uji ARCH-LM**

Statistik Uji	Nilai
Chi-Square	112,12
df	12
p-value	$< 2,2 \times 10^{-16}$

Nilai p-value yang sangat kecil ( $< 0,05$ ) menunjukkan bahwa  $H_0$  ditolak, sehingga terdapat efek ARCH pada data return harga emas Antam. Hal ini menunjukkan bahwa varians data tidak konstan dan memenuhi syarat untuk dimodelkan menggunakan metode GARCH.

### 7. Pemodelan GARCH

Pada penelitian ini dibangun empat model, yaitu GARCH(1,1), GARCH(2,1), GARCH(1,2), dan GARCH(2,2).

**Tabel 4. Ringkasan Estimasi Model GARCH**

Model	$\omega$	$\alpha$	$\beta$
GARCH(1,1)	0,000009	$\alpha_1=0,100238$	$\beta_1= 0,8987611$
GARCH(2,1)	0,000010	$\alpha_1=0,095004$ $\alpha_2=0,007323$	$\beta_1= 0,896672$
GARCH(1,2)	0,000013	$\alpha_1=0,149661$	$\beta_1= 0,201117$ $\beta_2= 0,648221$
GARCH(2,2)	0,000014	$\alpha_1=0,141275$ $\alpha_2=0,016108$	$\beta_1=0,147608$ $\beta_2=0,694009$

Berdasarkan Tabel 4, diperoleh hasil estimasi parameter untuk model GARCH(1,1), GARCH(2,1), GARCH(1,2), dan GARCH(2,2). Setiap model menghasilkan nilai parameter  $\omega$ ,  $\alpha$ , dan  $\beta$  yang berbeda, yang menunjukkan adanya pengaruh residual dan varians periode sebelumnya terhadap varians bersyarat pada periode saat ini. Hasil estimasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pemilihan model GARCH yang paling sesuai untuk memodelkan volatilitas return harga emas Antam.

### 8. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model dilakukan menggunakan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC).

**Tabel 5. Perbandingan Nilai AIC dan BIC**

Model	AIC	BIC
GARCH(1,1)	-4,346615	-4,320390
GARCH(2,1)	-4,344790	-4,314194
GARCH(1,2)	-4,350011	-4,319415
GARCH(2,2)	-4,348427	-4,313460

Berdasarkan nilai AIC, model GARCH(1,2) memiliki nilai terkecil yaitu -4,350011, sehingga secara teoritis model tersebut merupakan model terbaik dalam memodelkan volatilitas return harga emas Antam. Namun, dalam implementasi forecasting penelitian ini digunakan model GARCH(1,1) karena model tersebut memberikan parameter yang lebih sederhana, stabil, dan memenuhi seluruh pengujian diagnostik dengan baik.

### 9. Uji Diagnostik Model

Uji diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model telah memenuhi asumsi yang diperlukan.

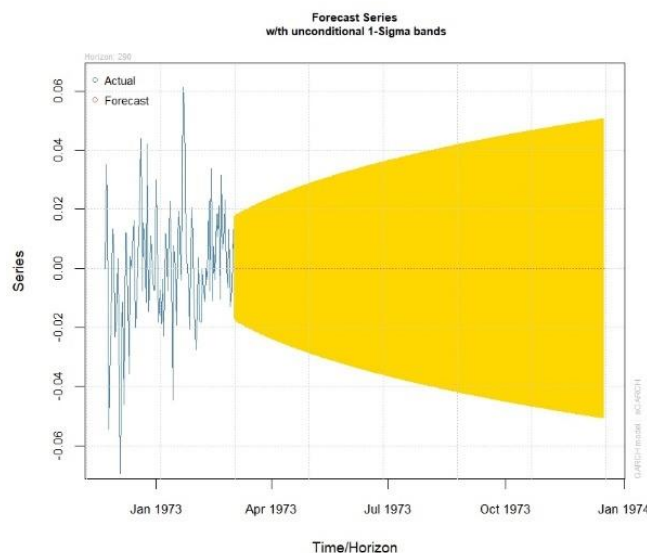
**Tabel 6. Hasil Uji Diagnostik**

Jenis Uji	p-value	Keputusan
ARCH-LM	0,9309	Tidak ada efek ARCH
Ljung-Box	0,1180	Residual white noise
Kolmogorov-Smirnov	0,0000172	Residual tidak berdistribusi normal

Hasil ARCH-LM menunjukkan bahwa residual model tidak lagi mengandung efek ARCH. Uji Ljung-Box menghasilkan p-value lebih besar dari 0,05 sehingga residual bersifat white noise. Sementara itu, uji Kolmogorov-Smirnov menunjukkan residual belum mengikuti distribusi normal. Kondisi ini cukup umum terjadi pada data keuangan karena return aset sering memiliki karakteristik heavy tails. Secara keseluruhan, model GARCH yang diperoleh telah mampu mengatasi masalah heteroskedastisitas dan layak digunakan untuk peramalan.

### 10. Peramalan Volatilitas

Model GARCH terbaik digunakan untuk melakukan peramalan terhadap data testing sebanyak 290 periode.



**Gambar 5.** Hasil Forecasting Volatilitas Return Harga Emas Antam

Hasil peramalan menunjukkan bahwa volatilitas pada periode awal berada pada nilai sekitar 0,01767 dan secara bertahap meningkat hingga mendekati kondisi stabil jangka panjang. Hal ini menunjukkan bahwa model GARCH mampu menangkap dinamika perubahan volatilitas dan memberikan estimasi risiko investasi pada periode mendatang. Model yang diperoleh dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan investasi, terutama untuk memperkirakan tingkat risiko yang mungkin dihadapi investor emas Antam.

### 11. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat kesalahan hasil peramalan menggunakan ukuran Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE). Nilai RMSE dan MAE yang semakin kecil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang semakin baik.

**Tabel 7. Hasil Evaluasi Model**

Ukuran Evaluasi	Nilai
RMSE	0,03258798
MAE	0.0241362

Berdasarkan Tabel 7, diperoleh nilai RMSE sebesar 0,03258798 dan MAE sebesar 0,0241362. Nilai RMSE dan MAE yang relatif kecil menunjukkan bahwa model GARCH memiliki tingkat kesalahan (error) peramalan yang rendah. Dengan demikian, model yang diperoleh mampu memberikan hasil peramalan volatilitas harga emas Antam dengan cukup baik.

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian terhadap data return harga emas Antam harian periode Januari 2020 sampai Mei 2025, diperoleh bahwa data return telah memenuhi asumsi stasioneritas berdasarkan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan nilai p-value sebesar 0,01. Selain itu, hasil uji ARCH-LM menunjukkan adanya efek ARCH pada data return sehingga pemodelan volatilitas menggunakan metode GARCH dapat diterapkan.

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa model GARCH(1,2) memiliki nilai AIC terkecil sebesar -4,350011 sehingga menjadi model terbaik dalam memodelkan volatilitas return harga emas Antam. Namun, model GARCH(1,1) digunakan dalam proses peramalan karena memiliki struktur yang lebih sederhana, stabil, dan memenuhi pengujian diagnostik dengan baik. Hasil uji diagnostik menunjukkan bahwa residual model tidak lagi mengandung efek ARCH dan telah bersifat white noise.

Hasil evaluasi peramalan menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,03258798 dan MAE sebesar 0,0241362 yang menunjukkan tingkat kesalahan peramalan yang relatif rendah. Dengan demikian, model GARCH mampu memodelkan dan meramalkan volatilitas return harga emas Antam dengan cukup baik sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam mengukur risiko dan mendukung pengambilan keputusan investasi.

## Referensi

- Akbar, S., Saba, T., Bahaj, S. A., & Khan, A. R. (2023). Forecasting volatility in generalized autoregressive conditional heteroscedastic (GARCH) model with outliers. *Journal of Advances in Information Technology*, 14(2), 311–318. <https://doi.org/10.12720/jait.14.2.311-318>
- Amri, I. F., Astuti, S. A., Sulistiya, I., Suherdi, A., & Haris, M. A. (2024). Peramalan harga emas Antam menggunakan metode generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH). *UJMC (Unisda Journal of Mathematics and Computer Science)*, 10(1), 26–35. <https://doi.org/10.52166/ujmc.v10i1.4679>
- Afriani, R. (2025). Pengaruh fluktuasi kurs US Dollar dan harga emas terhadap penjualan MULIA Pegadaian periode tahun 2019–2023. *Jurnal Ekonomi Manajemen dan Akuntansi*, 4(3).
- Curta, F. (2025). *Appendix: Summaries of LM or LME models*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15871888>
- Fisher, A., Hodgdon, T., & Lewis, M. (2024). *Time-series forecasting methods: A review*. <https://doi.org/10.21079/11681/49450>
- Iqbal, F. (2013). Diagnostic checking for GARCH-type models. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 42(6), 934–953. <https://doi.org/10.1080/03610926.2011.588366>
- Kusumowati, D., & Claudia, D. (2026). Determinan volatilitas harga saham pada sektor food and beverage. *Jurnal Dinamika Ekonomi dan Bisnis*, 23(1).
- Levendis, J. (2023). ARCH, GARCH, and time-varying variance. In *Springer Texts in Business and Economics* (pp. 201–262). [https://doi.org/10.1007/978-3-031-37310-7\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-031-37310-7_9)
- Mestre, G., Portela, J., Rice, G., Muñoz San Roque, A., & Alonso, E. (2021). Functional time series model identification and diagnosis by means of auto- and partial autocorrelation analysis. *Computational Statistics & Data Analysis*, 155, 107108. <https://doi.org/10.1016/J.CSDA.2020.107108>
- Mushtaq, R. (2011). *Augmented Dickey Fuller test*. Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/SSRN.1911068>
- Niawati, I., & Andriani. (2025). Produk tabungan emas Pegadaian Syariah sebagai alternatif investasi halal. *Jurnal Ekonomi Syariah Pelita Bangsa*, 10(2).
- Patilea, V., & Raïssi, H. (2014). Testing second-order dynamics for autoregressive processes in presence of time-varying variance. *Journal of the American Statistical Association*, 109(507), 1099–1111. <https://doi.org/10.1080/01621459.2014.884504>
- Rafulta, E., & Yanuar, F. (2025). Pemodelan dan peramalan volatilitas memori panjang pada return saham ANTM: Studi komparatif model GARCH dan FIGARCH. *LATTICE Journal of Mathematics Education and Applied*, 5(1).