

PENERAPAN MODEL GARCH DALAM MENGEVALUASI RISIKO VOLATILITAS INVESTASI EMAS (XAU/USD) TAHUN 2019-2024

Raden Roro Endraswati Wardani Wisnu Murti^{1*}, Nuramaliyah²

^{1,2}Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Terbuka

*Penulis korespondensi: nuti.id21@gmail.com

ABSTRAK

Fluktuasi harga emas yang signifikan sejak 2019 hingga 2024 menjadikan investasi emas sebagai pilihan utama di tengah ketidakpastian ekonomi global. Tujuan penelitian ini untuk menganalisis volatilitas harga emas selama 6 tahun terakhir, mengetahui lonjakan tertinggi harga emas selama periode tersebut serta meramalkan harga emas Bulan Juni - Agustus tahun 2025 menggunakan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis dari bulan Januari 2019 hingga Desember 2024. Berdasarkan analisis yang dilakukan dengan model GARCH, diperoleh model terbaik adalah model GARCH (1,1) dengan nilai AIC dan SIC sebesar 22.37385 dan 22.44600. Hasil penelitian juga menunjukkan lonjakan tertinggi harga emas ada di 17 November 2024 dan hasil peramalan menunjukkan akan adanya kenaikan harga emas pada bulan Juni – Agustus 2025 secara signifikan berdasarkan akurasi peramalan yang mendekati nilai yang aktual dengan hasil nilai MAPE yang diperoleh sebesar 3.78%.

Kata Kunci: GARCH, Investasi emas, MAPE, Peramalan, Volatilitas

1 PENDAHULUAN

Investasi emas di tahun 2025 ini menjadi tren pembicaraan kalangan masyarakat luas. Mumpuni & Sitohang, (2017) meyakini bahwa berinvestasi emas sebagai safe haven. Hal ini dikarenakan emas memiliki nilai yang stabil untuk jangka waktu yang panjang. Pada penelitian Hasan & Rizaldi, (2021) disampaikan jika selama pandemi COVID-19 harga emas mengalami kenaikan sedangkan banyak investasi lain mengalami penurunan harga. Witjaksono et al., (2022) juga menyampaikan jika yang mempengaruhi naik dan turunnya harga pasar emas dunia adalah faktor-faktor yang berpengaruh pada jam perdagangan global. Menurut Handini & Astawinetu, (2020) investasi merupakan harapan sejumlah dana atau sumber daya lain, yang diharapkan di masa mendatang akan menghasilkan keuntungan. Oleh karena itu, emas kini menjadi salah satu bentuk investasi yang paling diminati, karena mampu menjawab harapan tersebut di tengah ketidakpastian ekonomi global.

Seperti diketahui volatilitas harga emas selama 6 tahun terakhir menjadi tantangan baru. Menurut Firmansyah (2006) dalam Narani & Rikumahu, (2019), volatilitas merupakan pergerakan naik dan turunnya (fluktuasi) harga dalam periode tertentu namun tidak mengukur tingkat harga, akan tetapi dilihat dari derajat variasinya dari satu periode ke periode berikutnya. Harga emas tidak bergerak secara linier dan stabil, melainkan mengalami fluktuasi tajam yang dipengaruhi oleh dinamika makroekonomi dan psikologi pasar. Abounoori & Zabol, (2020) mengungkapkan bahwa volatilitas harga emas tidak hanya dipicu oleh faktor fundamental, tetapi juga oleh ekspektasi pasar dan peristiwa tak terduga. Situasi ini menciptakan kebutuhan untuk memahami secara komprehensif perkembangan volatilitas harga emas dari tahun 2019 hingga 2024.

Selain menganalisa perkembangan volatilitas harga emas, diperlukan juga peramalan harga emas di tahun 2025 ini. Menurut (Budiman, 2025) peramalan atau forecasting merupakan cara

memprediksi kejadian di masa yang akan datang berdasarkan data masa lalu dan analisis tertentu. (Firdausia & Nasrudin, 2023) menyampaikan bahwa dalam memprediksi volatilitas dapat dilakukan dengan model ARCH dan model GARCH. Seperti yang dikatakan Amri et al., (2024) dalam jurnalnya, model GARCH merupakan model ARCH yang telah dikembangkan oleh Bollerslev pada tahun 1986, dengan pedoman jika model ARCH digunakan ketika model AR residual digunakan.

Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) menjadi salah satu pendekatan paling relevan dan populer dalam memodelkan dan meramalkan volatilitas aset keuangan. Banyak penelitian yang telah menerapkan model GARCH ini secara luas, bahkan dalam studi global seperti (Abounoori & Zabol, 2020). Di Indonesia, model GARCH telah digunakan untuk menganalisis fluktuasi harga emas (Amri, Astuti, et al., 2024; Beeg et al., 2024; hasan et al., 2017; Firdausia & Nasrudin, 2023; Hasan & Rizaldi, 2021; Narani & Rikumahu, 2019; Sulistiowati et al., 2021) lalu saham (Amri, Puspitasari, et al., 2024; Firdausia & Nasrudin, 2023; Sulistiowati et al., 2021), bitcoin (Narani & Rikumahu, 2019) bahkan komoditas pokok lain seperti sembilan bahan pokok (Larasati et al., 2017).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memberikan tambahan wawasan informasi terkait volatilitas harga emas di tahun 2019 hingga 2024, sehingga dapat dilihat juga lonjakan tertinggi harga emas selama 6 tahun terakhir. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk meramalkan harga emas di bulan Juni – Agustus 2025.

2 METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data time series yang diperoleh dari data sekunder. Menurut Mubarak, (2021) analisis data time series sifatnya dinamis, dikarenakan perubahan-perubahan yang disebabkan oleh perubahan waktu telah diperhitungkan sebelumnya.

2.1 Data dan Sumber Data

Data yang digunakan adalah data historis harga penutupan Emas Spot Dolar AS (XAU/USD) yang dikonversi kedalam rupiah Indonesia (USD/IDR). Data diambil dari Investing.com, (2025) dengan periode waktu per-minggu dari bulan Januari 2019 hingga Desember 2024 sehingga diperoleh sebanyak 313 data, dimana data harga emas menggunakan satuan 1 troy ounce yang artinya sama dengan 31,1034768 gram.

2.2 Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

Menurut Nurfajriyah et al., (2024) GARCH merupakan metode yang dapat diasumsikan sebagai nilai peramalan di masa depan dengan dipengaruhi kuadrat residual dan varian data berdasarkan periode sebelumnya. Untuk mengaplikasikan model GARCH pada penelitian dilakukan dengan langkah-langkah analisis sebagai berikut:

1. Uji Stasioneritas

Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah data sudah stasioner dalam rata-rata dan variansnya. Dalam uji stasioner dilakukan beberapa langkah berikut:

a. Plot Time Series

Untuk dapat dikatakan data stasioner, plot data time series harus konstan setiap waktu terhadap rata-rata dan varian.

b. Uji Unit Root

Uji ini dilakukan untuk memastikan kejelasan stasioner data. Untuk melakukan uji ini dapat dilakukan dengan 3 cara yang sering digunakan, yaitu:

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), menurut (Muzakki et al., 2022) uji ADF memiliki konsep apabila suatu data time series tidak stasioner pada saat orde nol, maka stasioneritas data tersebut dapat dicari melalui order berikutnya. Bentuk persamaan uji ADF adalah sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^n \beta_i \Delta Y_{t-1} + e_t \quad (1)$$

Uji Philips-Peron (PP), dalam Aktivani, (2020) disampaikan jika Phillips dan Peron (1988) mengembangkan generalisasi dari prosedur Dickey-Fuller bahwa istilah kesalahan berkorelasi dan tidak memiliki varian konstan. Bentuk persamaan uji PP adalah sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (2)$$

Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS) merupakan uji statistik yang digunakan untuk menguji kestasioneran data. Bentuk persamaan uji KPSS adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha'_0 + e'_t \quad (3)$$

c. Plot ACF dan PACF

Plot ACF dan PACF ini sangat membantu dalam mendeteksi (AR) dan (MA) yang mungkin stasioner. Jika data ditemukan belum stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi, namun apabila ditemukan data belum stasioner dalam rata-rata maka dilakukan differencing sampai ditemukan data sudah stasioner dalam rata-rata maupun varians.

2. Estimasi Parameter Model dan Pemilihan Model Terbaik

Untuk menghasilkan prediksi yang akurat diperlukan pemilihan model terbaik, model terbaik memiliki ciri khas tersendiri yang berfungsi untuk menentukan kriteria dalam menentukan model. Berikut beberapa model dari model deret waktu:

a. Model AR (p)

Makridakis et al., (1999) dalam Anbiya & Garini, (2022) mengungkapkan bahwa Model Autoregressive (AR) merupakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari time series tertentu. Bentuk persamaan AR dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (4)$$

b. Model MA (q)

Makridakis et al., (1999) dalam Anbiya & Garini, (2022) mengungkapkan bahwa Model Moving Average (MA) merupakan nilai time series pada waktu t yang dipengaruhi oleh unsur kesalahan pada saat ini dan unsur kesalahan terbobot pada masa lalu. Bentuk dari persamaan model MA sebagai berikut:

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (5)$$

c. Model ARMA (p,q)

Model Moving Average of Autoregressive Process (ARMA) merupakan bentuk gabungan dari model AR dan MA yang menggabungkan elemen-elemen keduanya. Bentuk persamaan ARMA sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (6)$$

d. Model ARIMA (p,d,q)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan gabungan dari model ARMA yang sudah stasioner. Bentuk persamaan dari ARIMA adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t \quad (7)$$

3. Identifikasi Adanya Efek ARCH/GARCH

Uji ini digunakan untuk menguji keberadaan efek ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) pada model tersebut. Pada uji ini dapat diketahui dengan cara, Ketika nilai probabilitas lebih besar dari 0.05, maka model tidak mengandung heteroskedastisitas sehingga model tidak dapat digunakan pada model ARCH dan GARCH. Sedangkan disaat nilai probabilitasnya lebih kecil dari 0.05, maka model dinyatakan mengandung heteroskedastisitas dan dapat digunakan pada model ARCH dan GARCH.

4. Model ARCH/GARCH

Menurut Abounoori & Zabol, (2020) dalam jurnalnya memaparkan bahwa model GARCH akan muncul jika asumsi heteroskedastisitas dari regresi linier dikesampingkan. Model GARCH merupakan model ARCH yang telah dikembangkan oleh Bollerslev pada tahun 1986, dengan pedoman jika model ARCH digunakan ketika model AR residual digunakan oleh Amri, Puspitasari, et al., (2024). Bentuk persamaan dari model ARCH dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 \quad (8)$$

Bentuk persamaan dari model GARCH dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_p \sigma_{t-p}^2 \quad (9)$$

dimana

σ_t^2 = Varians pada periode t

α_0 = Konstanta

$\alpha_1, \dots, \alpha_p$ = Parameter ARCH

e_{t-p}^2 = Residual pada periode t – 1, i = 1,2,..., p

σ_{t-p}^2 = Varians pada periode t – 1, i = 1,2,..., p

Dalam menentukan model terbaik dapat dilihat dari hasil uji AIC dan SIC terkecil yang didapatkan model peramalan.

5. Uji ARCH-LM

Untuk memastikan tidak ada lagi heteroskedastisitas dalam model terbaik yang terpilih, maka dilakukan uji heteroskedastisitas kembali pada model ARCH dan GARCH yang terpilih.

6. Peramalan dan mengidentifikasi kesalahan peramalan menggunakan MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Peramalan data historis harga emas dilakukan pada bulan Juni, Juli dan Agustus 2025. Menurut Anbiya & Garini, (2022) dengan peramalan pada jangka yang pendek akan menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan pada peramalan jangka panjang. Dalam peramalan perlu dilakukan identifikasi kesalahan peramalan untuk mengukur keakurasian peramalan yang dilakukan. Identifikasi peramalan akan dilakukan menggunakan MAPE. MAPE (Mean Absolute Percentage Error) adalah metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi peramalan, yang diungkapkan dalam bentuk persentase oleh Hutasuht et al., (2014) & Ping et al., (2013) dalam (Amri, Puspitasari, et al., 2024). Bentuk persamaan MAPE dinyatakan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \quad (10)$$

dimana

X_t = Data actual pada periode t

F_t = Nilai prediksi pada periode t

Nilai MAPE dapat dibagi menjadi beberapa kriteria sebagai berikut:

Tabel 1. Kriteria MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Sangat baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
> 50%	Buruk

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

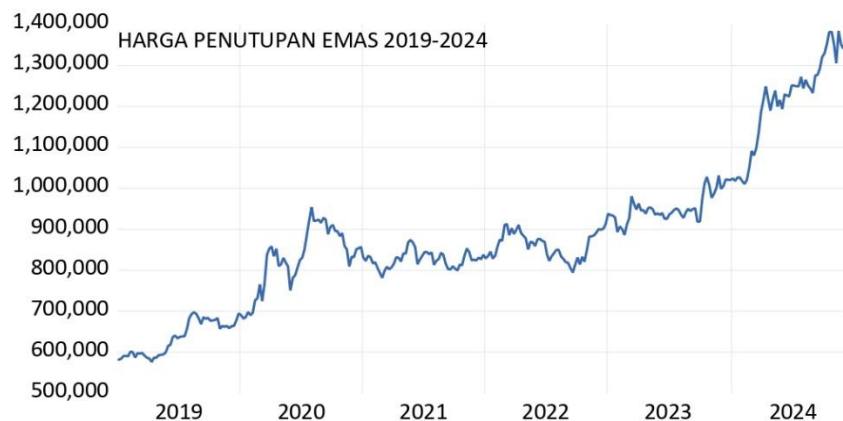
3.1 Statistika Deskriptif

Berdasarkan data yang diperoleh dari <https://investing.com> maka akan disajikan statistik deskriptif yang bertujuan untuk memberikan gambaran karakteristik dari variabel penelitian. Gambaran karakteristik tersebut diantaranya berisi nilai rata-rata, nilai minimum, dan nilai maksimum serta simpangan baku atau standar deviasi. Selama periode waktu 2019 hingga 2024 diambil data setiap minggu, diperoleh sebanyak 313 data. Dalam periode tersebut rata-rata harga emas sebesar Rp.888.265,31. Dengan harga emas terendah pada 14 April 2019 sebesar Rp.575.535 dan lonjakan harga emas tertinggi pada 17 November 2024 sebesar Rp.1.384.030. Standar deviasi yang diperoleh dari data tersebut adalah 188.334,57 nilai ini menunjukkan jika standar deviasi bernilai lebih kecil dari rata-rata harga emasnya, hal ini mencerminkan bahwa data harga emas mingguan tersebut bervolatilitas relatif rendah atau fluktuasinya tidak ekstrem.

3.2 Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

3.2.1 Uji Kestasioneran

Uji kestasioneran yang pertama dilakukan Adalah melihat plot time series seperti yang disajikan pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Plot Time Series Harga Penutupan Emas (Investing.com, 2025)

Pada data time series tersebut juga menghasilkan output uji Augmented Dickey-Fuller yang ditunjukkan pada Gambar 2 berikut.

		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		0.288294	0.9774	
Test critical values:	1% level	-3.451146		
	5% level	-2.870591		
	10% level	-2.571663		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(EMAS)				
Method: Least Squares				
Date: 05/28/25 Time: 05:27				
Sample (adjusted): 1/13/2019 12/29/2024				
Included observations: 312 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
EMAS(-1)	0.001622	0.005625	0.288294	0.7733
C	1100.858	5096.840	0.215988	0.8291
R-squared	0.000268	Mean dependent var		2538.843
Adjusted R-squared	-0.002957	S.D. dependent var		18485.14
S.E. of regression	18512.45	Akaike info criterion		22.49666
Sum squared resid	1.06E+11	Schwarz criterion		22.52066
Log likelihood	-3507.480	Hannan-Quinn criter.		22.50625
F-statistic	0.083113	Durbin-Watson stat		2.023694
Prob(F-statistic)	0.773315			

Gambar 2. Uji Augmented Dickey-Fuller

Gambar 2 menunjukkan hasil Uji Augmented Dickey-Fuller data belum stasioner, karena nilai ADF test prob lebih besar dari 5%, maka dilakukan kembali uji ADF dengan tingkat first difference. Hasil uji Augmented Dickey-Fuller pada tingkat first difference ditujunkukkan pada Gambar 3 berikut.

		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-17.75396	0.0000	
Test critical values:	1% level	-3.451214		
	5% level	-2.870621		
	10% level	-2.571679		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(EMAS,2)				
Method: Least Squares				
Date: 05/27/25 Time: 20:51				
Sample (adjusted): 1/20/2019 12/29/2024				
Included observations: 311 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(EMAS(-1))	-1.010000	0.056889	-17.75396	0.0000
C	2564.335	1061.313	2.416191	0.0163
R-squared	0.504969	Mean dependent var		11.86047
Adjusted R-squared	0.503367	S.D. dependent var		26313.83
S.E. of regression	18543.94	Akaike info criterion		22.50008
Sum squared resid	1.06E+11	Schwarz criterion		22.52413
Log likelihood	-3496.763	Hannan-Quinn criter.		22.50970
F-statistic	315.2032	Durbin-Watson stat		2.000440
Prob(F-statistic)	0.000000			

Gambar 3. Uji Augmented Dickey-Fuller first difference

Gambar 3 menunjukkan hasil uji Augmented Dickey-Fuller dengan data yang telah dilakukan differencing satu kali, diperoleh probabilitas sebesar $0.0000 < 0.05$. Artinya setelah dilakukan satu kali differencing pada data, data menjadi stasioner pada tingkat lag 1. Kemudian untuk melihat plot ACF dan PACF disajikan pada Gambar 4 berikut.

Date: 05/28/25 Time: 05:32		Sample (adjusted): 1/13/2019 12/29/2024		Included observations: 312 after adjustments	
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	1	-0.010	-0.010	0.0315	0.859
2	1	-0.035	-0.035	0.4151	0.813
3	1	-0.029	-0.030	0.6885	0.876
4	1	-0.024	-0.026	0.8785	0.928
5	1	0.072	0.069	2.5150	0.774
6	1	0.005	0.004	2.5246	0.866
7	1	0.019	0.023	2.6423	0.916
8	1	-0.086	-0.082	5.0242	0.755
9	1	-0.080	-0.078	7.0998	0.627
10	1	0.016	0.005	7.1816	0.708

Gambar 4. Plot ACF dan PACF

Gambar 4 menunjukkan hasil plot ACF dan PACF tersebut terlihat bahwa tidak ada korelasi yang signifikan dalam data.

3.2.2 Estimasi Parameter Model dan Pemilihan Model Terbaik

Dengan diketahui nilai dari masing-masing unsur pembentuk model ARIMA, pada model ARIMA ini dapat terbentuk sebanyak 3 model yaitu, ARIMA (0,1,1), ARIMA, (1,1,0) dan ARIMA (1,1,1). Untuk menentukan model yang terbaik dapat dilihat dari nilai AIC dan SIC yang paling kecil, maka hasil peramalannya akan semakin akurat.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2534.688	972.0169	2.607659	0.0096
AR(1)	0.850229	0.286122	2.971557	0.0032
MA(1)	-0.872636	0.271526	-3.213815	0.0014
SIGMASQ	3.40E+08	20406459	16.66024	0.0000
R-squared	0.001846	Mean dependent var	2538.843	
Adjusted R-squared	-0.007877	S.D. dependent var	18485.14	
S.E. of regression	18557.80	Akaike info criterion	22.50793	
Sum squared resid	1.06E+11	Schwarz criterion	22.55592	
Log likelihood	-3507.237	Hannan-Quinn criter.	22.52711	
F-statistic	0.189831	Durbin-Watson stat	1.978811	
Prob(F-statistic)	0.903290			
Inverted AR Roots	.85			
Inverted MA Roots	.87			

Gambar 5. Model ARIMA (1,1,1)

Gambar 5 menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) menjadi yang terbaik karena nilai variabelnya paling signifikan dengan dibawah 5% dan memiliki nilai AIC paling kecil yaitu 22.50793 serta nilai SIC paling kecil yaitu 22.55592.

3.2.3 Identifikasi Adanya Efek ARCH/GARCH

Mengidentifikasi adanya efek ARCH dilakukan dengan uji diagnostik residual heteroskedastisitas, identifikasi ini bertujuan untuk membuktikan bahwa model tersebut apakah layak dilanjutkan ke pembentukan model ARCH dan GARCH. Berikut hasil output uji heteroskedastisitas pada model ARIMA (1,1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	22.49281	Prob. F(1,309)	0.0000	
Obs*R-squared	21.10231	Prob. Chi-Square(1)	0.0000	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 05/28/25 Time: 06:14				
Sample (adjusted): 1/20/2019 12/29/2024				
Included observations: 311 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.52E+08	40289569	6.260730	0.0000
RESID^2(-1)	0.260476	0.054922	4.742658	0.0000
R-squared	0.067853	Mean dependent var	3.41E+08	
Adjusted R-squared	0.064836	S.D. dependent var	6.51E+08	
S.E. of regression	6.29E+08	Akaike info criterion	43.36380	
Sum squared resid	1.22E+20	Schwarz criterion	43.38785	
Log likelihood	-6741.072	Hannan-Quinn criter.	43.37342	
F-statistic	22.49281	Durbin-Watson stat	2.040314	
Prob(F-statistic)	0.000003			

Gambar 6. Output Uji Heteroskedastisitas pada Model ARIMA (1,1,1)

Gambar 6 menunjukkan hasil uji heteroskedastisitas pada model ARIMA (1,1,1) diperoleh hasil nilai probabilitasnya sebesar $0.0000 < 0.05$, maka terdapat heteroskedastisitas dalam model tersebut. Dengan begitu model ini dapat dilanjutkan untuk ke pemodelan ARCH dan GARCH.

3.2.4 Model ARCH/GARCH

Dalam mengidentifikasi pemodelan ARCH dan GARCH, akan dicoba membentuk variasi model GARCH (1,0), dan GARCH (1,1). Untuk menentukan model terbaik GARCH dapat dilihat dari hasil uji AIC dan SIC yang paling kecil. Hasil output identifikasi model terbaik pada Gambar 7 dan Gambar 8 berikut.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1702.184	798.2324	2.132441	0.0330
AR(1)	0.783734	0.193048	4.059787	0.0000
MA(1)	-0.837838	0.162993	-5.140337	0.0000
Variance Equation				
C	2.21E+08	19576253	11.30633	0.0000
RESID(-1)^2	0.369409	0.096536	3.826658	0.0001
R-squared	-0.004367	Mean dependent var	2539.064	
Adjusted R-squared	-0.010889	S.D. dependent var	18514.93	
S.E. of regression	18615.46	Akaike info criterion	22.41560	
Sum squared resid	1.07E+11	Schwarz criterion	22.47572	
Log likelihood	-3480.626	Hannan-Quinn criter.	22.43963	
Durbin-Watson stat	1.905388			
Inverted AR Roots	.78			
Inverted MA Roots	.84			

Gambar 7. Hasil Output Model GARCH (1,0)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1563.488	950.1487	1.645519	0.0999
AR(1)	-0.682928	0.851777	-0.801768	0.4227
MA(1)	0.710448	0.823953	0.862244	0.3886
Variance Equation				
C	22769897	9259926.	2.458972	0.0139
RESID(-1)^2	0.164972	0.042171	3.911988	0.0001
GARCH(-1)	0.779314	0.053974	14.43878	0.0000
R-squared	-0.002578	Mean dependent var	2539.064	
Adjusted R-squared	-0.009088	S.D. dependent var	18514.93	
S.E. of regression	18598.87	Akaike info criterion	22.37385	
Sum squared resid	1.07E+11	Schwarz criterion	22.44600	
Log likelihood	-3473.133	Hannan-Quinn criter.	22.40269	
Durbin-Watson stat	2.067210			
Inverted AR Roots	-.68			
Inverted MA Roots	-.71			

Gambar 8. Hasil Output Model GARCH (1,1)

Gambar 7 dan 8 menunjukkan hasil jika model GARCH(1,1) menjadi model terbaik, dikarenakan mendapatkan nilai AIC dan SIC paling kecil yaitu 22.37385 dan 22.44600.

3.2.5 Uji ARCH-LM

Dalam memastikan tidak terdapat heteroskedastisitas pada model yang terbaik, dilakukan uji ARCH Lagrangian Multiplier (LM). Berikut hasil uji heteroskedastisitas menggunakan uji ARCH-LM pada model GARCH (1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.072063	Prob. F(1,308)	0.7885	
Obs*R-squared	0.072514	Prob. Chi-Square(1)	0.7877	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 05/28/25 Time: 06:51				
Sample (adjusted): 1/27/2019 12/29/2024				
Included observations: 310 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.984049	0.110030	8.943476	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	0.015298	0.056988	0.268446	0.7885
R-squared 0.000234 Mean dependent var 0.999349				
Adjusted R-squared -0.003012 S.D. dependent var 1.654594				
S.E. of regression 1.657084 Akaike info criterion 3.854427				
Sum squared resid 845.7455 Schwarz criterion 3.878533				
Log likelihood -595.4361 Hannan-Quinn criter. 3.864063				
F-statistic 0.072063 Durbin-Watson stat 2.001867				
Prob(F-statistic) 0.788536				

Gambar 9. Output Uji ARCH-LM pada Model GARCH (1,1)

Gambar 9 menunjukkan hasil output uji ARCH-LM didapatkan nilai probabilitas sebesar $0.7885 > 0.05$. Sehingga dalam model GARCH (1,1) tidak terdapat heteroskedastisitas, maka dapat dilanjutkan untuk proses peramalan.

3.3 Peramalan dan mengidentifikasi kesalahan peramalan menggunakan MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Untuk memperoleh hasil peramalan harga emas pada bulan Juni - Agustus 2025 lebih akurat, maka dilakukan perbandingan harga emas dari hasil peramalan dan harga emas aktual menurut

<https://investing.com>. Berikut perbandingan harga emas aktual dan harga emas hasil peramalan selama 4 Minggu di bulan Januari 2025:

Tabel 2. Hasil Perbandingan Peramalan Model GARCH (1,1) dan Data Aktual

Periode	Forecast	Data Historis Terbaru	Selisih	Selisih dalam persentase (%)
5 Januari 2025	1.375.230	1.399.143	23.913	1.7%
12 Januari 2025	1.376.538	1.420.978	44.440	3.12%
19 Januari 2025	1.378.276	1.440.737	62.460	4.33%
26 Januari 2025	1.379.720	1.467.434	87.713	5.97%

Berdasarkan perbandingan harga emas hasil peramalan dan harga emas asli sesuai data historis terbaru menunjukkan selisih yang tidak terlalu besar. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan model GARCH (1,1) masih cukup baik untuk digunakan peramalan pada harga emas pada bulan Juni - Agustus 2025.

Untuk mengidentifikasi kesalahan peramalan, peneliti akan menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Nilai MAPE yang didapat sebesar 3.78%, yang artinya hasil peramalan mendekati nilai aktual dengan kriteria MAPE sangat baik karena kurang dari 10%. Setelah mendapatkan keakurasian hasil peramalan maka dapat dilakukan peramalan bulan Juni - Agustus 2025. Berikut hasil peramalan tiap minggu pada bulan Juni - Agustus 2025:

Tabel 3. Hasil Peramalan Harga Emas periode Juni - Agustus 2025

Periode	Forecast
1 Juni 2025	1.407.911
8 Juni 2025	1.409.474
15 Juni 2025	1.411.038
22 Juni 2025	1.412.601
29 Juni 2025	1.414.165
6 Juli 2025	1.415.728
13 Juli 2025	1.417.292
20 Juli 2025	1.418.855
27 Juli 2025	1.420.419
3 Agustus 2025	1.421.982
10 Agustus 2025	1.423.546
17 Agustus 2025	1.425.109
24 Agustus 2025	1.426.673

Tabel 3 tersebut menunjukan hasil peramalan pada bulan Juni – Agustus 2025 yang akan mengalami kenaikan harga mulai dari 1 Juni 2025 sampai 24 Agustus 2025.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang ada, analisis menggunakan model GARCH menghasilkan GARCH (1,1) sebagai model terbaik dalam memprediksi data historis harga emas dengan diperkuat oleh nilai AIC dan SIC paling kecil yaitu 22.37385 dan 22.44600 dan nilai MAPE kurang dari 10% yaitu sebesar 3.78%. Penelitian juga menghasilkan jika lonjakan tertinggi harga emas dengan rentang waktu 2019 hingga 2024 ada pada 17 November 2024. Hasil peramalan pada bulan Juni - Agustus 2025 menunjukkan harga emas akan mengalami kenaikan yang signifikan. Dengan

begitu, dapat disimpulkan jika model GARCH (1,1) sudah tepat untuk meramalkan harga emas dimasa mendatang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini, baik berupa pendanaan, fasilitas, data, maupun saran yang berharga, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik dan menghasilkan temuan yang bermanfaat.

REFERENSI

- Abounoori, E., & Zabol, M. A. (2020). Modeling Gold Volatility: Realized GARCH Approach. *Iranian Economic Review*, 24(1), 299–311.
- Aktivani, S. (2020). Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. 20(2), 83–90.
- Amri, I. F., Astuti, S. A., Sulistiya, I., Suherdi, A., & Al-Haris, M. (2024). Peramalan Harga Emas Antam Menggunakan Metode Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH). *Jurnal UJMC*, 10(1), 26–35.
- Amri, I. F., Puspitasari, L., Priambodo, D., Azzahrani, R. D., & Al Haris, M. (2024). Estimasi Risiko Pada Saham PT. Gojek Tokopedia Tbk dan Expected Shortfall Menggunakan ARIMA-GARCH Model. *JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS*, 5(2), 36–41. <https://doi.org/10.34312/jjps.v5i1.22552>
- Anbiya, W., & Garini, F. C. (2022). Application of GARCH Forecasting Method in Predicting The Number of Rail Passengers (Thousands of People) in Jabodetabek Region. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 18(2), 198–223. <https://doi.org/10.20956/j.v18i2.18382>
- Beeg, F. A., Paendong, M. S., & Mananohas, M. L. (2024). Penerapan Model Arima-Garch Untuk Peramalan Harga Emas Dunia. *D'Cartesian: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 13(2), 73–79. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>
- Budiman, J. (2025). *EKONOMETRIKA DASAR*. CV. EUREKA MEDIA AKSARA.
- Faustina, R. S., Agoestanto, A., & Hendikawati, P. (2017). Model Hybrid ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(1), 11–24. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Firdausia, F. A., & Nasrudin. (2023). Pemodelan EGARCH Return Saham, Emas, dan Cryptocurrency Studi Empiris Puncak Pandemi Covid-19 di Indonesia. 1, 503–514.
- Handini, S., & Astawinetu, E. D. (2020). *TEORI PORTOFOLIO DAN PASAR MODAL INDONESIA*. SCOPINDO Media Pustaka.
- Hasan, A., & Rizaldi, A. R. (2021). Analisis Perbandingan Volatilitas Harga emas Sebelum Dan Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Model GARCH. *YUME : Journal of Management*, 4(3), 95–104. <https://doi.org/10.37531/yume.vxix.234>
- Investing.com. (2025). Data Historis XAU/USD-Emas Spot Dolar AS. <https://id.investing.com/currencies/xau-usd-historical-data>
- Larasati, E. N., Hendikawati, P., & Zaenuri. (2017). ANALISIS VOLATILITY FORECASTING SEMBILAN BAHAN POKOK MENGGUNAKAN METODE GARCH DENGAN PROGRAM R. *UNNES Journal of Mathematics*, 5(1), 90–99.

- Mubarak, R. (2021). PENGANTAR EKONOMETRIKA (1st ed.). Duta Media Publishing.
- Mumpuni, M., & Sitohang, S. E. H. (2017). PANDUAN BERINVESTASI EMAS UNTUK PEMULA. Solusi Finansialku Indonesia. www.Finansialku.com
- Muzakki, A. F., Aditama, D., & Anugrah, I. G. (2022). PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE UNTUK MEMPREDIKSI PENGGUNAAN BARANG MEDIS PADA LOGISTIK MEDIS RUMAH SAKIT MUHAMMADIYAH GRESIK. INDEXIA: Informatic and Computational Intelligent Journal, 4(1), 1–16.
- Narani, R., & Rikumahu, B. (2019). ANALISIS VOLATILITY SPILLOVER HARGA EMAS DAN HARGA BITCOIN TAHUN 2013-2018. E-Proceeding of Management, 6(2), 2220–2227.
- Nurfajriyah, R. S., Harjadi, D., & Adzimatunur, F. (2024). ANALISIS PERBANDINGAN METODE ARCH DAN GARCH DALAM PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM (Studi pada Indeks Harga Saham Sub Sektor Teknologi Periode 2021-2023). JIMEB, 1(2), 148.
- Sulistiowati, D., Syahrul, M. S., & Rianjaya, I. D. (2021). Analisis Risiko Harga Jual Emas dan Investasi Saham Antam Menggunakan Expected Shortfall Pada Masa Pandemi Covid-19. Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi, 17(3), 428–437. <https://doi.org/10.20956/j.v17i3.12779>
- Witjaksono, B., Gunawan, I., Damayanti, M. M., Harto, P. P., Wibowo, H., Suprpto, E., Maknun, N. A. H., & Sutrisno, J. (2022). Investasi Emas BPKH. BADAN PENGELOLA KEUANGAN HAJI. www.bpkh.go.id