

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Emas merupakan komoditas yang sangat berharga dan salah satu logam mulia yang telah diakui selama berabad-abad serta menjadi pilihan utama investasi masyarakat. Harga emas termasuk salah satu indikator ekonomi dan keuangan yang paling penting di dunia. Emas tidak hanya digunakan sebagai investasi, tetapi juga berperan penting dalam stabilitas keuangan global dan digunakan dalam berbagai sektor industri. Fluktuasi harga emas dunia memiliki dampak signifikan pada pasar global, termasuk mata uang, ekuitas, dan komoditas lainnya. Oleh karena itu, peramalan harga emas yang akurat dan andal menjadi kunci dalam pengambilan keputusan yang tepat di berbagai sektor ekonomi (Beeg dkk., 2024)

Peramalan merupakan suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa mendatang berdasarkan nilai masa lalu. Sepanjang sejarah, emas telah dikenal sebagai mata uang yang dapat diperdagangkan setiap saat dan dalam kondisi apapun (Parisi dkk., 2008). Selama beberapa tahun terakhir, semakin banyak investor yang tertarik berinvestasi pada komoditas ini. Fenomena ini disebabkan oleh ketidakstabilan nilai mata uang resmi dan tren nilai emas yang meningkat (Hussein dkk., 2011). Rencana atau proyeksi harga emas sebagai dasar pengambilan keputusan dalam berinvestasi dilakukan dengan memperhatikan data historis harga emas. Jika prediksi berubah secara drastis menjadi lebih tinggi, maka harga emas akan melonjak. Suatu perencanaan atau peramalan yang tepat akan mempengaruhi keberhasilan jangka panjang investasi emas (Fautisna dkk., 2017).

Peramalan harga emas menjadi sangat penting bagi pasar agar pembeli dan penjual bisa memprediksi keuntungan dan menilai kestabilan pasar. Peramalan harga emas memerlukan metode yang akurat agar hasilnya dapat digunakan sebagai acuan pasar, salah satunya melalui pendekatan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang pertama kali diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins (Farosanti dkk., 2022). Jika dalam data runtun waktu diduga terdapat pengaruh dari variabel lain, maka model ARIMA dimodifikasi dengan menambahkan variabel lain atau yang sering disebut dengan variabel eksogen. Pemodelan ARIMA dengan variabel eksogen dikenal dengan metode ARIMAX atau *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogeneous Variable* (Arianti dkk., 2022).

Hasil dari pemodelan ARIMA atau ARIMAX pada data ekonomi sering kali menghasilkan residual dengan varians yang tidak konstan (heterogen). Untuk mengatasi data heterogen digunakan metode ARCH (*Autoregressive Conditional*

yang pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) yang menjawab persoalan adanya volatilitas pada data keuangan. Ini dikembangkan menjadi GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) oleh Bollerslev pada tahun 1986 (Fautisna dkk., 2017). Model ini menggunakan varians masa lalu dan peramalan varians masa depan untuk memprediksi varians di masa depan. Model ini terbukti memberikan



peramalan yang akurat terhadap varians dan kovarians dalam pengembalian aset. Dengan kata lain, GARCH mampu memodelkan varians kondisional yang berubah seiring waktu.

Dalam penelitian ini digunakan pendekatan *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih akurat dan komprehensif. Pendekatan *hybrid* ini menggabungkan keunggulan model ARIMAX dalam menangkap pola linier dan efek dari variabel eksogen, serta kemampuan model GARCH dalam memodelkan volatilitas yang bersifat heteroskedatik.

Tipe GARCH simetris meliputi GARCH, IGARCH, dan GARCH-M, di mana ketiganya dapat menangkap dinamika volatilitas secara efektif tanpa memperhitungkan efek asimetris dari kejutan pasar negatif atau positif. Pemilihan model-model ini didasarkan pada sifat data harga emas yang berfluktuasi, tetapi tidak menunjukkan indikasi kuat adanya efek asimetris seperti pada saham atau pasar derivatif. Sebagaimana diidentifikasi dalam literatur, harga emas tidak mudah dimodelkan menggunakan metode umum. Harga emas telah dilaporkan mengalami fluktuasi besar sejak tahun 1968 (Yean Ping, 2013).

Adapun penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Yaziz dkk., 2019) tentang Pemodelan ARIMA dan Tipe GARCH Simetris dalam Peramalan Harga Emas Malaysia yang berhasil menguji kinerja peramalan dari ARIMA dan Tipe GARCH Simetris (GARCH standar, IGARCH, dan GARCH-M) dengan tiga jenis inovasi yaitu Gaussian, t , dan distribusi *error* yang digeneralisasi untuk memodelkan harga emas, dimana hasil empiris menunjukkan bahwa ARIMA (0,1,0)-GARCH(1,1) standar dengan menggunakan inovasi t merupakan model yang lebih disukai dari ARIMA dan Tipe GARCH Simetris dalam meramalkan harga emas harian Malaysia. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh (Amelia dkk., 2021) tentang Model ARIMAX untuk Peramalan Curah Hujan di Pangkalpinang, Indonesia menunjukkan bahwa nilai ARIMAX masih lebih baik dibandingkan dengan ARIMA berdasarkan nilai AIC yang diperoleh. Namun, nilai prediksi dengan menggunakan ARIMAX perlu ditingkatkan lagi untuk memperhitungkan data curah hujan musiman. Adapun penelitian lain yang dilakukan oleh (Xiang, 2022) dalam Penggunaan Model ARIMA-GARCH untuk Menganalisis Hukum Fluktuasi Harga Minyak Internasional menunjukkan bahwa model kombinasi ARIMA (1,1,0) - GARCH (1,1) lebih sesuai untuk peramalan harga minyak internasional jangka pendek dengan akurasi yang lebih tinggi dimana MAPE peramalan berkurang dari 1,549% menjadi 0,045% dan RMSE peramalan berkurang dari 1,032 menjadi 0,071.

Berdasarkan uraian sebelumnya, maka penelitian ini akan mengkaji tentang pendekatan *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris untuk peramalan harga emas



ARIMAX yang akan digunakan untuk memodelkan tren harga dan untuk menangani volatilitas.

Uraian

adalah berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan:

parameter *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris?

2. Bagaimana hasil akurasi peramalan data harga emas global dari model terbaik *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH simetris?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada peramalan harga emas global menggunakan pendekatan *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH simetris dengan data bulanan dari Januari 2004 sampai Desember 2024. Variabel eksogen dalam model ARIMAX dibatasi pada data indeks harga konsumen. Model GARCH yang digunakan hanya mencakup model simetris yaitu, GARCH standar, IGARCH, dan GARCH-M tanpa mempertimbangkan model asimetris. Untuk menentukan model terbaik yang akan digunakan dalam peramalan dihitung nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) dengan analisis dilakukan di R Studio.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh estimasi parameter pada model ARIMAX-Tipe GARCH Simetris
2. Memperoleh hasil akurasi peramalan data harga emas global menggunakan model terbaik dari metode *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan bukti empiris mengenai efektivitas penggabungan model ARIMAX dan GARCH simetris dalam meningkatkan akurasi prediksi harga emas.
2. Memberikan informasi yang lebih akurat dalam meramalkan harga emas sehingga dapat membantu pengambilan keputusan investasi yang lebih tepat.
3. Dapat menjadi dasar atau referensi bagi penelitian lanjutan dalam bidang pemodelan keuangan dan peramalan harga komoditas.

1.6 Teori

Sub-bab teori ini membahas mengenai beberapa teori yang digunakan untuk membahas pokok pembahasan terkait metode ARIMAX dan GARCH simetris

1.6.1 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu, deret waktu (Hudzaifah & Rismayadi, 2021). Menurut (Aswi & J (time series) merupakan serangkaian data pengamatan yang indeks waktu secara berurutan dengan interval yang tetap.

Pembentukan model analisis deret waktu adalah dengan data dalam keadaan stasioner. Data deret waktu dikatakan stasioner jika tidak ada perubahan kecenderungan dalam rata-rata dan perubahan lain, deret waktu yang stasioner adalah relatif tidak terjadi



kenaikan ataupun penurunan nilai secara tajam pada data (fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan). Secara sederhana, konsep stasioner dapat diartikan suatu kondisi dimana nilai suatu data tidak jauh berbeda atau mungkin sama dengan data lainnya.

1.6.2 ARIMA

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang biasa disebut dengan metode Box-Jenkins merupakan metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970. Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah metode yang digunakan untuk peramalan jangka pendek. Penggunaan metode ARIMA dalam peramalan jangka pendek sangat tepat digunakan karena metode ARIMA memiliki ketepatan yang sangat akurat dan juga menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang akan diramal dengan nilai yang digunakan untuk peramalan. Sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya nilai peramalan akan cenderung konstan untuk periode yang cukup panjang (Salwa dkk., 2018).

Secara umum, ARIMA ini dituliskan dengan notasi ARIMA (p, d, q), dimana p menyatakan orde dari proses *autoregressive* (AR), d menyatakan pembedaan dari proses (*differencing*), dan q menyatakan orde dari proses *moving average* (MA). Adapun bentuk umumnya sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006):

Model non-musiman :

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

dimana,

- ϕ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke- p
- θ_q = koefisien parameter *moving average* ke- q
- B = operator *backshift*
- d = *differencing*
- ε_t = sisaan pada saat ke- t
- p = derajat *autoregressive*
- q = derajat *moving average*

Model musiman :

$$\phi_p(B^S)(1 - B^S)^D Z_t = \theta_q(B^S)\varepsilon_t \quad (2)$$

dimana,



musiman, *differencing* musiman dan MA musiman

$$- \phi_{22}B^{2S} - \dots - \phi_pB^{pS}$$

rencing musiman

$$- \theta_{22}B^{2S} - \dots - \theta_qB^{qS}$$

lisis model ARIMA Box-Jenkins sebagai berikut :

del

Dalam menganalisis data dengan ARIMA, sebelum melakukan analisis lanjutan terhadap data deret waktu. Langkah awalnya adalah menentukan model yang akan digunakan untuk peramalan. Proses identifikasi model dalam ARIMA dibagi menjadi dua tahap, yang pertama stasioner data dan selanjutnya identifikasi data dengan diagram *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

a. Stasioner

1) Stasioner dalam variansi

Suatu data deret berkala dapat diidentifikasi sebagai data stasioner dalam variansi apabila fluktuasi data tetap dari waktu ke waktu. Ciri-ciri data yang belum stasioner dalam variansi adalah jika nilai *Rounded Value* belum bernilai 1, bila kondisi stasioner dalam variansi tidak terpenuhi, Box dan Cox (1964) memperkenalkan transformasi pangkat (Aswi & Sukarna, 2006):

$$Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} \quad (3)$$

dimana λ disebut sebagai parameter transformasi. Beberapa penggunaan nilai λ serta kaitannya dengan transformasinya ditampilkan dalam Tabel sebagai berikut :

Tabel 1. Nilai-nilai λ dengan transformasinya

Nilai λ	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1
Transformasi	$\frac{1}{Z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$	$\ln Z_t$	$\sqrt{Z_t}$	Z_t

2) Stasioner dalam rata-rata

Suatu data deret waktu dikatakan stasioner dalam rata-rata apabila fluktuasi data berada disekitar nilai rata-rata yang konstan. Dalam memeriksa kestasioneran rata-rata dapat digunakan diagram deret waktu dimana jika diagram deret waktu berfluktuasi di sekitar garis yang sejajar sumbu waktu (t) maka dikatakan deret stasioner dalam rata-rata (Aswi & Sukarna, 2006):

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (4)$$



ation Function (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function*

correlation Function (ACF)

correlation Function (ACF) merupakan suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi (hubungan linear) antara amatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan

pengamatan pada waktu-waktu yang sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$), untuk suatu data deret waktu $Z_1, Z_2, \dots, Z_n$ maka nilai fungsi autokorelasi ($\hat{\rho}_k$) dirumuskan sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006):

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (5)$$

dengan,

Z_t = data pengamatan pada waktu ke t , $t = 1, 2, 3, \dots, n$

$\bar{Z}$ = rata-rata pengamatan

k = lag ke- k

2) Partial Autocorrelation Function (PACF)

Partial Autocorrelation Function (PACF) yang merupakan suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu yang sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$) maka nilai fungsi autokorelasi $\hat{\phi}_{kk}$ dirumuskan sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006):

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \rho_{k-j}} \quad (6)$$

Tabel 2. Bentuk ACF dan PACF dari model ARIMA(p, d, q) yang stationer

Model ARIMA	ACF	PACF
<i>Autoregressive (p)</i>	<i>Dies Down</i>	<i>Cut off after lag p</i>
<i>Moving Average (q)</i>	<i>Cut off after lag q</i>	<i>Dies Down</i>
Campuran AR dan MA (ARMA (p, q))	<i>Dies Down</i>	<i>Dies Down</i>

2. Penaksiran Parameter

Setelah didapat beberapa model ARIMA(p, d, q) dugaan, sehingga didapatkan besaran koefisien model. Secara umum, penaksiran parameter model ARIMA dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode seperti metode *moment*, metode *maximum likelihood*, metode *unconditional least squares*, metode *nonlinear estimation* (Aswi & Sukarna, 2006)



diagnostik

diagnostik dapat dibagi dalam dua bagian, yaitu uji parameter dan uji kesesuaian model (meliputi uji asumsi *white*

noise dan distribusi normal). Pengujian kesignifikanan parameter dengan uji t, pengujian tentang asumsi sisa (residual), pengujian *white noise* dengan uji Ljung Box, sedangkan pengujian sisa berdistribusi normal dengan uji Kolmogorov Smirnov (Aswi & Sukarna, 2006).

1. Uji Kesignifikanan Parameter

Secara umum, misalkan θ adalah suatu parameter pada model ARIMA Box-Jenkins dan $\hat{\theta}$ adalah nilai taksiran dari parameter tersebut, serta $SE(\hat{\theta})$ adalah standar error dari nilai taksiran $\hat{\theta}$ maka pengujian terhadap parameter model dapat dilakukan sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006)

- Hipotesis
 $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (parameter model tidak signifikan)
 $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (parameter model signifikan)
- Statistik uji

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

- Kriteria Keputusan
Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2}; df = n - n_p$, n_p = banyaknya parameter atau gunakan p_{value} , yaitu tolak H_0 jika $p_{value} < 0,05$.

2. Uji Kesesuaian Model

a. Uji sisa *white noise* (Ljung-Box)

- Hipotesis
 $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (sisa memenuhi syarat *white noise*)
 $H_1 : \text{Minimal ada satu } \rho_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, K$ (sisa tidak *white noise*)
- Statistik uji dengan menggunakan uji Ljung Box :

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

$$\text{dengan } \hat{\rho}_k^2 \text{ diperoleh dari } \hat{\rho}_k^2 = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (\hat{\alpha}_t - \bar{\alpha})}{\sum_{t=1}^n (\hat{\alpha} - \bar{\alpha})^2}$$

- Kriteria Keputusan
Tolak H_0 jika $Q^* > \chi_{\alpha, df=K-m}^2$ dengan K adalah lag dan m adalah jumlah parameter yang ditaksir dalam model atau gunakan p_{value} , yaitu tolak H_0 jika $p_{value} < 0,05$.



msi Distribusi Normal

umsi ini bertujuan untuk mengetahui apakah data telah
nuhi asumsi kenormalan atau belum. Salah satu cara yang
ditempuh untuk melakukan uji asumsi kenormalan adalah uji
gorov Smirnov dengan menggunakan pengambilan keputusan
ni berikut.

ipotesis

H_0 : data berdistribusi normal

H_1 : data tidak berdistribusi normal

- Statistik Uji

$$D = \sup |F_n(x) - F_0(x)|$$

- Kriteria Keputusan

Tolak H_0 jika $p_{value} < 0,05$

1.6.3 ARIMAX

Model ARIMAX adalah model ARIMA yang menggunakan variabel eksogen. Dalam metode ini, variabel dependen yang biasa dikenal dengan Z_t sering kali terpengaruh oleh variabel independen lainnya yaitu X_t pada waktu ke- t . Variabel X_t tersebut disebut sebagai variabel eksogen. Variabel eksogen adalah variabel independen yang nilainya tidak dipengaruhi oleh variabel lain didalam model. Metode ARIMA dengan penambahan variabel eksogen disebut dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous* (ARIMAX). Bentuk umum persamaan model ARIMAX(p, d, q) adalah sebagai berikut (Cools dkk., 2009 dalam Martha, 2020):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)\varepsilon_t + \sum_{k=1}^r \gamma_k X_{k,t} \quad (7)$$

dimana,

B = operator *backshift*

$X_{k,t}$ = variabel eksogen

γ_k = koefisien pengaruh variabel eksogen

$\phi_p(B)$ = komponen *autoregressive*

$\theta_q(B)$ = komponen *moving average*

1.6.4 Heteroskedastisitas

Suatu keadaan dikatakan heteroskedastisitas apabila suatu data memiliki variansi residual yang tidak konstan untuk setiap observasi atau dengan kata lain melanggar asumsi $Var(e_t) = \sigma_e^2$. Heteroskedastisitas disebabkan oleh volatilitas data yang tinggi, dimana adanya fluktuasi yang cukup tajam pada data di periode waktu tertentu namun stabil pada periode waktu yang lain.

Uji Lagrange-Multiplier (LM) merupakan pengujian untuk mengetahui masalah heteroskedastisitas dalam deret waktu yang dikembangkan oleh Engle. Misalkan $e_t = y_t - \mu_t$ adalah residual dari persamaan rata-rata. Deret residual kuadrat e_t^2



gecek heteroskedastisitas bersyarat, yang juga dikenal sebagai mengecek ada tidaknya efek ARCH, dapat dilakukan jika uji Lagrange-Multiplier(LM) yang diperkenalkan oleh Engle (Ganti dkk., 2022).

$H_0 : a_1 = a_2 = \dots = a_k$ (tidak ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke- k)

$H_1 : \exists a_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, k$ (ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke- k)

- Statistik Uji

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(N - 2m - 1)}$$

dengan m = derajat bebas, $SSR_0 = \sum_{m+1}^N (\varepsilon_t^2 - \bar{\omega})$, $SSR_1 = \sum_{m+1}^N (\hat{\varepsilon}_t^2)$, $\bar{\omega}$ = rata-rata sampel dari ε_t^2 , $\hat{\varepsilon}_t^2$ = residual kuadrat terkecil dan N = ukuran sampel

- Kriteria Uji

Tolak H_0 jika $p_{value} < \frac{\alpha}{2}$

1.6.5 Model ARCH

Model ARCH diperkenalkan pertama kali oleh Engle (1982) untuk memodelkan volatilitas (varian yang berubah dari waktu ke waktu) pada residual yang sering terjadi pada data-data keuangan. Model ini digunakan untuk menangkap efek heteroskedastisitas, yaitu kondisi ketika varian residual tidak konstan seiring waktu. Bentuk umum model ARCH(r) (Tsay, 2005) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_r \varepsilon_{t-r}^2 \quad (8)$$

dimana:

ε_t = nilai residual ke- t dari model

σ_t^2 = varian bersyarat dari ε_t

$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, r$, agar $\sigma_t^2 > 0$

Secara lengkap model ARCH dalam persamaan *conditional mean* dan ARMA(p, q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$W_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i Z_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (9)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

dimana,

W_t = variabel respons

Z_t = variabel

model mean

autoregressive

moving average



1.6.6 Model GARCH

Model ini dikemukakan oleh (Bollerslev, 1986) yang merupakan generalisasi dari model ARCH, yang dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Pada model GARCH, varian residual (σ_t^2) tidak hanya dipengaruhi oleh residual periode lalu (ε_{t-1}^2) tetapi juga varians residual periode lalu (σ_{t-1}^2).

Bentuk umum model GARCH (r,s) (Tsay, 2005)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (10)$$

dimana,

σ_t^2 = varian bersyarat dari residual pada waktu t

α_0 = konstanta atau intersep ($\alpha_0 > 0$)

α_i = koefisien untuk pengaruh kuadrat residual masa lalu

ε_{t-i}^2 = kuadrat dari residual masa lalu

β_j = koefisien dari varian bersyarat masa lalu

σ_{t-j}^2 = nilai varian bersyarat di periode sebelumnya

Dengan

$$a_t = \varepsilon_t \sigma_t$$

dimana a_t adalah residual aktual (akar dari σ_t^2), dan ε_t adalah proses *i.i.d* (*independent and identically distributed*) seringkali diasumsikan mengikuti distribusi normal standar $N(0,1)$.

Koefisien-koefisien dari model GARCH(r,s) bersifat $\alpha_0 > 0$; $\alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, p$; $\beta_j \geq 0$ untuk $j = 1, 2, \dots, q$ agar $\sigma_t^2 > 0$ dan $\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (\alpha_i + \beta_j) < 1$ agar model bersifat stasioner.

1.6.7 Model IGARCH

Model *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) digunakan ketika dalam model GARCH terdapat akar unit, yang mengindikasikan adanya ketidakstasioneran dalam varians. "*Integrated*" dimaksudkan bahwa mungkin terdapat proses integrasi dalam varians, mirip seperti dalam model ARIMA, yang mengakibatkan ketidakstabilan dalam jangka panjang. Oleh sebab itu IGARCH memiliki solusi stasioner untuk variansi yang tak hingga. Sehingga IGARCH dapat digunakan apabila pada data yang digunakan dalam penelitian mengalami masalah kestasioneran, yaitu jumlah koefisien GARCH sama

dan IGARCH menurut Engle dan Bollerslev (1993) :

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (11)$$



dimana

$$\sum_{i=1}^r \alpha_i + \sum_{j=1}^s \beta_j = 1, \quad \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$$

α_i adalah koefisien residual dan β_j adalah koefisien ragam residual yang bertindak seperti proses akar unit, sehingga akan tetap menjaga keutuhan model ragam bersyarat tersebut. Perbedaan utama antara IGARCH dan GARCH adalah dalam IGARCH konstanta α_0 dihilangkan dan jumlah koefisien ARCH dan GARCH sama dengan satu (Francq & Zakoian, 2019).

1.6.8 Model GARCH-M

Model GARCH-in-Mean, adalah pengembangan dari model GARCH yang dikemukakan oleh (Engle, 2006). Model ini digunakan ketika variansi (deviasi standar) dari residual dianggap memiliki pengaruh langsung terhadap nilai harapan (mean) dari suatu proses, seperti return keuangan. Model GARCH(r,s)-M dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Y_t | F_{t-1} \sim N(0, h_t), t = 1, 2, \dots, T \quad (12)$$

Nilai Y_t bersyarat pada informasi masa lalu F_{t-1} (yang mencakup semua nilai Y dan ε hingga waktu $t-1$) mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varian bersyarat $h_t = \sigma_t^2$. Dengan persamaan mean dan persamaan varian GARCH(r,s) berikut

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \alpha \sigma_t^2 + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dimana,

β_0 = konstanta atau intersep

$\beta_1 Y_{t-1}$ = efek lag dari Y sebelumnya

$\alpha \sigma_t^2$ = komponen in-mean, artinya variansi (volatilitas) σ_t^2 mempengaruhi nilai ekspektasi dari Y_t

ε_t = residual atau *error*

α_0 = konstanta varians

α_i = koefisien GARCH (efek varians masa lalu)

β_j = koefisien ARCH (efek kejutan masa lalu)



komponen ARMA (tidak ada $\beta_1 Y_{t-1}$), maka persamaan mean

$$Y_t = \beta_0 + \alpha \sigma_t^2 + \varepsilon_t \quad (13)$$

β_0 = konstanta
 $\alpha\sigma_t^2$ = komponen variansi dalam mean
 ε_t = error (*white noise*)

1.6.9 Hybrid ARIMAX-Tipe GARCH Simetris

Model *Hybrid ARIMAX-Tipe GARCH Simetris* merupakan penggabungan antara model *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (ARIMAX) dan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) tipe simetris. Model ini dirancang untuk menganalisis data deret waktu yang bersifat kompleks, khususnya dalam bidang ekonomi dan keuangan, di mana data tidak hanya menunjukkan pola tren dan pengaruh variabel eksternal, tetapi juga memperlihatkan volatilitas yang berubah-ubah dari waktu ke waktu.

Dalam model ini, komponen ARIMAX berfungsi untuk memodelkan struktur rata-rata (*mean equation*) dengan mempertimbangkan pengaruh waktu, pola musiman, serta variabel eksogen yang secara teoritis dapat memengaruhi variabel dependen. Dengan demikian, ARIMAX menangkap hubungan linier dan sistematis antara variabel utama dengan faktor eksternal yang relevan (Box dkk., 2016)

Sementara itu, komponen GARCH simetris digunakan untuk memodelkan varian bersyarat (*conditional variance*) dari residual model ARIMAX. GARCH mengasumsikan bahwa volatilitas pada periode saat ini tidak hanya dipengaruhi oleh kejutan (*shock*) pada periode sebelumnya, tetapi juga oleh variansi bersyarat pada periode sebelumnya (R. F. Engle, 1982); (Bollerslev, 1986).

Secara sistematis, model *Hybrid ARIMAX-tipe GARCH simetris* dapat ditulis sebagai berikut:

1) Hybrid ARIMAX-GARCH

Model ini menggabungkan ARIMAX dengan GARCH, dimana ARIMAX menangani pola tren dan hubungan dengan variabel eksternal, sementara GARCH menangani volatilitas yang berubah-ubah seiring waktu. Persamaan *hybrid ARIMAX-GARCH* sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 (1 - B)^d \phi_p(B) Z_t &= \theta_q(B) \varepsilon_t + \sum_{k=1}^r \gamma_k X_{k,t} \\
 \varepsilon_t &= e_t \sqrt{\sigma_t^2}, \quad e_t \sim N(0,1) \\
 \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2
 \end{aligned} \tag{14}$$



ARIMAX-IGARCH

adalah varian dari GARCH yang mengasumsikan bahwa efek memiliki dampak yang panjang. Kombinasi ARIMAX-IGARCH ketika volatilitas memiliki sifat persisten dan tidak kembali ke rata-rata. Persamaan *hybrid ARIMAX-IGARCH* sebagai berikut.

$$(1-B)^d \phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) \varepsilon_t + \sum_{k=1}^r \gamma_k X_{k,t}$$

$$\varepsilon_t = e_t \sqrt{\sigma_t^2}, e_t \sim N(0,1)$$
(15)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

$$\sum_{i=1}^r \alpha_i + \sum_{j=1}^s \beta_j = 1, \quad \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$$

3) Hybrid ARIMAX-GARCH-M

Model ini menggabungkan ARIMAX dengan GARCH yang berfokus pada rata-rata kondisi volatilitas. Ini berguna dalam peramalan harga saham atau aset keuangan yang memiliki pola volatilitas yang dapat diprediksi. Persamaan *hybrid* ARIMAX-GARCH-M sebagai berikut.

$$(1-B)^d \phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) \varepsilon_t + \sum_{k=1}^r \gamma_k X_{k,t} + \delta g(\sigma_t^2)$$

$$\varepsilon_t = e_t \sqrt{\sigma_t^2}, e_t \sim N(0,1)$$
(16)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

1.6.10 Pemilihan Model Terbaik

Setelah model memenuhi asumsi pada uji diagnostik, maka ada kemungkinan terdapat beberapa model yang sesuai. Dengan demikian, model yang terbaik dapat dipilih untuk digunakan dalam peramalan. Untuk menentukan model terbaik dapat dihitung nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC):

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k$$
(17)



berdistribusi normal dengan mean 0 dan varians σ^2 , fungsi :

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

$$= -2 \left(-\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{SSE}{2\sigma^2} \right) + 2k$$

$$= \left(n \ln(2\pi) + n \ln(\sigma^2) + \frac{SSE}{\sigma^2} \right) + 2k$$

Jika σ^2 digantikan oleh estimator $\frac{SSE}{n}$, maka bentuk *log-likelihood* bisa dituliskan ulang sehingga menghasilkan

$$\begin{aligned} &= \left(n \ln(2\pi) + n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + \frac{SSE}{\frac{SSE}{n}} \right) + 2k \\ &= \left(n \ln(2\pi) + n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + n \right) + 2k \end{aligned}$$

sehingga diperoleh

$$AIC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2k + n + n \ln(2\pi)$$

$$AIC = n \left[\ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + \ln(2\pi) + 1 \right] + 2k$$

dan disederhanakan menjadi

$$AIC = n \left[\ln\left(\frac{2\pi}{n} SSE\right) + 1 \right] + 2k$$

dimana,

L = *likelihood* (kemungkinan model menghasilkan data)

$\ln(L)$ = *log-likelihood* (yang digunakan dalam rumus AIC)

SSE = *Sum Square Error* (Jumlah Residual Kuadrat)

k = banyaknya parameter dalam model

n = banyaknya pengamatan

Semakin kecil nilai AIC yang diperoleh berarti semakin baik model yang digunakan (Aswi & Sukarna, 2006)

1.6.11 Ukuran Ketepatan Metode Peramalan

Pemodelan data deret waktu terdapat beberapa model yang sesuai semua kan, sisa memenuhi asumsi *white noise* serta berdistribusi na, 2006). Salah satu model terbaik yaitu model *Mean Absolute* : adalah rata-rata diferensiasi absolut antara nilai peramalan atakan sebagai presentase nilai aktual. MAPE dihitung sebagai absolut antara nilai yang diramal dan aktual, dinyatakan sebagai al (Putro dkk., 2018). Menurut (Chang dkk., 2007) nilai MAPE menggunakan rumus pada persamaan :



$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (18)$$

dimana,

Z_t = nilai aktual pada data t

F_t = nilai peramalan pada data t

n = jumlah periode data

Jumlah penggunaan MAPE pada evaluasi hasil prediksi dapat menghindari pengukuran akurasi terhadap besarnya nilai aktual dan nilai peramalan. Kriteria nilai MAPE ditunjukkan pada Tabel 3 berikut

Tabel 3. Kriteria Nilai MAPE

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

Sumber: (Chang dkk., 2007)

1.6.12 Emas

Emas adalah logam mulia yang telah digunakan sebagai alat tukar, penyimpan nilai, dan perhiasan sejak ribuan tahun lalu. Logam ini memiliki karakteristik fisik yang unik, seperti tahan karat karena tidak mudah teroksidasi dan memiliki ketahanan tinggi terhadap korosi, serta mudah dibentuk karena sifatnya yang lunak dan mudah ditempa menjadi berbagai bentuk, seperti perhiasan atau koin.

Untuk menghindari kerugian selama masa ketidakpastian, investor biasanya menggunakan aset *safe haven* seperti emas. *Safe haven* adalah tempat perlindungan atau keselamatan. Dalam pasar keuangan, *safe haven* didefinisikan sebagai aset yang berkolerasi negatif atau tidak berkolerasi dengan aset atau portofolio lain dalam periode tertentu pada saat krisis terjadi (Baur & Lucey, 2010). Menurut (Hood & Malik, 2013) instrumen keuangan dapat dianggap sebagai *safe haven* ketika instrumen tersebut berkolerasi negatif dan signifikan terhadap instrumen lain pada saat keadaan ekonomi mengalami resesi. Secara tradisional, emas dianggap sebagai tempat berlindung yang aman selama krisis berlangsung

1. Emas memiliki sifat *safe haven* yang kuat dibandingkan jenis lainnya. Menurut (Hood & Malik, 2013) emas memiliki nilai yang tinggi dan tidak terpengaruh oleh inflasi.



1.6.13 Indeks Harga Konsumen

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indikator ekonomi yang mengukur perubahan rata-rata harga dari sekumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam suatu periode tertentu. IHK digunakan sebagai ukuran tingkat inflasi dan daya beli masyarakat.

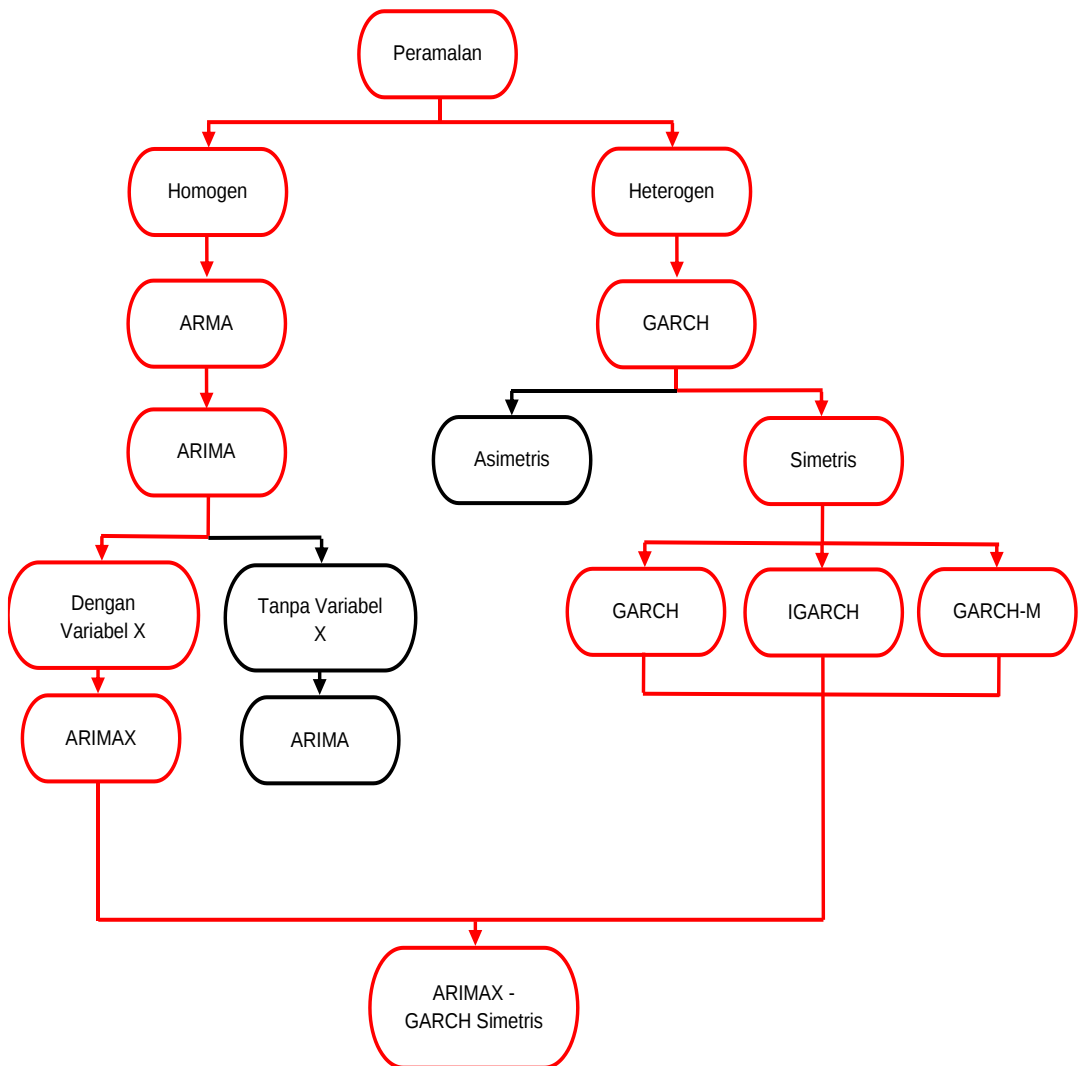
Emas secara historis dianggap sebagai aset pelindung nilai terhadap inflasi. Ketika IHK menunjukkan peningkatan inflasi, nilai emas akan cenderung turun karena adanya penguatan dari sisi dollar Amerika Serikat. Namun, dalam beberapa bulan terakhir, kenaikan inflasi justru menjadikan momen rally bagi emas karena adanya potensi inflasi yang lebih luas di Amerika Serikat.

Dalam konteks ini, emas memiliki peran sebagai *save haven* atau aset aman. Ketika inflasi tinggi menggerus nilai mata uang, investor cenderung beralih ke emas untuk melindungi kekayaan mereka. Oleh karena itu, ada korelasi positif antara peningkatan IHK dan harga emas. IHK juga mempengaruhi kebijakan moneter bank sentral, terutama *Federal Reserve* (Fed) di Amerika Serikat. Ketika inflasi meningkat, Fed mungkin menaikkan suku bunga untuk mengendalikan inflasi. Peningkatan suku bunga biasanya memperkuat dollar Amerika Serikat. Namun, penguatan dollar dapat menekan harga emas karena emas dihargai dalam dollar Amerika Serikat. Sebaliknya, jika IHK Amerika Serikat rendah dan inflasi terkendali, Fed mungkin mempertahankan atau menurunkan suku bunga, yang bisa melemahkan dollar dan mendorong kenaikan harga emas.

1.6.14 Kerangka Konseptual

Kerangka konsep dalam penelitian ini memiliki hubungan antara konsep satu dengan konsep lainnya dari masalah yang ingin diteliti. Kerangka konsep diperoleh dari teori dan metode yang digunakan sebagai dasar penelitian. Pada Gambar 1 menunjukkan alur metode ARIMAX dan GARCH simetris yang dapat digunakan untuk peramalan harga emas global, tergantung pada sifat data yang memiliki pola linier dan volatilitas tinggi. Penggunaan ARIMAX dan GARCH simetris dalam satu kerangka model memungkinkan peramalan harga emas menjadi lebih akurat karena ARIMAX memodelkan pola linier dan pengaruh faktor eksternal, sedangkan GARCH simetris menangkap fluktuasi dan ketidakpastian dalam harga emas. Hubungan antar konsep dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:





Gambar 1. Kerangka Konseptual



BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu data harga emas global dan data indeks harga konsumen pada Januari 2004 - Desember 2024. Data ini diperoleh dari website (<https://data.worldbank.org/>)

2.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan terdiri dari satu variabel respon (y) dan satu variabel prediktor (x). Variabel respon dalam penelitian ini adalah harga emas global, sedangkan variabel prediktor adalah indeks harga konsumen.

2.3 Metode Analisis Data

Adapun langkah-langkah yang dilakukan berdasarkan tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Pembagian data

Data harga emas global dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training yang digunakan untuk membangun model dan data testing yang digunakan untuk mengevaluasi akurasi peramalan. Pembagian data ini dilakukan agar model dapat diuji secara objektif terhadap data yang tidak digunakan dalam proses estimasi. Demikian pula, data variabel eksogen, yaitu Indeks Harga Konsumen (IHK), juga dibagi sesuai dengan horizon data harga emas agar konsisten.

2. Uji korelasi antara data harga emas dan Indeks Harga Konsumen (IHK)

Pengujian korelasi Pearson dilakukan untuk mengetahui sejauh mana hubungan linier antara variabel prediktor (Indeks Harga Konsumen) dan variabel respon (Harga Emas).

3. Uji stasioneritas

Melakukan uji stasioneritas terhadap data harga emas dan data IHK menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini dilakukan untuk memastikan bahwa data bersifat stasioner dalam mean dan varians. Jika hasil uji menunjukkan data tidak stasioner, maka dilakukan proses diferensiasi hingga data mencapai kondisi stasioner.

4. Identifikasi model ARIMAX

Apabila uji stasioneritas sudah terpenuhi, maka langkah selanjutnya yaitu membentuk model ARIMA sementara. Identifikasi model ARIMA adalah tahap menentukan orde (p, d, q). Selanjutnya menambahkan variabel eksogen maka terbentuk model ARIMAX.

Diagnostik model ARIMAX

Setelah model terbentuk, dilakukan uji diagnostik terhadap model ARIMA untuk memastikan bahwa model memenuhi asumsi klasik. Uji diagnostik meliputi uji stasioneritas



Uji heteroskedastisitas dilakukan terhadap residual model ARIMAX untuk mengetahui ada atau tidaknya varians residual yang tidak konstan. Jika ditemukan gejala heteroskedastisitas, maka model GARCH akan digunakan untuk menangani volatilitas tersebut.

7. Identifikasi model tipe GARCH Simetris
Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi model GARCH Simetris yang sesuai. Identifikasi dilakukan dengan memperhatikan pola ACF dan PACF dari residual kuadrat model ARIMAX.
8. Estimasi parameter *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris
Setelah model teridentifikasi, tahap selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter untuk model *Hybrid* ARIMAX-TipeGARCH Simetris. Estimasi ini dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) untuk memperoleh parameter yang optimal.
9. Pemeriksaan diagnostik model *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris
Uji diagnostik dilakukan kembali terhadap residual model *hybrid* untuk memastikan bahwa model telah bebas dari autokorelasi, bersifat homoskedastis, serta berdistribusi normal.
10. Pemilihan model terbaik model *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris
Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria informasi *Akaike Information Criterion* (AIC). Model dengan nilai AIC terkecil dianggap sebagai model terbaik.
11. Pemodelan *hybrid* ARIMAX-Tipe GARCH Simetris
Berdasarkan hasil pemilihan model terbaik, dilakukan pemodelan akhir yang menggabungkan dinamika rata-rata (melalui ARIMAX) dan volatilitas (melalui GARCH Simetris) untuk menghasilkan model *hybrid* yang representatif.
12. Peramalan harga emas berdasarkan model terbaik.
Model terbaik yang telah diperoleh digunakan untuk melakukan peramalan harga emas global pada periode pengujian (*testing period*). Hasil peramalan ini kemudian dibandingkan dengan data aktual.
13. Evaluasi kinerja peramalan
Evaluasi akurasi hasil peramalan dilakukan dengan menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE yang kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan peramalan yang rendah dan performa yang baik.

