Analisis Efek Asimetris pada Volatilitas IHSG dan Peramalannya Menggunakan Model Hybrid ARMA-EGARCH

Alief Syahnur Almaida[1], Nurhayati[2*], Hidayat[3]
[1,2]Program Studi Matematika Militer, FMIPA, Universitas Pertahanan
[3]Program Studi Magister Hukum Ekonomi Syariah, Institut Ilmu al-Qur'an (IIQ) Jakarta
Email korespondensi*: nurhayati09.nur@gmail.com

Abstrak

Volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) bersifat dinamis dan berpotensi merespons guncangan positif dan negatif secara tidak simetris. Kondisi ini dapat membatasi kemampuan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) simetris dalam menangkap dinamika volatilitas. Penelitian ini bertujuan menganalisis efek asimetris pada volatilitas IHSG, membandingkan model hybrid ARMA-GARCH, serta menerapkan model terpilih untuk meramalkan harga dan volatilitas IHSG. Data yang digunakan adalah harga penutupan harian IHSG periode 4 Januari 2016 hingga 9 September 2026. Harga ditransformasikan menjadi log return, kemudian dimodelkan menggunakan Autoregressive Moving Average (ARMA) pada persamaan rerata dan keluarga GARCH pada persamaan variansi. Pengujian efek asimetris dilakukan menggunakan Engle-Ng Sign Bias Test. Pemilihan model mempertimbangkan kriteria Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), diagnostik residual, stabilitas parameter, dan akurasi peramalan out-of-sample. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ARMA(2,2) dipilih sebagai model rerata berdasarkan kombinasi kriteria evaluasi. Pengujian Engle-Ng menunjukkan indikasi efek asimetris yang signifikan, ditunjukkan oleh Negative Sign Bias ($p = 0{,}0137$) dan Joint Effect ($p = 0{,}0031$). Berdasarkan evaluasi beberapa kriteria, termasuk uji signifikansi parameter dan Nyblom Stability Test, ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi Skewed Student-t dipilih sebagai model akhir. Evaluasi out-of-sample menggunakan prosedur rekonstruksi harga yang diterapkan dalam program menghasilkan MAE sebesar 77,4600 dan RMSE sebesar 110,2400 pada skala harga IHSG. Model terpilih selanjutnya digunakan untuk meramalkan harga dan volatilitas IHSG selama 63 hari bursa ke depan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa EGARCH merupakan alternatif model untuk mengakomodasi dinamika volatilitas asimetris pada IHSG.

Kata kunci: IHSG; efek asimetris; ARMA-EGARCH; volatilitas; Engle-Ng Sign Bias Test.

Abstract

The volatility of the Indonesia Composite Stock Price Index (IHSG) is dynamic and may respond asymmetrically to positive and negative shocks. This characteristic may limit the ability of symmetric Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) models to capture volatility dynamics. This study aims to analyze asymmetric effects in IHSG volatility, compare hybrid ARMA-GARCH models, and apply the selected model to forecast IHSG prices and volatility. The data consist of daily IHSG closing prices from January 4, 2016, to September 9, 2026. The prices are transformed into log returns and modeled using an Autoregressive Moving Average (ARMA) model for the conditional mean and a GARCH-family model for the conditional variance. Asymmetric effects are examined using the Engle-Ng Sign Bias Test. Model selection considers the Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), residual diagnostics, parameter stability, and out-of-sample forecasting accuracy. The results indicate that ARMA(2,2) is selected as the mean model based on a combination of evaluation criteria. The Engle-Ng test reveals significant evidence of asymmetry, as indicated by the Negative Sign Bias test ($p = 0.0137$) and the Joint Effect test ($p = 0.0031$). Based on the overall evaluation criteria, including parameter significance tests and the Nyblom Stability Test, the ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) model with a skewed Student's *t*-distribution is selected as the final model. Out-of-sample evaluation using the price reconstruction procedure implemented in the analysis program yields a Mean Absolute Error (MAE) of 77.4600 and a Root Mean Squared Error (RMSE) of 110.2400 on the IHSG price scale. The selected model is subsequently used to forecast IHSG prices and volatility over the next 63 trading days. The findings suggest that EGARCH provides an alternative approach for capturing asymmetric volatility dynamics in the IHSG.

Keywords: JCI; asymmetric effects; ARMA-EGARCH; volatility; Engle-Ng Sign Bias Test.

1. Pendahuluan

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan indikator utama kinerja Bursa Efek Indonesia. Pergerakan IHSG dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik dari dalam maupun luar negeri, seperti kondisi ekonomi, kebijakan moneter, dan ketidakpastian global [1]. Dinamika tersebut dapat tercermin pada perubahan *return* dan tingkat volatilitas pasar saham. Dalam analisis deret waktu keuangan, *return* sering menunjukkan *volatility clustering*, yaitu kecenderungan periode dengan volatilitas tinggi diikuti oleh periode dengan volatilitas tinggi pula[2][3]. Karakteristik ini menunjukkan bahwa varians *return* dapat berubah dari waktu ke waktu dan perlu diperhitungkan dalam pemodelan [4].

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dapat digunakan untuk memodelkan dinamika rata-rata bersyarat *return*. Namun, model ARMA standar belum memodelkan perubahan varians bersyarat secara eksplisit. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, [5] mengembangkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Model ini memungkinkan varians bersyarat berubah mengikuti informasi dari residual dan varians pada periode sebelumnya. Dengan demikian, model hybrid ARMA-GARCH dapat digunakan untuk memodelkan dinamika mean dan varians *return* secara bersamaan [6]. Meskipun demikian, model GARCH standar mengasumsikan bahwa guncangan positif dan negatif dengan magnitudo yang sama memberikan pengaruh simetris terhadap varians bersyarat [7].

Asumsi simetri tersebut perlu dievaluasi karena respons volatilitas pasar saham terhadap guncangan positif dan negatif belum tentu sama. Dalam literatur keuangan, *leverage effect* menggambarkan salah satu bentuk asimetris, yaitu ketika guncangan negatif berpotensi meningkatkan volatilitas lebih besar daripada guncangan positif dengan magnitudo yang sama [8]. Akan tetapi, pola tersebut tidak dapat langsung diasumsikan berlaku pada IHSG. Keberadaan efek asimetris perlu diperiksa melalui pengujian empiris. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Engle-Ng Sign Bias Test*, yang menguji apakah guncangan dengan tanda tertentu masih memberikan informasi terhadap varians bersyarat yang belum dijelaskan oleh model volatilitas simetris [9][10].

Sejumlah model GARCH asimetris telah dikembangkan untuk menangkap perbedaan respons volatilitas terhadap guncangan positif dan negatif. Nelson (1991) memperkenalkan model *Exponential GARCH* (EGARCH), yang memodelkan logaritma varians bersyarat dan mengakomodasi efek asimetris melalui spesifikasi persamaannya. [11] mengembangkan model GJR-GARCH dengan memasukkan indikator guncangan negatif ke dalam persamaan varians. Sementara itu, [12] mengusulkan model *Threshold GARCH* (T-GARCH), yang mengakomodasi asimetri melalui mekanisme ambang pada persamaan volatilitas. Meskipun ketiga model tersebut dirancang untuk menangkap dinamika asimetris, kinerja relatifnya dapat berbeda menurut karakteristik data, distribusi *error*, dan kriteria evaluasi yang digunakan [13].

Penelitian terdahulu telah menerapkan model GARCH dan turunannya untuk menganalisis volatilitas serta melakukan peramalan pada berbagai data keuangan dan komoditas. [14] misalnya, membahas penggunaan pendekatan ARIMA-GARCH dalam peramalan harga komoditas energi. Penelitian lain melaporkan hasil yang berbeda mengenai kinerja EGARCH, GJR-GARCH, dan T-GARCH pada kondisi data tertentu [15][16]. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa tidak ada satu spesifikasi yang dapat dianggap unggul untuk seluruh data

dan kondisi pasar. Oleh karena itu, pemilihan model untuk IHSG perlu didasarkan pada hasil pengujian dan evaluasi empiris, bukan hanya pada asumsi teoretis mengenai karakteristik volatilitas.

Selain spesifikasi model, distribusi *error* juga perlu dipertimbangkan dalam pemodelan volatilitas. *Return* pasar saham dapat memiliki distribusi yang menyimpang dari normalitas, antara lain karena adanya kemencengan dan ekor distribusi yang tebal (*heavy tails*) [17]. Distribusi *Student-t* dan *Skewed Student-t* dapat dipertimbangkan untuk mengakomodasi karakteristik tersebut. Evaluasi model karena itu perlu memperhatikan kriteria informasi, diagnostik residual, stabilitas parameter, serta akurasi peramalan *out-of-sample*. Penggunaan beberapa kriteria memungkinkan pemilihan model dilakukan secara lebih menyeluruh, terutama ketika model dengan kinerja terbaik pada satu kriteria belum tentu unggul pada kriteria lainnya [18].

Berdasarkan uraian tersebut, masih terdapat kesenjangan penelitian mengenai pengintegrasian pengujian efek asimetris, pemilihan distribusi inovasi, evaluasi diagnostik dan stabilitas model, serta evaluasi akurasi peramalan harga dalam satu kerangka pemodelan volatilitas IHSG. Penelitian terdahulu umumnya menyoroti perbandingan model GARCH dan turunannya secara terpisah atau menerapkannya pada instrumen keuangan dan komoditas tertentu. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi empiris yang secara eksplisit menguji keberadaan efek asimetris pada return IHSG, kemudian menggunakan hasil pengujian tersebut sebagai dasar untuk membandingkan model volatilitas simetris dan asimetris secara komprehensif.

Kontribusi utama penelitian ini adalah mengintegrasikan *Engle-Ng Sign Bias Test* dengan pemodelan *hybrid* ARMA-GARCH untuk menganalisis dan meramalkan volatilitas IHSG. Berbeda dengan pendekatan yang langsung memilih model asimetris berdasarkan asumsi teoretis, penelitian ini menggunakan hasil *Engle-Ng Sign Bias Test* sebagai indikasi awal bahwa model GARCH simetris belum sepenuhnya memadai. Selanjutnya, GARCH simetris dibandingkan dengan EGARCH, GJR-GARCH, dan T-GARCH menggunakan beberapa distribusi inovasi. Pemilihan model akhir tidak hanya didasarkan pada keberadaan efek asimetris, tetapi juga pada AIC, BIC, diagnostik residual, stabilitas parameter, dan akurasi peramalan *out-of-sample*.

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan harian IHSG periode 4 Januari 2016 hingga 9 September 2026. Harga penutupan ditransformasikan menjadi *log return* agar memenuhi asumsi stasioneritas dalam pemodelan deret waktu. Model ARMA digunakan untuk menangkap dinamika rerata *log return*, sedangkan keluarga GARCH digunakan untuk memodelkan varians bersyaratnya. Karena pemodelan dilakukan pada skala *log return*, ramalan *log return* kemudian direkonstruksi secara kumulatif dari harga penutupan terakhir untuk memperoleh ramalan harga IHSG. Akurasi peramalan dievaluasi pada skala harga menggunakan MAE dan RMSE terhadap 258 observasi *out-of-sample*.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efek asimetris pada volatilitas IHSG menggunakan *Engle-Ng Sign Bias Test*, menentukan model *hybrid* ARMA-GARCH yang sesuai melalui perbandingan GARCH simetris, EGARCH, GJR-GARCH, dan T-GARCH dengan beberapa variasi distribusi. Serta menerapkan model terpilih untuk meramalkan harga dan volatilitas IHSG selama 63 hari bursa ke depan. Hasil penelitian diharapkan memberikan evaluasi empiris mengenai keberadaan efek asimetris pada return IHSG serta kontribusi model volatilitas asimetris dalam meningkatkan kemampuan peramalan harga pasar saham Indonesia.

2. Metode Penelitian

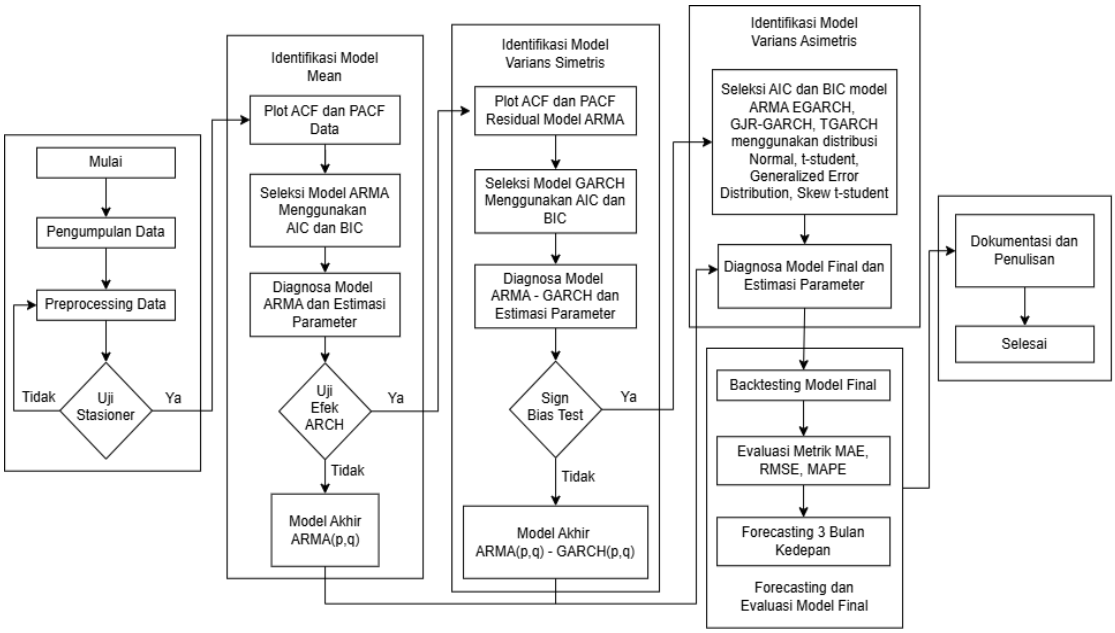
2.1 Data dan Transformasi

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga penutupan harian Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) periode 4 Januari 2016 hingga 9 September 2026. Data diperoleh dari situs Investing.com dan diolah menggunakan perangkat lunak R. Data diseleksi dengan mempertahankan variabel tanggal dan harga penutupan. Selanjutnya, harga penutupan ditransformasikan menjadi *log return* melalui differencing satu kali terhadap log harga, yaitu

$$r_t = ln(P_t) - ln(P_{t-1}) \quad (1)$$

dengan P_t menyatakan harga penutupan IHSG pada waktu t, sedangkan r_t merupakan *log return* pada waktu tersebut.

Stasioneritas *log return* diperiksa menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Apabila hasil pengujian belum mendukung stasioneritas, karakteristik deret diperiksa lebih lanjut sebelum transformasi tambahan dipertimbangkan. Data kemudian dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-of-sample*. Sebanyak 258 observasi harian terakhir digunakan sebagai data *out-of-sample* untuk mengevaluasi akurasi peramalan. Identifikasi model dan pemilihan spesifikasi awal dilakukan menggunakan data *in-sample* untuk menghindari penggunaan informasi dari periode pengujian dalam proses pemilihan model. Adapun Alur metodologi penelitian ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Penelitian

2.2 Identifikasi Model Mean

Dinamika rata-rata bersyarat *log return* dimodelkan menggunakan *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Kandidat model diidentifikasi berdasarkan pola *Autocorrelation Function* (ACF)

dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), kemudian diestimasi dan dievaluasi menggunakan beberapa uji dan kriteria. Secara umum, model ARMA dapat dinyatakan sebagai

$$r_t = c + \sum_{i=1}^{p} \phi_i r_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

dengan r_t merupakan *log return* IHSG, c konstanta, ϕ_i parameter autoregresif, θ_j *parameter moving average*, ε_t inovasi, p orde AR, dan q orde MA. Model dinotasikan ARMA(p,q). Kandidat model dievaluasi menggunakan AIC, BIC, signifikansi parameter, uji Ljung–Box, dan stabilitas Nyblom.

2.3 Pemodelan Varians Bersyarat

Apabila residual model mean menunjukkan bukti heteroskedastisitas bersyarat, pemodelan dilanjutkan menggunakan keluarga GARCH. Model yang dibandingkan meliputi GARCH simetris, EGARCH, GJR-GARCH, dan TGARCH. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Setiap model dievaluasi berdasarkan AIC, BIC, diagnostik residual, stabilitas parameter, serta kinerja peramalan *out-of-sample*. Distribusi inovasi yang dipertimbangkan meliputi *Normal*, *Student-t*, *Skewed Generalized Error Distribution*, dan *Skewed Student-t*.

Model GARCH mengakomodasi perubahan varians bersyarat melalui informasi residual dan varians pada periode sebelumnya. Bentuk umum GARCH(p,q) adalah

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \, \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

dengan $\omega > 0, \alpha_i \geq 0$ dan β_j. Model ARMA(p,q)-GARCH(p,q) berarti persamaan rerata ARMA dan persamaan variansi GARCH diestimasi secara simultan. Model GARCH standar mengasumsikan bahwa guncangan positif dan negatif dengan magnitudo yang sama memberikan kontribusi yang sama terhadap varians bersyarat. Selanjutnya, model *Exponential GARCH* (EGARCH) memungkinkan respons varians bersyarat berbeda menurut tanda guncangan. Salah satu bentuk umum EGARCH(p,q) adalah

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^{p} [\alpha_i(|z_{t-i}| - \mathbb{E}|z_{t-i}|) + \gamma_i z_{t-i}] + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \ln\left(\sigma_{t-j}^2\right) \quad (4)$$

dengan $z_t = \epsilon_t / \sigma_t$. Parameter α_i menangkap efek magnitudo guncangan, sedangkan γ_i menangkap efek asimetris, tanda $\gamma_i < 0$ menunjukkan guncangan negatif meningkatkan volatilitas lebih besar daripada guncangan positif dengan magnitudo sama. Pemodelan logaritma varians bersyarat menjamin bahwa varians hasil transformasi tetap positif tanpa memerlukan pembatasan nonnegativitas secara langsung pada koefisien persamaan log-varians [10].

Model GJR-GARCH mengakomodasi efek asimetris melalui indikator guncangan negatif. Persamaan GJR-GARCH(p,q) adalah

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \, \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

dengan definisi variabel indikator dapat dinyatakan

$$I_{t-i} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-i} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-i} \geq 0 \end{cases}. \quad (6)$$

Parameter γ_i menunjukkan perbedaan kontribusi guncangan negatif terhadap varians bersyarat dibandingkan guncangan positif. Dalam spesifikasi ini, kontribusi guncangan negatif ditentukan oleh $(\alpha_i + \gamma_i)$, sedangkan kontribusi guncangan positif ditentukan oleh α_i. Interpretasi tersebut bergantung pada spesifikasi model dan nilai parameter yang diestimasi [11]. Selanjutnya, model *Threshold GARCH* (T-GARCH) dapat dirumuskan menggunakan standar deviasi bersyarat sebagai berikut:

$$\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \, |\varepsilon_{t-i}| + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \, \sigma_{t-j} \quad (7)$$

dengan $I_{t-i} = 1$ didefinisikan sama seperti pada Persamaan (6). Parameter γ_i menangkap tambahan pengaruh guncangan negatif terhadap standar deviasi bersyarat dalam spesifikasi tersebut [12].

2.4 Pengujian Efek Asimetris

Efek asimetris dievaluasi menggunakan *Engle-Ng Sign Bias Test* pada residual model GARCH simetris. Pengujian ini mencakup *Sign Bias*, *Negative Sign Bias*, *Positive Sign Bias*, dan *Joint Effect* untuk mengidentifikasi indikasi respons volatilitas yang belum tertangkap oleh model simetris [9][10]. Uji tersebut dilakukan dengan meregresikan kuadrat residual terstandarisasi terhadap variabel indikator guncangan negatif dan interaksinya dengan magnitudo guncangan, sebagai berikut:

$$\hat{z}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 S_{t-1}^- + \phi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \phi_3 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + u_t \quad (8)$$

Dengan $\hat{z}_t^2 = \hat{\varepsilon}_t / \hat{\sigma}_t$ merupakan residual terstandarisasi, $\hat{\varepsilon}_t$ residual model GARCH simetris, $\hat{\sigma}_t$ standar deviasi bersyarat, dan utu_tut galat regresi. Variabel indikator didefinisikan sebagai:

$$S_{t-1}^- = \begin{cases} 1, & \hat{\varepsilon}_{t-1} < 0 \\ 0, & \hat{\varepsilon}_{t-1} \geq 0 \end{cases}. \; S_{t-1}^+ = \begin{cases} 1, & \hat{\varepsilon}_{t-1} \geq 0 \\ 0, & \hat{\varepsilon}_{t-1} < 0 \end{cases}. \quad (9)$$

Signifikansi ϕ_1 menunjukkan *Sign Bias*, yaitu perbedaan respons volatilitas terhadap guncangan negatif dan positif. Signifikansi ϕ_2 menunjukkan *Negative Sign Bias*, sedangkan signifikansi ϕ_3 menunjukkan *Positive Sign Bias*. *Joint Effect* diuji secara simultan menggunakan hipotesis:

$$H_0 : \phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0$$

Penolakan H_0 menunjukkan adanya indikasi efek asimetris yang belum dijelaskan oleh model GARCH simetris. Hasil pengujian ini digunakan sebagai dasar empiris untuk mengevaluasi model volatilitas asimetris, bukan sebagai satu-satunya dasar pemilihan model akhir.

2.5 Pemilihan Model dan Diagnostik

Model GARCH simetris dan asimetris dibandingkan menggunakan AIC dan BIC, diagnostik residual, stabilitas parameter, serta akurasi peramalan. Diagnostik residual meliputi uji Ljung-Box untuk memeriksa autokorelasi dan uji ARCH-LM untuk memeriksa heteroskedastisitas

bersyarat yang masih tersisa. Stabilitas parameter dievaluasi menggunakan uji Nyblom sesuai dengan spesifikasi model yang diestimasi. Hasil pengujian ditafsirkan berdasarkan nilai kritis yang sesuai. Pemilihan model akhir dilakukan berdasarkan evaluasi keseluruhan. Model dengan AIC atau BIC terendah tidak otomatis dinyatakan terbaik apabila diagnostik residual, stabilitas parameter, atau kinerja peramalannya tidak memadai.

2.6 Evaluasi Peramalan dan Rekonstruksi Harga

Kinerja peramalan dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Kedua ukuran tersebut dihitung berdasarkan selisih antara harga aktual dan harga hasil peramalan pada data *out-of-sample*, yaitu:

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|P_t - \hat{P}_t\right| \tag{10}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(P_t - \hat{P}_t)^2} \tag{11}$$

dengan P_t menyatakan harga aktual IHSG pada waktu t, $\hat{P}_t$ menyatakan harga hasil peramalan pada waktu t, dan n menyatakan banyaknya observasi *out-of-sample*, yaitu 258 observasi. MAE mengukur rata-rata besarnya galat absolut peramalan, sedangkan RMSE memberikan bobot lebih besar pada galat yang besar karena galat dikuadratkan sebelum dirata-ratakan. MAPE tidak digunakan sebagai ukuran utama karena nilai aktual *log return* dapat mendekati nol atau bernilai negatif, sehingga menghasilkan persentase galat yang tidak stabil. Evaluasi dilakukan menggunakan skema peramalan satu langkah ke depan (*one-step-ahead forecasting*) pada 258 observasi pengujian. Pada tahap evaluasi *out-of-sample*, parameter setiap model diestimasi menggunakan data *in-sample* dan tetap digunakan untuk menghasilkan ramalan satu langkah ke depan secara berurutan pada 258 observasi pengujian (*fixed-parameter forecasting*). Pada setiap langkah, informasi aktual hingga waktu *t* digunakan untuk memperbarui nilai kondisional rerata dan varians, tetapi parameter model tidak diestimasi ulang. Pendekatan ini dipilih agar perbandingan antar-model dilakukan secara konsisten dan efisien secara komputasional.

Karena model diestimasi pada skala *log return*, hasil peramalan dikembalikan ke skala harga. Untuk peramalan satu langkah ke depan, apabila inovasi *log return* diasumsikan berdistribusi *Skewed Student-t*, ekspektasi harga dapat dihitung dengan:

$$\hat{P}_{t+1} = P_t \, exp\,(\hat{\mu}_{t+1}) \tag{12}$$

dengan $\hat{\mu}_{t+1}$ merupakan ramalan *mean log return* dan karena model akhir menggunakan *Skewed Student-t*, rekonstruksi harga menggunakan ekspektasi kondisional *log return* sesuai distribusi tersebut. Setelah evaluasi *out-of-sample* selesai, model akhir diestimasi ulang menggunakan seluruh data historis untuk menghasilkan peramalan 63 hari bursa ke depan. Rekonstruksi harga dilakukan secara kumulatif dari harga terakhir yang tersedia. Interval prediksi dihitung dengan mempertimbangkan ketidakpastian peramalan pada setiap *horizon* dan karakteristik distribusi inovasi model yang digunakan.

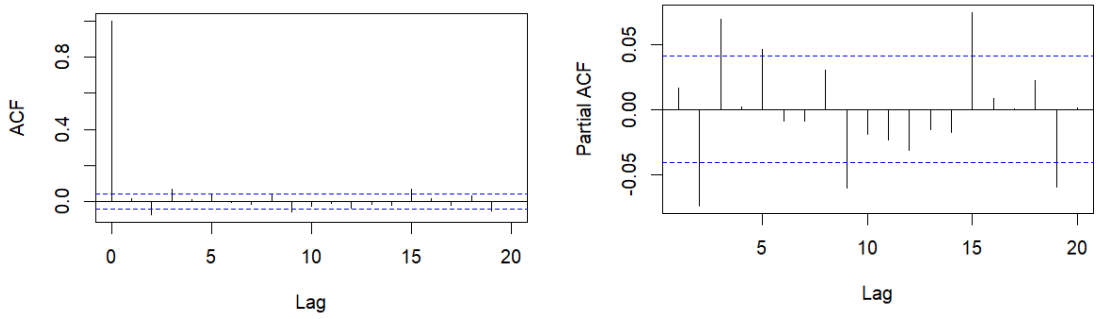
3. Hasil dan Pembahasan

Sebelum melakukan pemodelan deret waktu, pengujian stasioneritas dilakukan untuk mengetahui apakah data telah memenuhi asumsi stasioneritas. Pengujian ini dilakukan menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) terhadap data harga IHSG dan *log return* IHSG. Hasil pengujian stasioneritas disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Uji Augmented Dickey-Fuller Data *In Sample*

Variabel	p-value	Result
Harga IHSG	0,1619	Tidak Stasioner
Log Return IHSG	<0,0100	Stasioner

Berdasarkan tabel 1, hasil uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF) pada data In *sample* menunjukkan bahwa Harga IHSG memiliki nilai *p-value* sebesar 0,1619, yang menunjukkan harga IHSG belum stasioner. Untuk mengatasi hal tersebut, dilakukan transformasi menjadi *log return* IHSG, hasil uji ADF setelah transformasi menunjukkan *p-value* kurang dari 0,01. Dengan demikian, hipotesis nol bahwa data mengandung akar unit ditolak. Dengan demikian data *log return* IHSG dinyatakan sudah stasioner, *log return* yang telah stasioner tersebut langsung digunakan sebagai data pemodelan model mean yang diestimasi pada tahap berikutnya, yaitu model Autoregressive Moving Average (ARMA).



Gambar 2. Plot ACF dan PACF *Log Return* IHSG (*In Sample*)

Identifikasi orde model mean dilakukan melalui plot ACF dan PACF pada *log return in-sample* (Gambar 2), yang menghasilkan enam kandidat model ARMA sebagaimana disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2, seluruh kandidat memiliki nilai AIC dan BIC yang relatif berdekatan, sehingga pemilihan model mean tidak dapat didasarkan pada kriteria informasi semata. Meskipun ARMA(3,3) memiliki nilai AIC terendah, model tersebut masih memiliki parameter yang tidak signifikan. ARMA(2,2) dipilih karena seluruh parameternya signifikan, residualnya tidak mengandung autokorelasi serial, dan nilai statistik uji stabilitas Nyblom relatif rendah, yang mengindikasikan stabilitas parameter selama periode estimasi, yang mengindikasikan parameter model lebih stabil sepanjang periode *in-sample* dibanding model ARMA lainnya.

Tabel 2. Komparasi Kandidat Model ARMA

Model	AIC	BIC	Diagnostik Model (*p-value*)		parameter tidak signifikan	*Nyblom Stability Test*
			Box-Ljung	Jarque Bera & ARCH-LM		
ARMA (2,2)	-14928,4000	-14893,9000	0,1460	0,0000	-	0,5838
ARMA (3,2)	-14919,6000	-14879,4000	0,1641	0,0000	ar1,ar2,ma1,ma2	0,6095
ARMA (5,2)	-14923,4000	-14871,7000	0,7712	0,0000	ar3,ar4	0,6050
ARMA (2,3)	-14920,6000	-14880,4000	0,1980	0,0000	ar1,ar2,ma1,ma2	0,6186
ARMA (3,3)	-14931,7000	-14885,7000	0,1251	0,0000	ar2,ma2	0,6066
ARMA (5,3)	-14931,0000	-14873,5000	0,7199	0,0000	ar2,ar4,ma2	0,6230

Namun, uji Jarque-Bera dan ARCH-LM pada residual model mean menunjukkan *p-value* yang signifikan. Hasil Jarque-Bera mengindikasikan residual tidak berdistribusi normal, sedangkan hasil ARCH-LM menunjukkan adanya efek ARCH pada residual. Temuan ini menjadi dasar untuk melanjutkan pemodelan varians kondisional menggunakan model GARCH.

Tabel 3. Komparasi Kandidat Model ARMA(2,2)-GARCH(p,q) dengan Distribusi *Error* sstd

Model	AIC	BIC	ARCH-LM *Test* (*p-value*)		*Sign Bias Test* (*p-value*)			
			lag awal	*lag* terbesar	*Sign Bias*	*Negative Sign Bias*	*Positive Sign Bias*	*Joint Effect*
GARCH(1,1)	-6,7737	-6,7514	0,4251	0,6724	0,7556	0,0137	0,1206	0,0031
GARCH(1,2)	-6,7732	-6,7485	0,5131	0,3304	0,7662	0,0277	0,0924	0,0052
GARCH(2,1)	-6,7728	-6,7480	0,2941	0,7213	0,7556	0,0137	0,1206	0,0031
GARCH(2,2)	-6,7724	-6,7451	0,4126	0,8808	0,7662	0,0279	0,0921	0,0052

Berdasarkan Tabel 3, ARMA(2,2)-GARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* menghasilkan nilai AIC dan BIC terendah di antara kandidat GARCH simetris. Hasil uji ARCH-LM yang tidak signifikan menunjukkan bahwa hipotesis nol tidak adanya efek ARCH tersisa pada residual tidak dapat ditolak, sehingga heteroskedastisitas bersyarat telah tertangkap dengan memadai oleh model tersebut. Namun, hasil *Negative Sign Bias* ($p = 0{,}0137$) dan *Joint Effect* ($p = 0{,}0031$) yang lebih kecil daripada 0,05 menunjukkan bahwa hipotesis nol tidak adanya efek asimetris ditolak. Dengan demikian, terdapat indikasi efek asimetris pada volatilitas IHSG yang belum dijelaskan secara memadai oleh model GARCH simetris. Temuan ini menjadi dasar untuk membandingkan model GARCH simetris dengan EGARCH, GJR-GARCH, dan T-GARCH, tetapi tidak secara otomatis menunjukkan bahwa salah satu model asimetris merupakan model terbaik untuk peramalan.

Tabel 4. Perbandingan Model ARMA(2,2)-GARCH dengan Variasi Distribusi *Error*

Keluarga GARCH	Distribusi							
	***Normal* (norm)**		***Student-t* (std)**		***Skew Generalized Error Distribution* (sged)**		***Skew Student-t* (sstd)**	
	AIC	**BIC**	**AIC**	**BIC**	**AIC**	**BIC**	**AIC**	**BIC**
GARCH	-6,7031	-6,6858	-6,7603	-6,7405	-6,7665	-6,7442	-6,7737	-6,7514
EGARCH	-6,7179	-6,6980	-6,7764	-6,7541	-6,7782	-6,7534	-6,7881	-6,7633
GJR-GARCH	-6,7187	-6,6989	-6,7743	-6,7520	-6,7771	-6,7523	-6,7862	-6,7614
T-GARCH	-6,7182	-6,6984	-6,7752	-6,7529	-6,7776	-6,7528	-6,7868	-6,7620

Tabel 5. Perbandingan Kinerja Model ARMA(2,2)-GARCH dengan Distribusi *Skewed Student-t*

Keluarga GARCH	Signifikansi Parameter (*p-value*)	Persistensi	Ljung-box *lag* [11] (*p-value*)	ARCH-LM *lag* [5] (*p-value*)	*Nyblom stability test*	*Backtesting* Harga IHSG (*out of sample*)
GARCH	$\omega = 0{,}6860$ $\alpha_1 = 0{,}0589$ $\beta_1 = 0{,}0000$ *skew* = 0,0000 *shape* = 0,0000	0,9720	0,0000	0,7256	31,3916	MAE (77,3543) RMSE (110,7632)
EGARCH	$\omega = 0{,}0000$ $\alpha_1 = 0{,}0000$ $\beta_1 = 0{,}0000$ $\gamma_1 = 0{,}0000$ *skew* = 0,0000 *shape* =0,0000	0,9696	1,0000	0,7240	2,3847	MAE (77,4582) RMSE (110,2389)
GJR-GARCH	$\omega = 0{,}6902$ $\alpha_1 = 0{,}1394$ $\beta_1 = 0{,}0000$ $\gamma_1 = 0{,}0519$ *skew* = 0,0000 *shape* = 0,0000	0,9693	0,9998	0,7223	18,2362	MAE (77,4177) RMSE (110,2716)
T-GARCH	$\omega = 0{,}0262$ $\alpha_1 = 0{,}0000$ $\beta_1 = 0{,}0000$ $\eta_{11} = 0{,}0000$ *skew* = 0,0000 *shape* = 0,0000	0,8820	1,0000	0,7163	2,0614	MAE (77,4892) RMSE (110,2134)

Tabel 5 menyajikan evaluasi empat model ARMA(2,2)-GARCH dengan distribusi *Skewed Student-t*. Berdasarkan uji Ljung–Box pada lag 11, model GARCH menghasilkan *p-value* sebesar 0,0000. Karena nilai tersebut lebih kecil daripada 0,05, hipotesis nol bahwa residual terstandarisasi tidak mengandung autokorelasi ditolak. Sebaliknya, EGARCH, GJR-GARCH, dan T-

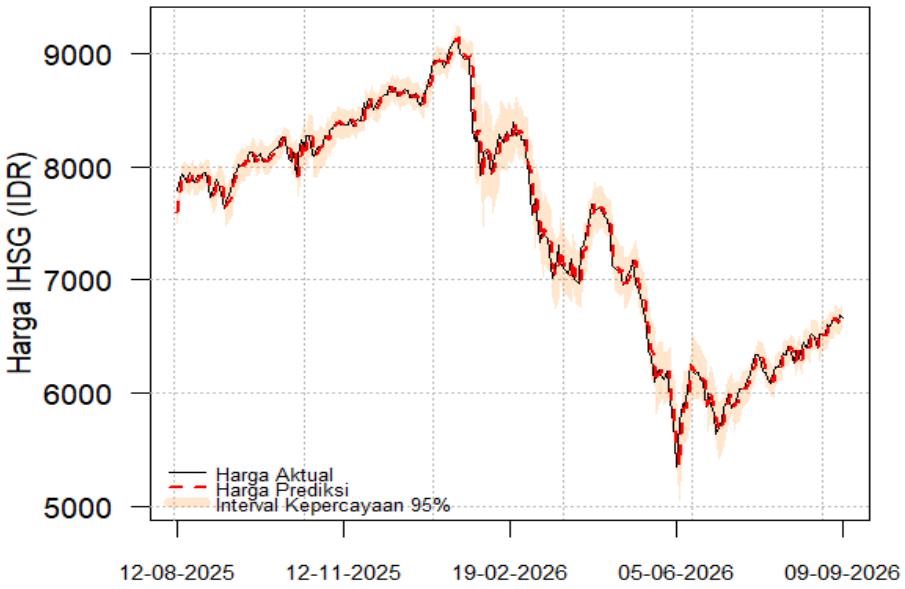
GARCH menghasilkan p-value masing-masing sebesar 1,0000, 0,9998, dan 1,0000. Nilai tersebut lebih besar daripada 0,05, sehingga hipotesis nol tidak dapat ditolak dan tidak terdapat bukti autokorelasi tersisa pada ketiga model asimetris. Hasil ARCH-LM pada lag 5 menunjukkan *p-value* di atas 0,05 untuk seluruh model, sehingga hipotesis nol tidak adanya efek ARCH tersisa tidak dapat ditolak. Dengan demikian, dari sisi diagnostik residual, EGARCH, GJR-GARCH, dan TGARCH memenuhi kriteria yang ditetapkan, sedangkan GARCH simetris masih menunjukkan indikasi autokorelasi residual.

Dari sisi stabilitas parameter, statistik Nyblom untuk GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, dan T-GARCH masing-masing sebesar 31,3916, 2,3847, 18,2362, dan 2,0614. Nilai statistik GARCH dan GJR-GARCH relatif besar. Sebaliknya, EGARCH dan T-GARCH menghasilkan nilai statistik yang berdekatan pada nilai yang lebih rendah, sehingga menunjukkan indikasi stabilitas parameter yang lebih baik. Namun, stabilitas parameter bukan satu-satunya dasar pemilihan model dan perlu dipertimbangkan bersama kriteria informasi, diagnostik residual, serta akurasi peramalan. Evaluasi akurasi peramalan *out-of-sample* pada skala harga IHSG menunjukkan kinerja yang relatif berdekatan antar-model. GARCH menghasilkan MAE terendah sebesar 77,3543, sedangkan T-GARCH menghasilkan RMSE terendah sebesar 110,2134. EGARCH menghasilkan MAE sebesar 77,4582 dan RMSE sebesar 110,2389, yang hanya lebih tinggi 0,0255 poin dari RMSE TGARCH. Dengan demikian, tidak ada model yang unggul secara mutlak pada seluruh ukuran akurasi.

Melalui evaluasi berjenjang dan menyeluruh, ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* dipilih sebagai model akhir. Pertama, EGARCH menghasilkan nilai AIC dan BIC terendah pada distribusi *Skewed Student-t*, yaitu masing-masing sebesar −6,7881 dan −6,7633. Ketiga, EGARCH menghasilkan RMSE sebesar 110,2389 yang secara praktis kompetitif dengan RMSE terendah milik TGARCH, meskipun MAE-nya bukan yang terendah. Keempat, EGARCH secara struktural mampu mengakomodasi respons volatilitas yang berbeda terhadap guncangan positif dan negatif, sejalan dengan indikasi efek asimetris pada hasil Engle-Ng Sign Bias Test. Meskipun demikian, hasil Nyblom menunjukkan bahwa stabilitas parameter EGARCH masih perlu diperhatikan. Oleh karena itu, pemilihan EGARCH sebagai model akhir didasarkan pada pertimbangan beberapa kriteria, bukan pada keunggulan mutlak terhadap seluruh model pembanding. Persamaan model rerata dan model variansi dari ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* disajikan sebagai berikut.

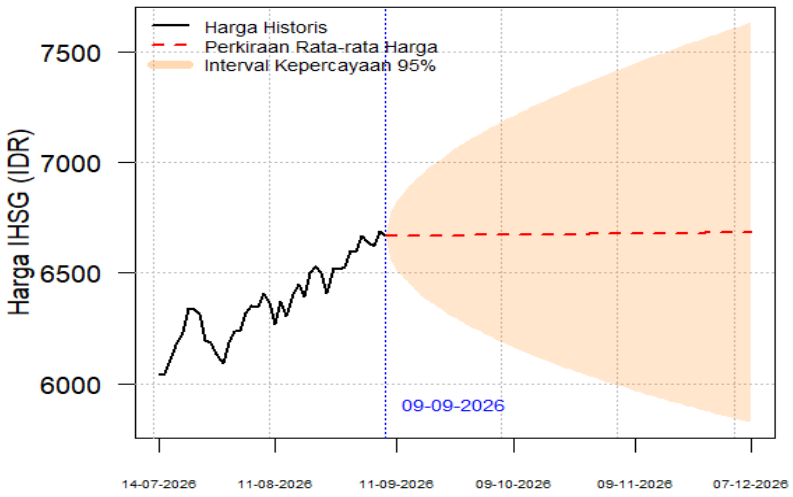
$$\begin{aligned} \text{Model rerata}: \quad & Y_t = 0.153993Y_{t-1} - 0.699717Y_{t-2} - 0.197465\epsilon_{t-1} + 0.658134\epsilon_{t-2} + \epsilon_t \\ \text{Model Varians}: \quad & \ln(\sigma_t^2) = -0.288578 - 0.091209\left(|z_{t-i}| - \mathbb{E}|z_{t-i}|\right) + 0.179785z_{t-1} \\ & \qquad + 0.969649\ln(\sigma_{t-1}^2) \end{aligned} \tag{13}$$

Selanjutnya, evaluasi *backtesting* dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam meramalkan harga IHSG pada data *out-of-sample* dengan 258 observasi. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan harga aktual dengan harga hasil rekonstruksi dari peramalan *log return* satu langkah ke depan. Hasil evaluasi yang diperoleh menunjukkan MAE sebesar 77,4582 dan RMSE sebesar 110,2389 pada skala harga IHSG. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model EGARCH menghasilkan akurasi peramalan yang kompetitif dibandingkan model pembanding, Meskipun tidak unggul pada seluruh ukuran akurasi.



Gambar 3. Plot *Backtesting* Model Akhir pada data O*ut-of-Sample* Harga IHSG

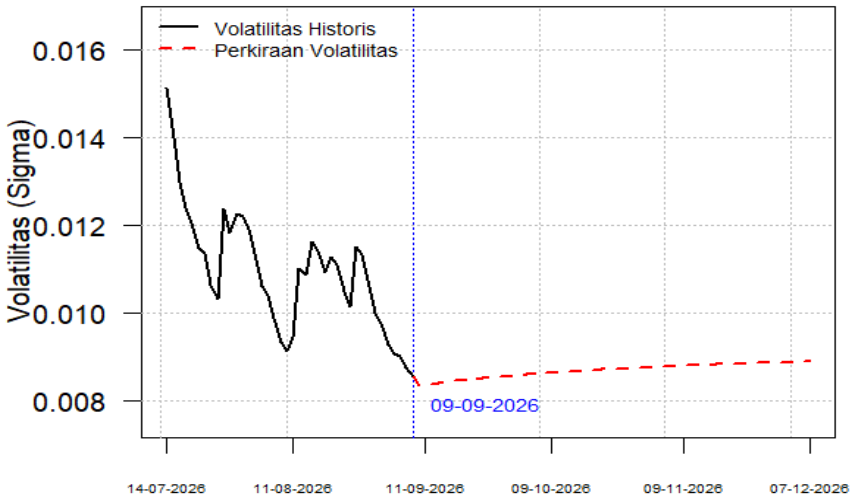
Setelah dilakukan evaluasi *backtesting*, model ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* selanjutnya digunakan untuk meramalkan harga IHSG selama 63 hari bursa ke depan. Peramalan dilakukan setelah model akhir diestimasi ulang menggunakan seluruh data historis hingga 9 September 2026. Harga penutupan pada 9 September 2026 digunakan sebagai titik awal rekonstruksi harga, sedangkan ramalan harga pertama mengacu pada hari bursa berikutnya. Periode peramalan mencakup 63 hari bursa ke depan, dan tanggal pada Gambar 4 serta Gambar 5 mengikuti kalender hari bursa Bursa Efek Indonesia.



Gambar 4. Plot Hasil Peramalan Model Akhir Harga IHSG 3 Bulan Kedepan

Gambar 4 menyajikan hasil peramalan harga IHSG selama 63 hari bursa ke depan atau sekitar tiga bulan. Peramalan dilakukan menggunakan model ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* yang diestimasi ulang menggunakan seluruh data historis hingga 9

September 2026. Hasil peramalan *return* kemudian direkonstruksi berdasarkan harga penutupan terakhir untuk memperoleh lintasan harga IHSG pada periode mendatang. Garis merah putus-putus menunjukkan nilai ramalan harga, sedangkan area berwarna menunjukkan interval prediksi 95%. Grafik memperlihatkan bahwa nilai ramalan harga cenderung mendatar selama horizon peramalan. Sementara itu, interval prediksi semakin lebar seiring bertambahnya horizon. Pelebaran ini menunjukkan meningkatnya ketidakpastian ramalan harga untuk periode yang lebih jauh. Dengan demikian, hasil peramalan perlu diinterpretasikan sebagai estimasi beserta rentang ketidakpastiannya, bukan sebagai kepastian bahwa harga IHSG akan mengikuti lintasan yang diprediksi.



Gambar 5. Plot Forecasting Model Final Volatilitas IHSG 3 Bulan Kedepan

Sebagai pelengkap peramalan harga, Gambar 5 menyajikan hasil peramalan volatilitas kondisional IHSG selama 63 hari bursa ke depan atau sekitar tiga bulan. Peramalan dilakukan menggunakan model ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* yang diestimasi menggunakan seluruh data historis hingga 9 September 2026. Grafik menunjukkan bahwa volatilitas historis cenderung menurun menjelang akhir periode pengamatan. Selanjutnya, volatilitas yang diramalkan meningkat secara bertahap selama *horizon* peramalan. Hasil peramalan menunjukkan bahwa volatilitas harian diproyeksikan meningkat dari 0,8342% pada akhir bulan pertama periode peramalan menjadi 0,8883% pada akhir bulan ketiga. Kenaikan ini setara dengan peningkatan volatilitas tahunan dari sekitar 13,24% menjadi 14,10%, dengan menggunakan faktor annualisasi 252 hari bursa. Pola tersebut menunjukkan bahwa model memproyeksikan kenaikan volatilitas yang relatif moderat selama periode peramalan. Namun, kenaikan ini tidak dengan sendirinya menunjukkan bahwa pasar akan mengalami gejolak ekstrem. Hasil tersebut merupakan proyeksi berdasarkan pola historis dan karakteristik model, bukan kepastian mengenai kondisi pasar pada masa mendatang. Dengan demikian, Gambar 5 melengkapi hasil peramalan harga pada Gambar 4 melalui informasi mengenai dinamika volatilitas kondisional. Kedua hasil peramalan tersebut memberikan gambaran mengenai lintasan harga yang diproyeksikan dan perubahan volatilitas yang menyertainya. Informasi ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam mengevaluasi ketidakpastian

pergerakan IHSG, dengan tetap memperhatikan keterbatasan model dan kemungkinan munculnya guncangan pasar yang tidak tercermin dalam data historis.

4. Simpulan

Penelitian ini memodelkan dan meramalkan volatilitas *log return* IHSG periode 4 Januari 2016 hingga 9 September 2026 menggunakan pendekatan *hybrid* ARMA-GARCH. Hasil analisis menunjukkan bahwa *log return* IHSG telah stasioner dan dapat dimodelkan menggunakan ARMA(2,2). Namun, residual model rerata masih menunjukkan efek ARCH. Oleh karena itu, pemodelan dilanjutkan menggunakan keluarga GARCH, termasuk model simetris dan asimetris. Hasil *Engle-Ng Sign Bias Test* menunjukkan adanya indikasi efek asimetris yang belum sepenuhnya ditangkap oleh model GARCH simetris. Berdasarkan kriteria AIC dan BIC, diagnostik residual, stabilitas parameter, serta kinerja peramalan *out-of-sample*, model ARMA(2,2)-EGARCH(1,1) dengan distribusi *Skewed Student-t* dipilih sebagai model akhir. Model tersebut menghasilkan MAE sebesar 77,4582 dan RMSE sebesar 110,2389 pada skala harga IHSG. Selanjutnya, model digunakan untuk meramalkan harga IHSG selama 63 hari bursa atau sekitar tiga bulan ke depan, disertai interval prediksi 95%.

Hasil peramalan menunjukkan bahwa volatilitas harian IHSG diproyeksikan meningkat dari 0,8342% pada akhir bulan pertama menjadi 0,8883% pada akhir bulan ketiga. Nilai tersebut setara dengan peningkatan volatilitas tahunan dari 13,24% menjadi 14,10%, berdasarkan asumsi 252 hari perdagangan dalam satu tahun. Peningkatan ini menunjukkan kecenderungan kenaikan volatilitas selama periode proyeksi. Namun, hasil tersebut perlu diinterpretasikan sebagai proyeksi berdasarkan model, bukan sebagai kepastian mengenai kondisi pasar pada masa mendatang. Secara keseluruhan, penelitian ini telah mengidentifikasi model *hybrid* yang sesuai berdasarkan kriteria evaluasi yang digunakan dan menerapkannya untuk meramalkan harga serta volatilitas IHSG. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan efek asimetris melalui EGARCH merupakan alternatif yang relevan untuk menggambarkan dinamika volatilitas IHSG. Temuan ini dapat menjadi masukan bagi investor, manajer risiko, dan pengambil kebijakan dalam memahami ketidakpastian pasar modal. Penelitian selanjutnya dapat membandingkan kinerja EGARCH dengan model volatilitas lain, seperti APARCH, FIGARCH, atau pendekatan *machine learning*, serta mengevaluasi ketahanan model pada periode krisis dan peristiwa pasar ekstrem.

Daftar Pustaka

[1] W. Akbariaza, “Impact of Macroeconomic Indicators on The Indonesia Stock Exchange (IDX) Composite Index Performance,” *Int. J. Curr. Sci. Res. Rev.*, vol. 07, no. 08, pp. 6701–6708, 2024.

[2] N. Nurhayati, W. Apriani, and A. W. Bustan, “Value at Risk Prediction for the GJR-GARCH Aggregation Model,” *Pattimura Int. J. Math.*, vol. 1, no. 1, pp. 01–06, 2022, doi: 10.30598/pijmathvol1iss1pp01-06.

[3] N. Nurhayati, Z. Razi, and W. Apriani, “Pemodelan Dan Prediksi Curah Hujan Menggunakan Imbal Hasil Heteroskedastis Di Kabupaten Bandung.,” *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.*, vol. 5, no. 3, pp. 2303–2319, 2024.

[4] E. Fauziyah, D. Ispriyanti, and T. Tarno, “Pemodelan Dan Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan ARIMAX-TARCH,” *J. Gaussian*, vol. 10, no. 1982, pp. 594–604, 2021.

[5] T. Bollerslev, “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” *J. Econom.*, vol. 31, no. 3, pp. 307–327, 1986, doi: https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1.

[6] N. Nurhayati and A. Fitriawati, "ARIMA – GGJR – GARCH Modeling of Asymmetric Conditional Volatility in Wind Speed Time Series," *CAUCHY – J. Mat. Murni dan Apl.*, vol. 11, no. 1, pp. 887–903, 2026.

[7] F. Aliyev, R. Ajayi, and N. Gasim, "Modelling asymmetric market volatility with univariate GARCH models: Evidence from Nasdaq-100," *J. Econ. Asymmetries*, vol. 22, no. September 2019, p. e00167, 2020, doi: 10.1016/j.jeca.2020.e00167.

[8] M. Sheraz and I. Nasir, "Information-theoretic measures and modeling stock market volatility: A comparative approach," *Risks*, vol. 9, no. 5, 2021, doi: 10.3390/risks9050089.

[9] R. F. Engle and V. K. Ng, "Measuring and Testing the Impact of News on Volatility," *J. Finance*, vol. 48, no. 5, p. 1749, 1993, doi: 10.2307/2329066.

[10] C. Dritsaki, "An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling : Evidence from the Stockholm Stock Exchange," pp. 366–390, 2017, doi: 10.4236/jmf.2017.72020.

[11] L. R. Glosten, R. Jagannathan, and D. E. Runkle, "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks," *J. Finance*, vol. 48, no. 5, pp. 1779–1801, 1993, doi: https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x.

[12] J. M. Zakoian, "Threshold heteroskedastic models," *J. Econ. Dyn. Control*, vol. 18, no. 5, pp. 931–955, 1994, doi: 10.1016/0165-1889(94)90039-6.

[13] B. Dinga, J. H. Claver, K. K. Cletus, and S. F. Che, "Modeling and Predicting Exchange Rate Volatility: Application of Symmetric GARCH and Asymmetric EGARCH and GJR-GARCH Models," *J. Cameroon Acad. Sci.*, vol. 19, no. 2, pp. 155–178, 2023, doi: 10.4314/jcas.v19i2.6.

[14] Y. Xiang, "Using ARIMA-GARCH Model to Analyze Fluctuation Law of International Oil Price," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2022, no. 1, p. 3936414, 2022, doi: 10.1155/2022/3936414.

[15] R. Hafizhah, A., D. A. I. Maruddani, and R. Santoso, "Perbandingan metode exponential garch (egarch) dan glosten-jagannathan-runkle garch (gjr-garch) pada model volatilitas saham tunggal," *J. Gaussian*, vol. 13, no. 1, pp. 199–209, 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.1.199-209.

[16] A. H. Ariyoga and L. W. Aeli, "Comparison of the TGARCH and EGARCH model in forecasting the closing stock price of PT. Bank central Asia TbK," in *In AIP Conference Proceedings*, 2025, p. 020040.

[17] N. Nurhayati, M. R. Hamidi, U. Mukhaiyar, and K. N. Sari, "Spatio-Temporal Modeling Of Semi-Heteroskedastic Rainfall Data Using A Gstar-Garch Framework," *BAREKENG J. Math. Its Appl.*, vol. 20, no. 4, pp. 3371–3390, 2026.

[18] D. Rakshit, R. K. Paul, W. Emam, Y. Tashkandy, and C. Chesneau, "Memodelkan Volatilitas Asimetris : Dampak Berita Pendekatan Kurva," pp. 1–14, 2023.