



Analisis Pengaruh BI Rate dan Kurs Terhadap Volatilitas Saham BCA Dengan GARCH-X

Rakhmadiani Ardinda Chaerunnisa, Ayatundira Setyoningrum, Ichlasul Amal Al Ulil Haq,
Piero Muharoja Anantra*, Emeralita Wistyaka Rani

Fakultas Teknologi Informasi dan Sains Data, Program Studi Sains Data, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

Email: ¹rakhmadianiardinda@student.uns.ac.id, ²ayatundira@student.uns.ac.id, ³ichlasul2606@student.uns.ac.id,

^{4,*}pierredavinc0@student.uns.ac.id, ⁵emeralita@student.uns.ac.id

Email Penulis Korespondensi: pierredavinc0@student.uns.ac.id

Abstrak—Sektor perbankan di Indonesia memiliki sensitivitas tinggi terhadap dinamika makroekonomi, di mana ketidakpastian pasar sering kali dipicu oleh guncangan eksternal maupun kebijakan domestik. Masalah utama yang diangkat dalam studi ini adalah sejauh mana variabel makroekonomi mampu mempengaruhi volatilitas harga saham unggulan di tengah kondisi ekonomi yang fluktuatif. Penelitian ini menelaah secara spesifik pengaruh suku bunga acuan Bank Indonesia (BI Rate) dan nilai tukar USD/IDR terhadap volatilitas return saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) periode 1 Januari 2018 hingga 31 Oktober 2025. Metode analisis menggunakan pendekatan ekonometrika time series dengan fokus pada pemodelan volatilitas bersyarat menggunakan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity dengan variabel eksogen (GARCH-X), di mana BI Rate dan nilai tukar dimasukkan ke dalam persamaan varians. Tahapan pengujian dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R, mencakup uji stasioneritas, deteksi efek heteroskedastisitas, serta komparasi model sGARCH-X, eGARCH-X, dan GJR-GARCH-X. Penentuan model optimal dilakukan dengan mengevaluasi nilai log-likelihood maksimum serta kriteria informasi Akaike (AIC) dan Bayesian (BIC). Hasil estimasi menunjukkan bahwa model eGARCH-X merupakan model terbaik, yang mengindikasikan adanya efek asimetris dalam volatilitas saham BBCA. Pada model ini, BI Rate berpengaruh negatif dan signifikan terhadap volatilitas, yang menunjukkan bahwa kebijakan suku bunga berperan sebagai stabilisator dalam meredam risiko pasar. Sementara itu, nilai tukar cenderung berpengaruh positif terhadap volatilitas saham, namun pengaruh tersebut bersifat marginal dan tidak selalu signifikan secara statistik. Temuan ini menegaskan bahwa kebijakan moneter dan dinamika nilai tukar memiliki peran penting dalam pembentukan volatilitas saham perbankan, serta menjadi pertimbangan krusial bagi investor dalam merumuskan strategi manajemen risiko.

Kata Kunci: Volatilitas Saham; Nilai Tukar; BI Rate; Model sGARCH; BBCA

Abstract—The Indonesian banking sector exhibits high sensitivity to macroeconomic dynamics, where market uncertainty is frequently triggered by external shocks and domestic policy adjustments. The main issue addressed in this study is the extent to which macroeconomic variables influence stock return volatility under fluctuating economic conditions. This research specifically examines the impact of the Bank Indonesia (BI) reference interest rate and the USD/IDR exchange rate on the return volatility of PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) over the period from January 1, 2018, to October 31, 2025. The analysis employs a time-series econometric approach focusing on conditional volatility modeling using the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity model with exogenous variables (GARCH-X), in which the BI Rate and exchange rate are incorporated into the variance equation. The estimation procedure is conducted using the R programming language and includes stationarity testing, detection of heteroskedasticity effects, and comparative evaluation of the sGARCH-X, eGARCH-X, and GJR-GARCH-X models. Model selection is based on the maximum log-likelihood value as well as the minimum Akaike Information Criterion (AIC) and Bayesian Information Criterion (BIC). The empirical results indicate that the eGARCH-X model provides the best fit, suggesting the presence of asymmetric behavior in BBCA stock volatility. Within this model, the BI Rate exhibits a negative and statistically significant effect on volatility, implying that monetary policy plays a stabilizing role in mitigating market risk. In contrast, the exchange rate tends to exert a positive influence on stock volatility, although its effect is marginal and not consistently significant at the 5% significance level. These findings highlight the importance of asymmetric GARCH modeling in capturing the response of banking stock volatility to monetary policy and exchange rate dynamics, and they provide relevant insights for investors in formulating effective risk management strategies.

Keywords: Stock Volatility; Exchange Rate; BI Reference Rate; sGARCH Model; BBCA

1. PENDAHULUAN

Kondisi saham di Indonesia pada saat ini berkembang pesat. Dalam beberapa tahun terakhir, minat masyarakat Indonesia terhadap saham sangat tinggi. Teknologi informasi yang semakin maju saat ini mudah diakses oleh masyarakat, sehingga banyak masyarakat yang tertarik mempelajari saham. Pemahaman yang baik mengenai konsep keuangan menjadi faktor penting bagi investor dalam menilai risiko dan keuntungan investasi saham. Masyarakat yang memiliki tingkat literasi keuangan digital yang tinggi cenderung lebih percaya diri dalam mengambil keputusan investasi, sehingga lebih aktif berpartisipasi di pasar modal [1].

Perkembangan pesat pasar modal Indonesia mendorong semakin banyak investor baru menyalurkan dana mereka melalui instrumen saham [2]. Keterlibatan masyarakat secara aktif berperan sangat penting dalam menjaga stabilitas serta mendorong pertumbuhan ekonomi nasional. Investasi saham termasuk dalam kategori investasi yang memiliki tingkat risiko cukup besar. Nilai saham dapat berubah dengan cepat dalam periode waktu yang singkat, dan banyak faktor yang dapat mempengaruhi pergerakan, seperti kondisi sosial maupun politik (Mahardhika & Zakiyah, 2020). Maka, investor harus melakukan analisis berbagai faktor yang mempengaruhi harga saham agar dapat memperkirakan pergerakan harga saham secara lebih akurat di masa mendatang [3].

Perekonomian suatu negara dapat bertumpu pada keberadaan pasar keuangan yang memegang peranan fundamental sebagai mekanisme utama pembentukan pasar modal [4]. Sebagai mekanisme keuangan, pasar-modal dapat menjadi sarana penghubung pihak pelaku usaha dan pihak pemilik modal. Saham memiliki peranan penting dalam



perekonomian karena mencerminkan harapan dan penilaian investor terhadap kondisi makro ekonomi suatu negara [5]. Stabilitas politik dan kebijakan pemerintah juga berperan penting dalam menjaga kepercayaan investor, sebab ketidakpastian politik dapat meningkatkan volatilitas pasar saham.

Pasar saham diminati oleh masyarakat karena dapat meningkatkan kesejahteraan finansial sekaligus memperkuat perekonomian [6]. Partisipasi aktif dalam pasar saham memberikan manfaat berupa kesempatan memperoleh keuntungan, membangun kepercayaan diri dalam pengambilan keputusan keuangan, serta memperluas pengetahuan finansial [7]. Keterlibatan masyarakat dalam saham tidak hanya memberi dampak pada individu, tetapi juga mendukung stabilitas ekonomi secara keseluruhan [6]. Selain itu, aktivitas investasi saham semakin digemari karena dianggap mampu memberikan akses terhadap pertumbuhan ekonomi dan menjadi simbol partisipasi masyarakat dalam sistem keuangan modern [8].

PT Bank Central Asia merupakan salah satu bank terbesar di Indonesia dengan reputasi sangat baik di pasar saham yang didirikan pada tahun 1957, dan telah berkembang menjadi salah satu institusi keuangan terkemuka dengan jaringan luas yang mencakup seluruh Indonesia [9]. Kinerja keuangan perusahaan yang stabil dan prospek pertumbuhan yang positif menjadikan saham BCA sebagai salah satu pilihan utama bagi para investor. Meskipun memiliki dasar fundamental yang kuat, pergerakan harga saham BCA tetap dipengaruhi oleh berbagai dinamika dan kondisi pasar yang kompleks [9].

Saham PT Bank Central Asia Tbk merupakan salah satu saham unggulan di Bursa Efek Indonesia karena didukung oleh kinerja keuangan perusahaan yang stabil dan reputasi BCA sebagai bank swasta terbesar di Indonesia [5]. Likuiditas saham BBCA sangat tinggi, ditunjukkan dengan volume perdagangan yang konsisten besar, sehingga menjadikannya pilihan utama bagi investor [10]. Selain itu, pergerakan harga saham BBCA relatif stabil, sehingga meningkatkan kepercayaan masyarakat untuk menjadikannya investasi jangka panjang [9]. Saham BBCA memiliki kapitalisasi pasar yang besar, sehingga sering dijadikan acuan dalam pergerakan indeks saham di Indonesia [11]. Opini publik turut memengaruhi dinamika saham BBCA, di mana sentimen positif masyarakat terhadap BCA memperkuat minat beli dan menjaga stabilitas harga saham di pasar modal. Dengan reputasi yang kuat, likuiditas tinggi, dan kepercayaan masyarakat, saham BBCA menjadi salah satu investasi paling diminati di Indonesia.

Makroekonomi secara komprehensif mengkaji interaksi pasar keuangan dan stabilitas ekonomi nasional. Dalam konteks Indonesia, kebijakan BI Rate berperan vital sebagai pengendali likuiditas yang secara langsung memengaruhi biaya dana dan valuasi aset investasi [12]. Di sisi lain, volatilitas nilai tukar berfungsi sebagai indikator eksternal krusial yang berdampak pada return saham melalui jalur risiko kurs dan arus modal internasional [13]. Oleh karena itu, sinergi antara BI Rate dan kurs menjadi variabel kunci dalam menganalisis dinamika volatilitas pasar saham domestik.

Nilai tukar memiliki dampak signifikan terhadap pergerakan IHSG, berbeda dengan BI Rate yang cenderung tidak berpengaruh, namun riset ini belum menyentuh aspek pemodelan volatilitas. Sementara itu, Anggraini, Sudarno, dan Raihan (2023) [14] melalui model ARCH(1) membuktikan adanya pengaruh signifikan variabel makroekonomi terhadap volatilitas emiten non-perbankan. Meski demikian, penelitian tersebut belum menguji dampak simultan BI Rate dan kurs pada sektor perbankan yang secara teoritis lebih sensitif terhadap kebijakan moneter.

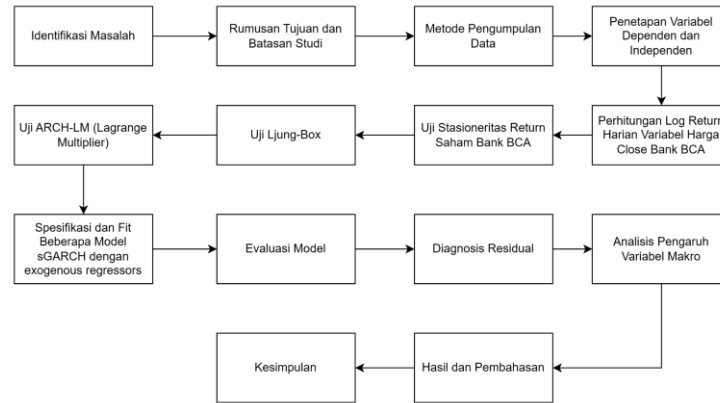
Lebih lanjut, Wasiaturrahma, Putri, dan Ajija (2025) [13] menerapkan pendekatan MS-eGARCH untuk mendeteksi asimetri volatilitas pada return LQ45 akibat fluktuasi kurs. Kendati hasilnya signifikan, fokus studi tersebut terbatas pada indeks pasar agregat dan tidak menyertakan BI Rate sebagai determinan utama. Keterbatasan ini menyisakan celah riset mengenai pengaruh simultan suku bunga dan nilai tukar terhadap volatilitas spesifik saham individual perbankan, yang memiliki karakteristik risiko berbeda dibandingkan indeks gabungan.

Penelitian ini bertujuan mengisi celah literatur tersebut dengan menganalisis pengaruh simultan BI Rate dan Nilai Tukar Rupiah terhadap volatilitas return saham BBCA. BBCA dipilih sebagai proksi utama mengingat posisinya sebagai emiten perbankan dengan kapitalisasi terbesar dan likuiditas tertinggi di Indonesia. Analisis ini diharapkan memberikan bukti empiris spesifik mengenai besarnya kontribusi kebijakan moneter dan dinamika eksternal terhadap tingkat ketidakpastian harga saham di sektor perbankan.

Volatilitas pasar saham umumnya menunjukkan fenomena volatility clustering, yaitu periode tenang diikuti oleh periode fluktuasi tinggi, sehingga model linier klasik tidak mampu menangkap dinamika tersebut secara akurat. Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) dikembangkan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas dan memberikan estimasi volatilitas yang lebih realistis dalam konteks pasar keuangan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini memiliki serangkaian proses analisis yang perlu dijelaskan secara runtut agar mudah dipahami. Oleh karena itu, proses penelitian divisualisasikan dalam bentuk flowchart yang berfungsi untuk menunjukkan urutan langkah-langkah utama secara sistematis dan terstruktur. Penyajian alur penelitian dalam bentuk visual ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tahapan penelitian yang dilakukan, mulai dari identifikasi permasalahan, perumusan tujuan dan batasan penelitian, pengumpulan data, hingga proses pengolahan dan analisis data yang digunakan. Selain itu, flowchart juga menggambarkan tahapan pengujian dan evaluasi model yang diterapkan dalam penelitian, sehingga alur analisis dapat dipahami dengan lebih jelas dan terarah. Dengan adanya visualisasi ini, pembaca diharapkan dapat mengikuti setiap tahapan penelitian secara logis serta memahami keterkaitan antarproses yang dilakukan. Flowchart penelitian secara lengkap disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Flowchart pada Gambar 1 menggambarkan rangkaian proses penelitian secara menyeluruh, dimulai dari identifikasi masalah dan penentuan tujuan studi, pengumpulan data sekunder, hingga penetapan variabel penelitian. Tahapan analitis dilakukan secara sistematis, mencakup perhitungan log return, pengujian stasioneritas, deteksi autokorelasi dan heteroskedastisitas, serta pemodelan volatilitas menggunakan sGARCH, eGARCH, dan GJR-GARCH. Selanjutnya model dievaluasi melalui kriteria informasi dan pengujian residual untuk memastikan kecocokan model. Tahap akhir berupa analisis pengaruh variabel makro dan penarikan kesimpulan hasil penelitian. Berikut ini merupakan penjelasan secara rinci mengenai setiap tahapan penelitian yang dilakukan, yang mencakup seluruh rangkaian proses analisis

2.1 Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder dengan jangka waktu pengamatan dari 1 Januari 2018 hingga 31 Oktober 2025 agar dapat menangkap dinamika pasar saham secara komprehensif, mencakup fase sebelum, selama, dan pasca-pandemi, sehingga memungkinkan pengukuran volatilitas yang lebih representatif. Terdapat tiga kategori data yang digunakan, yaitu data harga close saham BBCA, data nilai tukar USD/IDR, serta data suku bunga Bank Indonesia (BI Rate) seperti yang terlihat pada Tabel 1. Data harga saham BBCA dan nilai tukar USD/IDR diperoleh dari *Yahoo Finance* dalam frekuensi harian. Kedua jenis data tersebut mencerminkan dinamika pasar keuangan yang selalu berubah setiap hari perdagangan. Sementara itu, informasi mengenai BI Rate diambil dari situs resmi Bank Indonesia. Berbeda dengan data pasar keuangan, BI Rate tidak dirilis setiap hari, melainkan diumumkan pada waktu-waktu tertentu sesuai dengan jadwal Rapat Dewan Gubernur. Oleh karena itu, frekuensi data BI Rate tidak seragam dengan kedua variabel lainnya.

Tabel 1. Sample Dataset

Tanggal	Close BBCA	Kurs USD/IDR	BI Rate (%)
2018-01-18	4.515	13.336	4,25
2018-01-19	4.490	13.334	4,25
2018-01-22	4.495	13.325	4,25
2018-01-23	4.430	13.342	4,25
2018-01-24	4.415	13.336	4,25

2.2 Penetapan Variabel Dependen dan Independen

Variabel dependen dalam penelitian ini adalah return harian saham BBCA (R_t) yang dihitung melalui metode log return. Metode ini dipilih karena memiliki stabilitas statistik yang lebih baik dan sering dipergunakan dalam analisis deret waktu di pasar modal saat ini, terutama dalam pemodelan volatilitas serta karakteristik pengembalian saham. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa log return lebih mendekati distribusi normal dan ideal untuk analisis volatilitas dalam jangka pendek [15].

Variabel independen dalam penelitian ini mencakup BI Rate dan nilai tukar USD/IDR sebagai indikator makroekonomi yang mempengaruhi risiko dan volatilitas pasar saham. BI Rate digunakan sebagai representasi kebijakan moneter yang berlaku, dan karena tidak diperbarui setiap hari, data tersebut diproses menggunakan metode forward fill, yaitu mempertahankan nilai suku bunga sampai adanya pengumuman resmi berikutnya. Suku bunga kebijakan dikenal sebagai sinyal moneter yang dapat mempengaruhi return dan volatilitas saham Indonesia [16].

Sementara itu, nilai tukar USD/IDR digunakan untuk mencerminkan sensitivitas eksternal perekonomian Indonesia terhadap tekanan global. Fluktuasi nilai tukar terbukti dapat meningkatkan ketidakpastian pasar karena berpengaruh pada biaya impor, eksposur valuta asing perusahaan, serta persepsi risiko investor. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pergerakan nilai tukar memiliki keterkaitan signifikan dengan dinamika harga dan return saham di Indonesia [17].

2.3 Perhitungan Log Return Harian Variabel Harga Close Bank BCA

Return (R_t) adalah keuntungan yang diperoleh dari investasi, dihitung berdasarkan perubahan harga saham dari satu



periode ke periode berikutnya. Secara matematis, return dapat dinyatakan sebagai log return:

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (1)$$

P_t adalah harga penutupan saham pada periode t , dan P_{t-1} adalah harga penutupan periode sebelumnya. Untuk memudahkan perhitungan dan pemahaman, log return dapat dikalikan dengan 100 untuk merepresentasikannya dalam bentuk persentase. Secara matematis dapat ditulis:

$$R_t = 100 \times \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (2)$$

2.4 Uji Stasioneritas Return Saham Bank BCA

Uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan metode statistik yang dirancang untuk menguji keberadaan *unit root* dalam sebuah model. Model dikatakan tidak stasioner bila memiliki *unit root*. Uji ADF diterapkan pada data return Bank BCA untuk memastikan tidak ada pola tren sehingga data siap dimodelkan. Secara matematis, uji ADF dirumuskan pada persamaan berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (3)$$

Dengan Y_t merupakan selisih pertama dari data return, α merupakan konstanta, δ merupakan koefisien yang diuji, β merupakan koefisien untuk lag tambahan, serta ϵ_t merupakan error atau *white noise*. Sementara itu, variabel kurs USD/IDR dan BI Rate tidak diperlakukan sebagai variabel utama, melainkan berfungsi sebagai variabel eksternal (*regressor*) yang dimasukkan ke dalam persamaan varians melalui pendekatan sGARCH.

2.5 Uji Ljung-Box

Pengujian Ljung-Box digunakan untuk mendeteksi adanya autokorelasi pada model yang telah diestimasi [18]. Uji dilakukan pada return saham Bank BCA untuk menentukan apakah return saat ini dapat diprediksi oleh return masa lalu. Hipotesis yang digunakan adalah H_0 yakni tidak adanya autokorelasi pada deret return hingga lag L yang ditentukan (return bersifat *white noise*), sedangkan H_1 , terdapat autokorelasi pada deret return. Statistik uji yang digunakan adalah statistik $Q(\hat{r})$ yang dirumuskan oleh Ljung dan Box. Secara matematis dapat dituliskan seperti pada persamaan berikut:

$$Q(\hat{r}) = n(n+2) \sum_{k=1}^m (n-k)^{-1} \widehat{r}_k^2 \quad (4)$$

Di mana n merupakan jumlah observasi, m adalah jumlah lag yang diuji, serta r_k merupakan autokorelasi sampel pada lag ke- k . Jika $p\text{-value} > 0,05$ artinya tidak ada autokorelasi yang signifikan pada deret *return* (gagal menolak H_0). Jika H_0 diterima maka tidak ada ARMA yang diperlukan. Sebaliknya, jika $p\text{-value} < 0,05$ artinya ada autokorelasi yang signifikan berarti return saat ini dipengaruhi oleh return masa lalu (menolak H_0). Jika H_1 diterima maka ada autokorelasi, sehingga *term* ARMA ($p, q > 0$) diperlukan [19][20].

2.6 Uji ARCH-LM (*Lagrange Multiplier*)

Metode ARCH-LM merupakan metode statistik yang dikembangkan oleh Engle (1982) [27] untuk deteksi adanya efek heteroskedastisitas bersyarat dalam residual model time series [18]. Uji ini dilakukan sebagai syarat utama menggunakan model GARCH. Hipotesis yang digunakan adalah H_0 tidak ada efek ARCH (atau tidak ada heteroskedastisitas bersyarat). Sedangkan H_1 terdapat efek ARCH (atau ada heteroskedastisitas bersyarat). Secara matematis, mengacu pada penelitian [18], rumus uji ARCH-LM ditulis pada persamaan berikut:

$$e_t^2 = \widehat{\alpha}_0 + \sum_{s=1}^q e_{t-s}^2 \quad (5)$$

Di mana e^2 merupakan residual deret dan α merupakan koefisien yang diestimasi dari model.

2.7 Spesifikasi dan Fit Beberapa Model GARCH dengan *exogenous regressors*

Model GARCH pada dasarnya terdiri dari dua komponen utama, yaitu persamaan rata-rata (*mean equation*) dan persamaan varians (*variance equation*). Mengutip dari Nguyen (2025) [21], variabel eksogen merupakan faktor eksternal independen yang memengaruhi suatu sistem. Dalam penelitian ini, persamaan rata-rata digunakan untuk memperoleh nilai residual ϵ_t yang menggambarkan guncangan atau shock di pasar. Persamaan rata-rata yang digunakan dalam penelitian ini adalah model rata-rata konstanta, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$R_t = \mu + \epsilon_t \quad (6)$$

Dimana R_t merupakan return saham BCCA pada waktu t , μ adalah parameter konstanta yang mewakili rata-rata return harian, dan ϵ_t adalah residual yang diasumsikan *white noise*. Nilai residual (ϵ_t) ini merupakan komponen krusial yang kemudian digunakan sebagai input dalam estimasi varians pada model sGARCH, eGARCH, dan GJR-GARCH. Selanjutnya, untuk menangkap pengaruh variabel makroekonomi terhadap volatilitas, variabel penjelas ditambahkan ke dalam persamaan varians sebagaimana dirumuskan oleh Wanjuki et al. (2024) [22]. Variabel eksogen yang digunakan adalah BI Rate dan kurs USD/IDR, yang disusun dalam sebuah matriks sebagai *external regressors*. Penggunaan variabel eksogen dalam persamaan varians bertujuan untuk mengamati bagaimana risiko makroekonomi secara spesifik



memengaruhi fluktuasi volatilitas saham BBKA, sesuai dengan pendekatan Peter et al (2025) [23].

2.7.1 sGARCH

Model *Standard* GARCH (sGARCH) merupakan bentuk dasar dari GARCH yang menggambarkan volatilitas sebagai kombinasi dari *shock* (residual) dari volatilitas masa lalu. Mengacu pada notasi yang digunakan dalam Peter et al., (2025) [23] dan Saum et al., (2024) [24] persamaan varians sGARCH ditulis seperti berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \delta_1 X_{1,t} + \delta_2 X_{2,t} \quad (7)$$

Dengan σ_t^2 merupakan volatilitas bersyarat pada waktu t , adalah konstanta (> 0), $t-1$ merupakan komponen ARCH, $t-1$ merupakan komponen GARCH, $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ merupakan variabel eksogen (BI Rate dan kurs USD/IDR), serta ω , α_1 , β_1 , δ_1 , dan δ_2 merupakan koefisien parameter yang diestimasi.

2.7.2 eGARCH

Exponential GARCH (eGARCH) menggunakan transformasi logaritma pada varians sehingga tidak memerlukan pembatasan bahwa parameter harus positif. Model ini juga mampu menangkap *asymmetric effect* atau *leverage effect*, yaitu kondisi ketika *shock* negatif memberikan pengaruh yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan *shock* positif [25]. Mengacu pada notasi yang digunakan oleh [23] dan [21], persamaan model eGARCH ditulis seperti berikut:

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \alpha_1 \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \phi_1 \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \beta_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + \delta_1 X_{1,t} + \delta_2 X_{2,t} \quad (8)$$

Dengan $\log(\sigma_t^2)$ merupakan logaritma dari conditional variance, α_0 merupakan intercept atau rata-rata dari persamaan volatilitas, α_1 adalah koefisien efek ukuran yang mengukur dampak guncangan, ϕ_1 adalah koefisien efek tanda atau asimetri (dampak *good news* dan *bad news* akan berbeda jika hasil dari ϕ_1 tidak sama dengan nol), dan β_1 adalah koefisien derajat persisten volatilitas yang merupakan komponen sGARCH, merupakan residual terstandarisasi pada waktu $t - 1$, δ_1 dan δ_2 merupakan koefisien regresi untuk variabel eksogen (BI Rate dan kurs IDR), serta $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ merupakan variabel eksogen.

2.7.3 GJR-GARCH

Model *Glosten Jagannathan Runkle* GARCH (GJR-GARCH) dirancang untuk menangkap efek asimetri melalui penambahan variabel indikator yang aktif hanya ketika terjadi *shock* negatif. Dengan demikian, model ini memungkinkan volatilitas meningkat lebih tajam ketika return mengalami penurunan. Berdasarkan notasi yang digunakan oleh [23], persamaan varians GJR-GARCH dirumuskan:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \delta_1 X_{1,t} + \delta_2 X_{2,t} \quad (9)$$

Dimana σ_t^2 merupakan volatilitas bersyarat pada waktu t , ω merupakan *intercept* atau konstanta, merupakan efek guncangan asimetris yang melambangkan koefisien ARCH, melambangkan koefisien sGARCH, δ_1 dan δ_2 merupakan koefisien parameter eksogen (BI Rate dan kurs IDR), serta $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ merupakan variabel eksogen. I_{t-1} merupakan variabel indikator, nilainya akan nol bila ϵ_{t-1} lebih kecil dari nol, dan akan menjadi 1 bila ϵ_{t-1} lebih besar atau sama dengan nol. γ_1 merupakan koefisien asimetris atau *leverage effect*, bila γ_1 lebih besar dari nol, maka *bad news* akan membuat volatilitas meningkat lebih besar dibandingkan *good news*.

2.8 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengestimasi nilai parameter dari spesifikasi model yang telah dibentuk serta menentukan model yang paling baik dalam merepresentasikan karakteristik volatilitas return saham Bank BCA. Metode estimasi parameter untuk seluruh model dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang lebih unggul dalam menangkap karakteristik data *time series* yang memiliki heteroskedastisitas [32]. Proses estimasi yang dilakukan memaksimalkan fungsi parameter untuk mendapatkan nilai parameter. Setiap parameter diuji menggunakan Uji-t dan probabilitas.

Setelah melakukan estimasi pada tiga model yang ditentukan, selanjutnya adalah mengidentifikasi model yang paling optimal dan mampu menjelaskan karakteristik data. Pemilihan model dilakukan dengan mempertimbangkan nilai Log-Likelihood yang maksimal atau Maximum Likelihood Estimation (MLE), serta nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC). Mengacu pada [30], persamaan MLE ditulis seperti berikut:

$$L(\theta) = -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\log \sigma_t^2 + \frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t^2} \right] \quad (10)$$

Dengan $L(\theta)$ merupakan nilai Log-Likelihood, T merupakan jumlah total data historis yang digunakan, $\log(2\pi)$ merupakan logaritma natural dari konstan 2π , σ merupakan varians, t merupakan waktu, serta ϵ merupakan residual. AIC menilai kecocokan model dengan memberikan penalti pada kompleksitas untuk menghindari overfitting. Sedangkan BIC bekerja seperti AIC, namun memberikan penalti yang lebih ketat. Rumus AIC (11) dan BIC (12) ditulis dengan mengacu pada [29]. Di mana L pada rumus (11) dan (12) merupakan nilai Maximum Log-Likelihood dan k merupakan jumlah parameter yang diestimasi, dan n adalah jumlah total observasi (sampel).



$$AIC = -2 \ln(L) + 2k \quad (11)$$

$$BIC = -2 \ln(L) + k \ln(n) \quad (12)$$

Obanya *et al.* (2024) [26] menuliskan bahwa ketiga indikator tersebut digunakan untuk mengukur kecocokan model terhadap data aktual. Semakin besar MLE, maka kemampuan model dalam menjelaskan data semakin baik. Sebaliknya, pada nilai AIC dan BIC, semakin kecil nilainya akan menunjukkan estimasi yang lebih akurat. AIC dan BIC juga digunakan sebagai penyeimbang antara kompleksitas dan kecocokan terhadap data, seperti yang dituliskan oleh Ghosh *et al.* (2025) [27] sehingga model yang terpilih akurat dan efisien.

2.9 Diagnosis Residual

Diagnosis residual model dilakukan untuk memastikan bahwa model eGARCH telah memenuhi asumsi statistik dasar, khususnya memastikan tidak ada bagian korelasi serial dan pola heteroskedastisitas pada residual. Proses ini dilakukan melalui uji ARCH-LM dan Ljung-Box. Hipotesis yang digunakan adalah H_0 tidak ada efek ARCH pada residual, sementara H_1 terdapat efek ARCH pada residual. Prosedur ini mengacu pada standar evaluasi model seperti yang diterapkan oleh Wanjuki *et al.* (2024) [22], Jika p -value lebih besar dari batas kritis Mackinnon (5%), maka hipotesis nol diterima. Sedangkan jika p -value lebih kecil dari batas kritis Mackinnon, maka hipotesis nol ditolak dan hipotesis satu diterima. Model dianggap memadai apabila tidak terdapat efek ARCH pada residual.

2.10 Analisis Pengaruh Variabel Makro

Pengaruh variabel makro terhadap volatilitas dianalisis dan dievaluasi berdasarkan dua indikator. Nilai estimasi koefisien dipakai untuk menentukan arah pengaruh. Nilai positif menunjukkan bahwa kenaikan variabel makroekonomi akan membuat volatilitas meningkat, begitu juga sebaliknya [23]. Nilai probabilitas (p -value) digunakan untuk menguji validitas pengaruh dalam bentuk statistik. Jika nilai p -value lebih kecil dari tingkat signifikansi, maka pengaruh variabel makroekonomi dinyatakan signifikan. Apabila p -value lebih besar dari nilai signifikansi, maka pengaruh yang terjadi tidak terlalu signifikan dalam nilai statistik [27].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perhitungan Log Return Harian Variabel Harga Close Bank BCA

Ringkasan data historis setelah dilakukan transformasi log-return, disajikan pada Tabel 2 untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data sebelum dianalisis lebih lanjut

Tabel 2. Data hasil penggabungan dengan BI Rate dan kurs USD/IDR

Tanggal	Return Close Bank BCA	Kurs USD/IDR	BI Rate
2018-01-19	-0,5552	13.334	4.25
2018-01-22	0,1112	13.325	4.25
2018-01-23	0,7756	13.342	4.25
2018-01-24	-0,3316	13.336	4.25
2018-01-25	0,0000	13.298	4.25
2018-01-26	0,5521	13.299	4.25
2018-01-29	0,4395	13.296	4.25
2018-01-30	0,0000	13.367	4.25

Tabel 2 menyajikan data hasil penggabungan antara return saham Bank BCA, nilai kurs USD/IDR, dan BI Rate pada periode observasi. Melalui penggabungan ini, setiap tanggal memiliki informasi lengkap mengenai pergerakan return saham serta kondisi suku bunga dan nilai tukar, sehingga memudahkan proses pemodelan dan evaluasi pengaruh ketiga variabel tersebut. Data pada tanggal 18 Januari 2018 tidak disertakan dalam data setelah hasil perhitungan log return karena perhitungan log return memerlukan data pada hari sebelumnya. Mengingat data 18 Januari 2018 merupakan observasi pertama dalam data, sehingga nilai log return untuk tanggal tersebut tidak dapat dihitung. Oleh karena itu, data pada tanggal 18 Januari 2018 dikeluarkan melalui proses pemrograman.

3.2 Uji Stasioneritas Return Saham Bank BCA

Dalam penelitian ini, uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) hanya diterapkan pada data return BBKA. Hal ini dilakukan karena return merupakan variabel utama yang dimodelkan dalam GARCH. Model GARCH mensyaratkan bahwa variabel yang volatilitasnya akan diestimasi harus berada dalam kondisi stasioner, sehingga penting untuk memastikan bahwa return tidak menunjukkan pola tren [28]. Sementara itu, variabel kurs USD/IDR dan BI Rate tidak diperlakukan sebagai variabel utama, melainkan berfungsi sebagai variabel eksternal (regressor) yang dimasukkan ke dalam persamaan varians melalui pendekatan GARCH. Karena kedua variabel tersebut hanya digunakan sebagai variabel penjelas, model GARCH tidak mengharuskan agar kurs USD/IDR dan BI Rate berada dalam kondisi stasioner. Penelitian lain [29] juga mendukung pandangan bahwa volatilitas dibagi menjadi komponen GARCH jangka pendek dan jangka panjang yang dipengaruhi variabel penjelas. Mengubah variabel eksogenus dengan melakukan differencing tidak



dilakukan supaya tren jangka panjang bisa tertangkap dengan baik. Hasil uji ADF terhadap return saham Bank BCA ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil uji stasioneritas

Statistik ADF	P-Value
-13.41	0.01

Berdasarkan hasil uji stasioneritas pada Tabel 3, nilai statistik ADF sebesar -13.41 merupakan angka yang jauh lebih rendah dibandingkan seluruh batas kritis MacKinnon; bahkan pada level signifikansi paling ketat (1%) yang berada di angka -3.5, selisihnya masih sangat jauh. Hal ini didukung dengan nilai p-value yang berada di bawah tingkat signifikansi umum (1%, 5%, maupun 10%) yang memberikan bukti kuat bahwa hipotesis nol, yakni adanya unit root, dapat ditolak, artinya data return adalah stasioner [30].

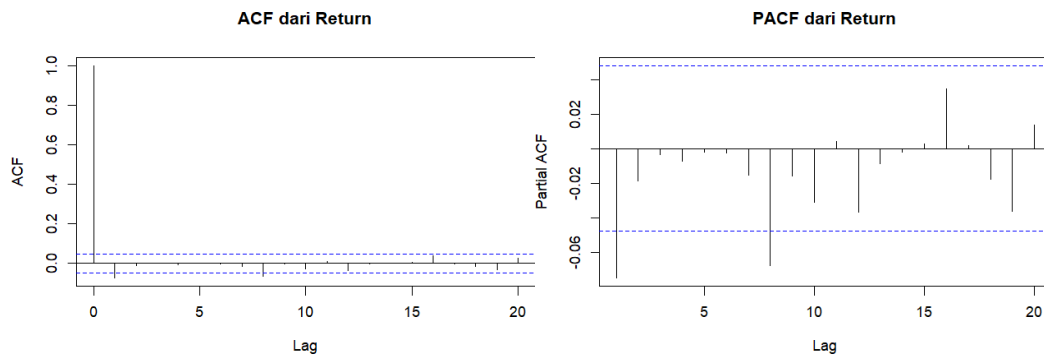
3.3 Uji Ljung-Box pada Variabel Return Saham Bank BCA

Untuk memastikan apakah return menunjukkan pola autokorelasi, dilakukan pengujian menggunakan Ljung-Box. Hasil uji Ljung-Box terhadap return saham Bank BCA ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil uji Ljung-Box

X-Squared	df (derajat kebebasan lag)	P-Value
18.546	10	0.0464

Hasil uji pada Tabel 4, menunjukkan nilai p-value berada di bawah tingkat signifikansi 0,05, sehingga hipotesis nol ditolak dan muncul indikasi autokorelasi pada return. Namun, uji Ljung-Box diketahui sensitif terhadap heteroskedastisitas (ARCH effect), sehingga temuan ini belum dapat dianggap sebagai bukti autokorelasi linear [18]. Untuk memverifikasi hasil ini, dilakukan pembuatan plot ACF dan PACF.



Gambar 2. ACF dari Return

Gambar 3. PACF dari Return

Plot ACF pada Gambar 2. serta PACF pada Gambar 3. menunjukkan bahwa hanya lag 1 ACF yang sedikit melewati batas signifikansi, sementara lag lainnya berada dalam interval kepercayaan, dan plot PACF tidak menunjukkan spike yang berarti. Pola ini menegaskan bahwa indikasi autokorelasi bersifat lemah dan tidak konsisten, serta lebih mungkin dipengaruhi oleh volatilitas terkuster daripada struktur ARIMA yang nyata. Dengan demikian, return dapat dianggap tidak memiliki autokorelasi linear yang signifikan, sehingga mean model ditetapkan sebagai ARMA(0,0).

3.4 Uji ARCH-LM (Lagrange Multiplier)

Untuk mengidentifikasi adanya heteroskedastisitas pada return saham Bank BCA, dilakukan uji ARCH-LM. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Uji ARCH-LM

X-Squared	df (derajat kebebasan lag)	P-Value
257.27	10	< 2,2 e ⁻¹⁶

Pada Tabel 5 terlihat bahwa, nilai p-value jauh lebih kecil dari 0,05, yang menunjukkan bahwa hipotesis nol dapat ditolak. Temuan ini mengindikasikan adanya efek ARCH yang kuat pada deret return, yang tercermin dari pola volatilitas yang mengelompok serta varians bersyarat yang tidak konstan. Berdasarkan hasil tersebut, model GARCH sudah tepat untuk dipilih, sebagai pendekatan yang sesuai untuk memodelkan dinamika volatilitas pada data return.

3.5 Perbandingan Model

Untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai dinamika volatilitas, penelitian ini mengestimasi tiga spesifikasi model yang berbeda, yaitu sGARCH(1,1), eGARCH(1,1), dan GJR-GARCH(1,1). Seluruh model menggunakan orde (1,1) karena GARCH(1,1) merupakan spesifikasi yang paling umum dan stabil digunakan dalam data keuangan. Hasil perbandingan model disajikan pada Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7.



Tabel 6. Model sGARCH

Parameter	Estimate	P-Value
μ	0,02337	0,4137
α	0,1311	0,0000
β	0,8330	0,0000
δ_1 (BI Rate)	0,0000	0,9999
δ_2 (Kurs USD/IDR)	0,0000	0,0000

Tabel 7. Model eGARCH

Parameter	Estimate	P-Value
μ	-0,0025	0,9295
α	-0,1098	0,0000
β	0,8928	0,0000
γ	0,2479	0,0001
δ_1 (BI Rate)	-0,0412	0,0380
δ_2 (Kurs USD/IDR)	0,0000	0,0505

Tabel 8. Model GJR-GARCH

Parameter	Estimate	P-Value
μ	0,0035	0,9027
α	0,0600	0,0065
β	0,8372	0,0000
γ	0,1456	0,0002
δ_1 (BI Rate)	0,0000	0,9999
	0,0000	0,0000

Seperti yang dijelaskan oleh Dinga *et al.* (2023) [25], μ merupakan nilai rata-rata kondisional dalam model. Parameter α digunakan untuk mengukur dampak langsung guncangan terhadap volatilitas saat ini, sedangkan β menggambarkan persistensi volatilitas atau seberapa lama efek guncangan tersebut bertahan. Sementara itu, parameter menangkap efek asimetris (*leverage effect*), yang hanya muncul pada model eGARCH dan GJR-GARCH. Dengan adanya parameter ini, volatilitas dapat merespons secara berbeda terhadap guncangan positif maupun negatif [18][22][25].

Hasil estimasi parameter dari ketiga model GARCH yang ditunjukkan pada Tabel 6, 7, dan 8 menunjukkan karakteristik yang berbeda dalam menangkap volatilitas return. Setiap parameter diuji signifikansinya pada tingkat signifikansi umum 0,05. Mengacu pada analisis inferensial yang digunakan oleh Dinga *et al.* (2023) [25] dan Hussin *et al.* (2021) [18], suatu parameter dinyatakan signifikan apabila nilai *p-value* lebih kecil dari 0,05, yang berarti parameter tersebut berperan nyata dalam menjelaskan volatilitas return. Sebaliknya, jika *p-value* melebihi 0,05, parameter dianggap tidak signifikan dan pengaruhnya terhadap volatilitas return tidak berbeda secara statistik dari nol. Berdasarkan hasil estimasi yang tersaji pada Tabel 6, 7, dan 8, terlihat bahwa parameter μ tidak signifikan secara statistik pada ketiga model. Kondisi ini lazim ditemui pada data return harian, yang pergerakannya cenderung acak sehingga tidak menunjukkan pola rata-rata yang stabil.

Ketiga model yang diestimasi juga menunjukkan bahwa volatilitas BBKA bersifat persisten. Dalam konteks model GARCH, persistensi berarti bahwa guncangan volatilitas pada periode sebelumnya masih memengaruhi volatilitas pada periode berikutnya. Temuan ini konsisten dengan hasil penelitian Wanjuki *et al.* (2024) [22] yang mencatat bahwa volatilitas tinggi cenderung diikuti oleh volatilitas tinggi pada periode selanjutnya. Secara matematis, persistensi pada model sGARCH dan eGARCH dihitung melalui penjumlahan parameter α dan β [23], sedangkan pada model GJR-GARCH dihitung dengan $\alpha + \beta + \frac{\gamma}{2}$ [34]. Nilai persistensi yang mendekati 1 menunjukkan bahwa volatilitas GJR-GARCH dihitung dengan $\alpha + \beta + \frac{\gamma}{2}$ [31]. Nilai persistensi yang mendekati 1 menunjukkan bahwa volatilitas membutuhkan waktu lama untuk kembali ke tingkat normal setelah terjadi kejutan. Estimasi pada data menunjukkan nilai persistensi berada pada rentang 0,90 - 0,97, sehingga dapat disimpulkan bahwa volatilitas BBKA cenderung tidak cepat mereda dan memiliki memori panjang terhadap guncangan masa lalu. membutuhkan waktu lama untuk kembali ke tingkat normal setelah terjadi kejutan. Estimasi pada data menunjukkan nilai persistensi berada pada rentang 0,90 - 0,97, sehingga dapat disimpulkan bahwa volatilitas BBKA cenderung tidak cepat mereda dan memiliki memori panjang terhadap guncangan masa lalu.

Pada model sGARCH, terlihat bahwa BI Rate dan kurs USD/IDR memberikan pengaruh yang berbeda terhadap volatilitas return BBKA. BI Rate memiliki nilai estimasi yang sangat kecil dengan *p-value* mendekati 1, sehingga hampir tidak memberikan kontribusi terhadap perubahan volatilitas. Sebaliknya, kurs USD/IDR terbukti menjadi faktor yang berpengaruh secara signifikan. Ketika Rupiah melemah terhadap dolar, volatilitas return BBKA cenderung meningkat.

Model eGARCH memberikan hasil yang sedikit berbeda. Kedua variabel makroekonomi yakni BI Rate dan kurs USD/IDR terlihat berpengaruh terhadap volatilitas return BBKA, meskipun dengan kekuatan yang tidak sama. BI Rate



menunjukkan koefisien negatif yang signifikan, yang berarti peningkatan suku bunga acuan cenderung menurunkan volatilitas BBKA. Pola ini dapat diterima secara ekonomi, karena kebijakan moneter yang lebih ketat biasanya dipersepsikan sebagai upaya stabilisasi, sehingga mengurangi ketidakpastian pasar [32]. Sementara itu, kurs USD/IDR menunjukkan signifikansi pada batas minimal, namun arah pengaruhnya tetap jelas yakni pelemahan rupiah dapat meningkatkan volatilitas. Hal ini umum terjadi di pasar Indonesia, mengingat depresiasi nilai tukar sering diartikan sebagai sinyal naiknya risiko makroekonomi, sehingga memperbesar fluktuasi harga saham [33].

Pada model GJR-GARCH, estimasi menunjukkan bahwa BI Rate kembali tidak berperan dalam menjelaskan perubahan volatilitas return BBKA, tercermin dari koefisien yang sangat kecil dan p -value yang mendekati 1. Sebaliknya, kurs USD/IDR menjadi variabel yang signifikan dan relevan. Koefisien positif dan signifikan menunjukkan bahwa pelemahan rupiah konsisten cenderung diikuti oleh peningkatan volatilitas return BBKA. Temuan ini sejalan dengan karakteristik pasar domestik yang umumnya lebih responsif terhadap tekanan nilai tukar dibandingkan perubahan suku bunga. Penelitian empiris juga menunjukkan bahwa shock kurs biasanya memengaruhi pasar saham lebih cepat daripada perubahan kebijakan moneter, terutama di negara-negara *emerging markets* [34]. Secara keseluruhan, kurs USD/IDR terbukti sebagai determinan utama volatilitas return Bank BCA, sedangkan BI Rate memiliki pengaruh yang terbatas.

Berdasarkan hasil estimasi pada ketiga model GARCH, ditemukan perbedaan yang kontras pada signifikansi variabel BI Rate. Dalam model sGARCH (Tabel 6) dan GJR-GARCH (Tabel 8), BI Rate menunjukkan hasil yang tidak signifikan dengan nilai p -value mendekati 0.9999. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam struktur model linear dan kuadrat, dampak kebijakan moneter cenderung terbiaskan oleh persistensi volatilitas yang dominan dari data masa lalu (β). Namun, ketika diuji menggunakan model eGARCH (Tabel 7), variabel BI Rate terbukti signifikan pada level 5% (p -value 0.0380) dengan arah koefisien negatif (-0.0412). Fenomena ini memberikan justifikasi teknis bahwa pengaruh BI Rate terhadap volatilitas pasar bersifat multiplikatif dan asimetris. Model eGARCH, yang bekerja pada skala logaritmik, mampu menangkap sensitivitas pasar terhadap perubahan suku bunga yang seringkali memiliki skala fluktuasi yang lebih kecil dibandingkan pergerakan kurs atau return saham. Secara substansi ekonomi, signifikansi hanya pada model eGARCH ini menunjukkan bahwa pasar merespons kebijakan BI Rate sebagai sinyal stabilisasi yang dampaknya tidak linier. Koefisien negatif pada eGARCH mengonfirmasi fungsi BI Rate sebagai instrumen kebijakan, yakni ketika BI Rate disesuaikan secara tepat, ia mampu meredam gejolak varians (volatilitas) di pasar melalui jalur eksponensial yang tidak dapat dideteksi oleh model simetris standar maupun model GJR-GARCH.

3.6 Evaluasi Model

Proses evaluasi model dilakukan dengan membandingkan nilai Log-likelihood, AIC, dan BIC. Ringkasan hasil perbandingan disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Perbandingan Log-Likelihood, AIC, dan BIC antar model

Model	Log-Likelihood	AIC	BIC
sGARCH(1,1)	3,5538	3,5763	3,5538
eGARCH (1,1)	3,5386	3,5644	3,5386
GJR-GARCH (1,1)	3,5458	3,5715	3,5457

Model eGARCH(1,1) menunjukkan nilai AIC dan BIC yang paling rendah di antara kedua model lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa eGARCH merupakan model yang memberikan keseimbangan terbaik antara tingkat kecocokan dan kompleksitas model. Meskipun nilai Log-likelihood eGARCH sedikit lebih rendah dibandingkan sGARCH, pemilihan model tidak hanya bergantung pada tingkat kecocokan, tetapi juga penalti atas jumlah parameter yang digunakan. Struktur eGARCH yang mampu menangkap asimetri secara lebih efisien menyebabkan nilai AIC dan BIC-nya tetap lebih baik. Dengan demikian, eGARCH menjadi model yang paling unggul, hal ini juga sejalan dengan prosedur pemilihan model yang digunakan dalam penelitian sebelumnya [23][35][36].

3.7 Diagnosis Residual

Untuk menilai apakah model telah memadai dalam menggambarkan dinamika data, residualnya diuji menggunakan beberapa prosedur diagnostik. Ringkasan hasil pengujian disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil diagnosis model eGARCH

Jenis Uji	ARCH-LMLjng-Box	
Chi-Squared	7,1973	7,2873
P-value	0,8443	0,8381

Kedua nilai p -value pada Tabel 10 berada jauh di atas tingkat signifikansi 5%, sehingga hipotesis nol tidak dapat ditolak. Dengan demikian, tidak terdapat bukti adanya efek ARCH yang tersisa maupun autokorelasi pada residual. Temuan ini mengindikasikan bahwa model eGARCH mampu menangkap dinamika volatilitas secara memadai, sehingga model dinilai stabil dan layak digunakan dalam analisis selanjutnya.

3.8 Analisis Pengaruh Variabel Makro

Untuk mengidentifikasi pengaruh variabel BI Rate dan kurs USD/IDR terhadap volatilitas return saham Bank BCA, Tabel

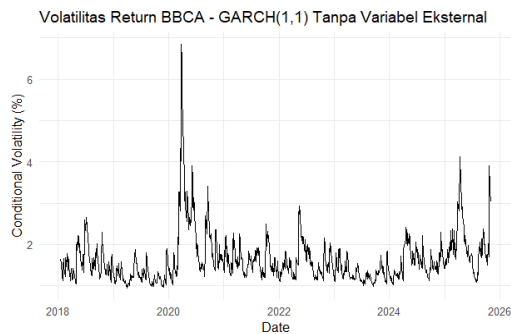


11 menyajikan hasil ekstraksi koefisien variabel eksternal pada *variance equation* dari model eGARCH yang dipilih berdasarkan kriteria informasi. Ringkasan ini digunakan untuk menilai secara langsung signifikansi dan arah pengaruh BI Rate serta Kurs USD/IDR terhadap volatilitas return.

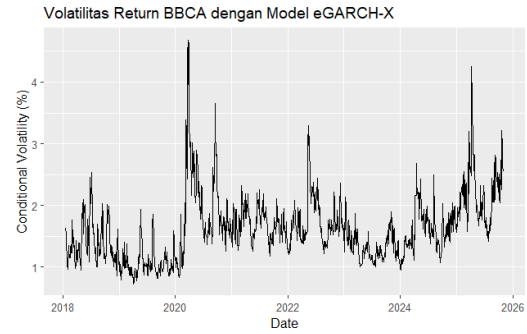
Tabel 11. Tabel koefisiensi persamaan *variance*

Variabel Eksternal	Estimate	P-value
BI Rate	-0,0412	0,0381
Kurs USD/IDR	0,0001	0,0506

Hasil estimasi koefisien pada Tabel 11 menunjukkan bahwa BI Rate berpengaruh negatif dan signifikan terhadap volatilitas. Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa pengetatan kebijakan moneter dapat meredam volatilitas pasar, sebagaimana ditunjukkan oleh [23] serta Kumari dan Singh (2022) [37]. Sebaliknya, kurs USD/IDR memiliki pengaruh positif dengan nilai estimasi dan *p-value* yang mendekati ambang signifikansi. Hal ini mengindikasikan bahwa depresiasi rupiah cenderung meningkatkan volatilitas, meskipun efeknya relatif kecil. Hasil ini sejalan dengan temuan penelitian sebelumnya [22][38], yang menunjukkan bahwa pelemahan nilai tukar meningkatkan ketidakpastian di sektor keuangan. Secara keseluruhan, kedua variabel makroekonomi tersebut menunjukkan pola yang konsisten dengan literatur sebelumnya, di mana kenaikan suku bunga menekan volatilitas [39], sedangkan depresiasi Rupiah meningkatkan ketidakpastian pasar. Temuan ini menegaskan peran penting faktor makroekonomi dalam menjelaskan dinamika volatilitas return saham Bank BCA. Gambar 4 dan Gambar 5 juga disajikan untuk membandingkan volatilitas tanpa dipengaruhi variabel eksternal dengan yang dipengaruhi.



Gambar 4. Volatilitas tanpa variabel eksternal



Gambar 5. Volatilitas dengan variabel eksternal

Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan perbedaan yang sangat jelas, maka dari itu terbukti secara empiris bahwa variabel independen yang digunakan dalam pemodelan memberikan pengaruh pada dinamika volatilitas return saham BBKA selama periode observasi. Secara spesifik, perbandingan grafik antara model GARCH(1,1) pada Gambar 4, yang mengabaikan faktor eksternal, cenderung menghasilkan lonjakan volatilitas yang lebih tinggi dan kurang teredam, terutama terlihat pada periode sekitar tahun 2020. Sebaliknya, model eGARCH pada Gambar 5 menunjukkan bahwa ketika variabel independen (eksternal) dimasukkan, volatilitas yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan puncaknya lebih rendah, mencerminkan kemampuan model untuk menjelaskan *shock* volatilitas tersebut dengan faktor-faktor luar. Perbedaan ini menegaskan bahwa faktor-faktor seperti nilai tukar Rupiah dan tingkat suku bunga, menjadi pemicu dalam dinamika risiko saham BBKA. Dengan memasukkan variabel-variabel luar, model eGARCH menawarkan estimasi risiko yang lebih akurat. Hal ini menunjukkan pentingnya pendekatan multivariat dalam pemodelan volatilitas aset keuangan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis volatilitas saham sektor perbankan dengan studi kasus PT Bank Central Asia Tbk (BBKA) periode 1 Januari 2018 hingga 31 Oktober 2025, dapat disimpulkan bahwa return saham BBKA memiliki karakteristik heteroskedastisitas dan respons asimetris terhadap guncangan pasar, yang paling baik dijelaskan oleh model eGARCH(1,1) dengan variabel eksogen. Evaluasi terhadap beberapa spesifikasi model menunjukkan bahwa eGARCH menghasilkan nilai kriteria informasi terendah, sehingga mampu menangkap perbedaan respons volatilitas terhadap informasi positif dan negatif secara lebih akurat. Hasil estimasi pada model terpilih menunjukkan bahwa BI Rate berpengaruh negatif dan signifikan terhadap volatilitas saham, yang mengindikasikan bahwa kebijakan suku bunga Bank Indonesia berperan sebagai instrumen stabilisasi dalam meredam gejolak pasar. Sementara itu, nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat cenderung berpengaruh positif terhadap volatilitas saham BBKA, namun pengaruh tersebut bersifat marginal dan tidak selalu signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 5%, sehingga mencerminkan adanya peningkatan risiko pasar yang sensitif terhadap fluktuasi nilai tukar. Temuan ini menegaskan bahwa pengaruh variabel makroekonomi terhadap volatilitas saham sangat bergantung pada spesifikasi model yang digunakan, serta pentingnya mempertimbangkan efek asimetris dalam analisis risiko pasar saham perbankan.

REFERENCES

- [1] N. Fadila, G. Goso, I. Ukkas, and S. Hamid, "Pengaruh literasi keuangan, financial technology, persepsi risiko, dan locus of



- control terhadap keputusan investasi pengusaha muda,” *Riset & Jurnal Akuntansi*, vol. 6, no. 2, pp. 1633–1643, 2022, doi: 10.33395/owner.v6i2.789.
- [2] A. K. Rivanda, I. A. I. Arif, and R. Ramadhan, “Pengaruh BI rate dan inflasi terhadap IHSG dengan nilai tukar sebagai variabel moderating,” *Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, dan Akuntansi)*, vol. 6, no. 2, pp. 1828–1838, 2022, doi: 10.31955/mea.v6i2.2083.
 - [3] M. Q. Shobri *et al.*, “Model analisis harga saham sektor finansial PT Bank Central Asia Tbk. (BBCA),” *Jurnal Keilmuan dan Keislaman*, vol. 2, no. 4, pp. 260–269, 2023, doi: 10.23917/jkk.v2i4.170.
 - [4] M. Rasyidin, A. Rizkina, M. Saleh, and H. Muttaqim, “Reaksi Pasar Keuangan Terhadap Nilai Tukar dan Minyak Dunia,” *Jurnal TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 4, no. 5, pp. 300–305, 2023, doi: 10.47065/tin.v4i5.4220.
 - [5] N. Achmadi, “Analisis pengaruh inflasi, suku bunga, dan nilai tukar terhadap harga saham PT Bank BCA Tbk dan PT Bank BNI Persero,” *Jurnal Riset Akuntansi Mercu Buana*, vol. 4, no. 5, pp. 45–56, 2023, doi: 10.26486/jramb.v9i2.3560.
 - [6] D. Melcangi and V. Sterk, “Stock market participation, inequality, and monetary policy,” *Rev Econ Stud*, vol. 92, no. 4, pp. 2656–2690, 2024, doi: 10.1093/restud/rdae068.
 - [7] S. Jha and M. Shayo, “Trading stocks builds financial confidence and compresses the gender gap,” *Oxford University Press / Stanford University, Working Paper*, 2024, doi: 10.1093/ej/ueae076.
 - [8] N. Min Aye, “An Empirical Analysis of Stock Market Investment Intention among the University Students Studying Finance: An Application of Theory of Planned Behaviour,” 2020. doi: 10.6007/IJARBSS/v11-i12/12055.
 - [9] V. R. Yulianti and Y. Bara Kusuma, “Analisis Teknikal Saham BBCA Menggunakan Indikator MACD dan RSI Dalam Mengambil Keputusan Investasi,” *Economics And Business Management Journal (EBMJ) Juni*, vol. 3, no. 2, 2024, doi: 10.52620/jomaa.v1i2.97.
 - [10] M. D. Rosita, A. Ima, A. Himayati, and I. I. Nursani, “Perbandingan Prediksi Pergerakan Harga Saham Menggunakan Metode SMA, WMA, dan EMA di PT Bank Central Asia (BCA),” 2024. doi: 10.36312/jml.v6i2.3950.
 - [11] M. M. Gazali and H. Setiawan, “Penerapan Model ARIMA untuk Meramalkan Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk,” *Digital Transformation Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 278–289, Jul. 2025, doi: 10.47709/digitech.v5i1.6129.
 - [12] S. M. Juhro, B. N. Iyke, and P. K. Narayan, “Interdependence between monetary policy and asset prices in ASEAN-5 countries,” *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 75, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.intfin.2021.101448.
 - [13] W. Wasiaturrahma, D. N. Putri, and S. R. Ajija, “Impact of Exchange Rate Volatility to Stocks’ Return in Indonesia: The Augmented Markov-Switching Egarch Approach,” *Jurnal Ekonomi Pembangunan: Kajian Masalah Ekonomi dan Pembangunan*, pp. 161–173, Mar. 2025, doi: 10.23917/jep.v21i2.8781.
 - [14] A. Anggraini and M. Raihan, “PEMODELAN AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY DALAM ANALISIS MAKROEKONOMI TERHADAP VOLATILITAS SAHAM PT DESTINASI TIRTA NUSANTARA TBK,” 2023. doi: 10.36312/jcm.v3i2.2210.
 - [15] R. N. Hidayati, “ANALISIS VOLATILITAS IHSG: PENGARUH SUKU BUNGA DAN NILAI TUKAR DALAM DINAMIKA PASAR SAHAM INDONESIA,” *Bisnis dan Pendidikan*, vol. 4, no. 5, p. 2024, doi: 10.17977/um066.v4.i5.2024.4.
 - [16] S. K. Mubarak and V. Merliana, “Pengaruh Inflasi, Suku Bunga dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Return Saham (Pada Perbankan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Tahun 2016-2023),” *JEMSI (Jurnal Ekonomi, Manajemen, dan Akuntansi)*, vol. 11, no. 4, pp. 2975–2986, Aug. 2025, doi: 10.35870/jemsi.v11i4.4801.
 - [17] E. Cimarko, P. Dan, D. Panjaitan, and E. C. Putri, “PENGARUH NILAI INFLASI, NILAI TUKAR MATA UANG, DAN TINGKAT SUKU BUNGA TERHADAP RETURN SAHAM LQ45 BURSA EFEK INDONESIA PADA PERUSAHAAN MANUFAKTUR,” 2024. doi: 10.32524/jia.v3i1.1149.
 - [18] N. H. Hussin, F. Yusof, A. R. Jamaludin, and S. M. Norrulashikin, “Forecasting wind speed in peninsular Malaysia: An application of Arima and Arima-Garch models,” *Pertanika J Sci Technol*, vol. 29, no. 1, pp. 31–58, 2021, doi: 10.47836/pjst.29.1.02.
 - [19] S. Yasmin and M. Moniruzzaman, “Forecasting of area, production, and yield of jute in Bangladesh using Box-Jenkins ARIMA model,” *J Agric Food Res*, vol. 16, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.jafr.2024.101203.
 - [20] V. L. D. de Matto, L. R. Nakamura, A. C. Konrath, and A. C. Bornia, “Modeling the commercial electricity demand in Santa Catarina, using the Box-Jenkins methodology,” *International Journal of Development Research*, vol. 11, no. 6, pp. 48190–48197, 2021, doi: 10.37118/ijdr.22265.06.2021.
 - [21] Q. H. Nguyen, P. Q. Tran, and P. D. Ngo, “Air cargo traffic forecasting model: An empirical study in Vietnam using the SARIMA-X/(E)GARCH model,” *Research in Transportation Business and Management*, vol. 59, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.rtbm.2024.101268.
 - [22] T. M. Wanjuki, V. W. Lumumba, E. K. Kimtai, M. K. Mbaluka, and E. W. Njoroge, “Comparative Analysis of GARCH-Based Volatility Models of Financial Market Volatility: A Case of Nairobi Security Market PLC, Kenya,” *European Journal of Mathematics and Statistics*, vol. 5, no. 4, pp. 1–18, Aug. 2024, doi: 10.24018/ejmath.2024.5.4.310.
 - [23] M. Peter, S. Mirau, E. Sinkwembe, C. Kasumo, and C. Guambe, “Symmetric and asymmetric GARCH estimations of the impact of macroeconomic uncertainties on stock market dynamics in Tanzania,” *Future Business Journal*, vol. 11, no. 1, Aug. 2025, doi: 10.1186/s43093-025-00632-5.
 - [24] N. Saum, M. Piantanakulchai, and S. Sugiura, “Supply level planning for shared e-scooters considering spatiotemporal heteroscedastic demand,” *Transp Res Interdiscip Perspect*, vol. 23, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.trip.2024.101019.
 - [25] 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,” *Journal of the Cameroon Academy of Sciences*, vol. 19, no. 2, pp. 155–178, Aug. 2023, doi: 10.4314/jcas.v19i2.6.
 - [26] P. O. Obanya, M. Seitshiro, C. P. Olivier, and T. Verster, “A permutation entropy analysis of Bitcoin volatility,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 638, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.physa.2024.129609.
 - [27] S. Ghosh, S. Mukhoti, and P. Sharma, “Quantifying rainfall-induced climate risk in rainfed agriculture: A volatility-based time series study from semi-arid India,” *Agric Water Manag*, vol. 319, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.agwat.2025.109775.
 - [28] B. ALMISSHAL, “Modelling exchange rate volatility using GARCH models,” *Gazi Journal of Economics and Business*, vol. 7, no. 1, Feb. 2021, doi: 10.30855/gjeb.2021.7.1.001.
 - [29] C. Conrad and O. Kleen, “Two are better than one: Volatility forecasting using multiplicative component GARCH-MIDAS models,” *Journal of Applied Econometrics*, vol. 35, no. 1, pp. 19–45, Jan. 2020, doi: 10.1002/jae.2742.



- [30] W. Bayu Pamungkas and T. Lina Situngkir, "Pengaruh Inflasi Dan Nilai Tukar Terhadap Nilai Aktiva Bersih Reksa Dana Saham Dengan Pendekatan Error Correction Model," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 10, no. 1, pp. 824–835, 2024, doi: 10.5281/zenodo.10472265.
- [31] S. Bose and H. Rahman, "Are News Effects Necessarily Asymmetric? Evidence from Bangladesh Stock Market," *Sage Open*, vol. 12, no. 4, Oct. 2022, doi: 10.1177/21582440221127157.
- [32] I. Suhendra and C. J. Anwar, "The response of asset prices to monetary policy shock in Indonesia: A structural VAR approach," *Banks and Bank Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 104–114, 2022, doi: 10.21511/bbs.17(1).2022.09.
- [33] I. Hardi *et al.*, "Dynamic Impact of Inflation and Exchange Rate in Indonesia's Top 10 Market Capitalization Companies: Implications for Stock Prices," *Indatu Journal of Management and Accounting*, vol. 1, no. 2, pp. 51–59, Nov. 2023, doi: 10.60084/ijma.v1i2.110.
- [34] D. El-Diftar, "The impact of exchange rates on stock market performance of the Emerging 7," *Journal of Capital Markets Studies*, vol. 7, no. 2, pp. 125–139, Dec. 2023, doi: 10.1108/JCMS-03-2023-0005.
- [35] N. K. Enumah and H. S. Adewinbi, "An Analysis of the Exchange Rate Volatility in Poland using the GARCH, GJR-GARCH and EGARCH Models," *Earthline Journal of Mathematical Sciences*, pp. 287–302, Nov. 2022, doi: 10.34198/ejms.11223.287302.
- [36] G. Figà-Talamanca and M. Patacca, "An explorative analysis of sentiment impact on S&P 500 components returns, volatility and downside risk," *Ann Oper Res*, vol. 342, no. 3, pp. 2095–2117, Nov. 2024, doi: 10.1007/s10479-022-05129-w.
- [37] K. Divya Rani and B. Kumar Singh, "INTEREST RATES AND STOCK MARKET VOLATILITY Introduction," *NeuroQuantology*, vol. 18, no. 8, pp. 5014–5029, 2020, doi: 10.48047/nq.2022.20.19.nq99465.
- [38] D. Iskandar, M. Martalena, C. P. B. Sihombing, and B. Hadianto, "Is the banking stock return affected by exchange, interest, and inflation rates?," *Owner*, vol. 7, no. 3, pp. 2762–2770, Jul. 2023, doi: 10.33395/owner.v7i3.1775.
- [39] N. Supeni and H. A. Salim, "MBA-Journal of Management and Business Application MBA Journal of Management and Business Application FLUCTUATION OF INFLATION VALUE AND BI RATE AGAINST VOLATILITY OF STOCK PRICE IN PT. UNILEVER INDONESIA Tbk," 2020. doi: 10.31967/mba.v3i2.360.