

Volatility and Value at Risk Analysis of Bank Rakyat Indonesia Stock Using the GJR-GARCH Model

M. Bagus Hernawan^{1*}, Indira Ihnu Brilliant¹

¹ Universitas Negeri Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

*Corresponding author: bagushernawan004@gmail.com

Abstract

Shares of PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) are among the leading stocks in the Indonesian capital market, with price movements that tend to be volatile and exhibit heteroskedastic characteristics. This study aims to examine volatility behavior and estimate investment risk of BBRI shares using the GJR-GARCH model, as well as to measure risk through the Value at Risk (VaR) approach based on the Cornish-Fisher expansion. The data used consist of daily closing prices of BBRI shares from May 1, 2022 to May 1, 2025, obtained from Yahoo Finance and analyzed using the R programming language. The analytical procedures include return calculation, data characteristic testing, ARIMA modeling, ARCH effect testing, and volatility estimation using the GJR-GARCH model. Forecasting performance is evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE). The results indicate that the GJR-GARCH(1,1) model effectively captures asymmetric volatility effects. The selection of the confidence level is adjusted to the investor's risk profile; the 99% level is used to anticipate extreme conditions, while the 90% level reflects the risk of more moderate daily fluctuations.

Keywords: Stock, Bank Rakyat Indonesia, Volatility, ARIMA, GJR-GARCH, Value at Risk

Article History:

Received : 31 January 2026

Revised : 21 May 2026

Accepted : 31 August 2026

© 2026 Hernawan and Brilliant. Published by

Program Studi Statistika Fakultas MIPA

Universitas Lambung Mangkurat.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



How to Cite:

M. B. Hernawan and I. I. Brilliant, "Volatility and Value at Risk Analysis of Bank Rakyat Indonesia Stock Using the GJR-GARCH model," *RAGAM: Journal of Statistics and Its Application*, vol. 5, no. 2, pp. 95–110, Aug. 2026, doi: [10.20527/ragam.v5i2.18238](https://doi.org/10.20527/ragam.v5i2.18238).

1. PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan komponen penting dalam perekonomian modern yang berfungsi sebagai sarana intermediasi antara pihak yang memiliki surplus dana dan pihak yang membutuhkan pembiayaan jangka panjang. Selain menjadi sumber pendanaan bagi perusahaan, pasar modal juga menyediakan berbagai alternatif investasi bagi masyarakat. Secara makro, pergerakan indeks harga saham kerap digunakan sebagai salah satu indikator kondisi ekonomi, karena mencerminkan ekspektasi pelaku pasar terhadap prospek pertumbuhan dan stabilitas ekonomi dimasa depan. Fluktuasi harga saham tidak hanya dipengaruhi oleh kinerja internal perusahaan, tetapi juga oleh sentimen investor terhadap kondisi makroekonomi dan risiko global [1]. Di Indonesia, perkembangan pasar modal ini sangat dipengaruhi oleh dinamika sektor perbankan, yang tidak hanya memiliki bobot kapitalisasi pasar terbesar di bursa tetapi juga memegang peran krusial sebagai pilar stabilitas system keuangan nasional.

Dalam sistem keuangan Indonesia, sektor perbankan berperan strategis sebagai perantara keuangan utama, sehingga kinerjanya kerap digunakan sebagai salah satu indikator untuk melihat sensitivitas perekonomian nasional terhadap perubahan kondisi makroekonomi. Saham perbankan umumnya responsif terhadap kebijakan moneter, khususnya perubahan suku bunga, karena berpengaruh langsung terhadap biaya dana dan kinerja kredit [1]. Dengan karakteristik fundamental yang relatif kuat, likuiditas tinggi, dan kapitalisasi pasar besar, saham perbankan banyak diminati oleh investor. Di antara emiten perbankan tersebut, BBRI merupakan salah satu bank dengan kapitalisasi pasar besar dan fokus utama pada pembiayaan usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM), yang secara historis memberikan kontribusi laba yang relatif stabil. Namun demikian, pergerakan harga saham BBRI tetap dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kebijakan moneter global dan inflasi. Urgensi penelitian ini semakin diperkuat oleh fenomena terkini, di mana pengetatan kebijakan moneter melalui kenaikan BI-Rate dan Fed Funds Rate telah memicu fluktuasi harga saham BBRI yang tidak biasa, yang secara langsung mengekspos emiten ini pada Risiko pasar yang lebih dinamis. Dengan karakteristik tersebut, saham BBRI dinilai relevan untuk digunakan sebagai objek kajian dalam analisis sentimen pasar dan dinamika stabilitas ekonomi domestik.

Setiap keputusan investasi pada dasarnya melibatkan pertukaran antara tingkat pengembalian yang diharapkan dan risiko yang harus ditanggung. Dalam konteks pasar saham, risiko umumnya tercermin dari volatilitas *return* yang menunjukkan tingkat ketidakpastian harga. Volatilitas pasar keuangan memiliki karakteristik khusus, seperti kecenderungan pengelompokan volatilitas dan munculnya kejadian ekstrem yang lebih sering dibandingkan asumsi distribusi normal, sehingga pendekatan statistik konvensional sering kali kurang memadai. Di pasar modal Indonesia, fenomena *volatility clustering* ini tercermin nyata ketika pasar merespons guncangan ekonomi secara beruntun, seperti perubahan sentimen suku bunga atau ketidakpastian global, yang memicu periode fluktuasi harga saham tinggi secara terus-menerus sebelum akhirnya Kembali stabil. Untuk mengakomodasi karakteristik heteroskedastisitas pada data keuangan, model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) dan perluasannya, *Generalized ARCH* (GARCH), banyak digunakan dalam analisis volatilitas karena kemampuannya menangkap dinamika varians bersyarat [2, 3].

Meskipun model GARCH efektif dalam memodelkan volatilitas, pendekatan ini mengasumsikan respons yang simetris terhadap guncangan positif dan negatif. Pada kenyataannya, pasar keuangan sering menunjukkan adanya *leverage effect*, di mana guncangan negatif atau berita buruk cenderung meningkatkan volatilitas secara lebih besar dibandingkan guncangan positif dengan besaran yang sama [4]. Kondisi ini sangat relevan bagi pasar berkembang (*emerging markets*) seperti Indonesia. Untuk mengakomodasi asimetri tersebut, dikembangkan model *Glosten Jagannathan Runkle* GARCH (GJR-GARCH) yang memungkinkan respons volatilitas yang berbeda terhadap shock positif dan negatif [5].

Selain pemodelan volatilitas, pengukuran risiko kuantitatif menjadi aspek penting dalam pengambilan keputusan investasi. Salah satu ukuran risiko yang paling umum digunakan adalah *Value at Risk* (VaR), yang mengestimasi potensi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan tertentu dalam suatu horizon waktu. Meskipun kajian mengenai VaR telah banyak dilakukan, sebagian besar penelitian terdahulu di Indonesia masih mengandalkan model GARCH standar yang mengasumsikan responsi volatilitas simetris, atau lebih berfokus pada indeks pasar secara umum dan sektor manufaktur. Penelitian yang secara khusus mengintegrasikan asimetri volatilitas melalui model GJR-GARCH dalam menghitung VaR pada emiten perbankan khususnya BBRI yang memadukan kapitalisasi pasar besar dengan fokus utama pada pembiayaan UMKM masih sangat jarang dilakukan. Padahal, integrasi ini sangat krusial untuk menghasilkan estimasi risiko yang lebih akurat dan tidak *underestimate* terhadap potensi kerugian ekstrem saat terjadi guncangan pasar.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis volatilitas saham BBRI menggunakan model GJR-GARCH guna mengidentifikasi keberadaan *leverage effect*, sekaligus mengestimasi VaR berdasarkan hasil volatilitas. Kontribusi penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur akademik terkait pemodelan volatilitas asimetris, memberikan acuan praktis bagi investor dalam pengelolaan risiko, serta menjadi masukan bagi regulator dalam memantau potensi risiko sistemik di sektor perbankan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Stasioneritas Data

Stasioneritas merupakan salah satu asumsi penting dalam analisis runtun waktu. Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner apabila karakteristik statistiknya tidak mengalami perubahan seiring berjalannya waktu [6]. Oleh karena itu, pengujian stasioneritas perlu dilakukan untuk memastikan kestabilan data, yang dapat diuji menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan hipotesis nol (H_0) adalah data tidak bersifat stasioner dan hipotesis alternatif (H_a) data bersifat stasioner [7]. Model yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k \alpha_i \Delta Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

dengan, ΔZ_t Adalah pembeda orde pertama (*first difference*), β_1 adalah nilai koefisien atau *intercept*, β_2 adalah koefisien untuk tren, Z_{t-1} adalah nilai pengamatan pada waktu $t - 1$, δ Adalah koefisien untuk nilai lag Z_{t-1} , k Adalah lag, dan ε_t Adalah error yang bersifat *white noise*. Statistik uji ADF dinyatakan dalam persamaan (2).

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (2)$$

dengan, τ adalah nilai t -statistik, $\hat{\delta}$ adalah penduga parameter model *Autoregressive* (AR), dan $se(\hat{\delta})$ adalah standar *error* dari estimasi parameter model AR. Dengan menggunakan kriteria keputusan dalam penelitian ini yaitu menolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$, dengan α adalah taraf signifikansi. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada akar unit pada data yang digunakan, yang berarti data *time series* stasioner.

2.2 Uji Normalitas

Uji normalitas adalah salah satu langkah krusial dalam tahap evaluasi diagnostik model (*diagnostic checking*). Tujuannya adalah untuk memeriksa apakah data *return* dari model yang diestimasi mengikuti distribusi normal. Metode yang paling umum digunakan untuk menguji normalitas dalam ekonometrika adalah uji *Jarque-Bera* dengan H_0 adalah data *return* berdistribusi normal dan H_a data *return* tidak berdistribusi normal [8]. Statistik uji yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$JB = \frac{\hat{S}^2(r)}{6/n} + \frac{[\hat{K}(r) - 3]^2}{24/n} \quad (3)$$

dengan, $\hat{S}^2(r)$ adalah nilai estimasi *skewness* data sampel, $\hat{K}(r)$ adalah nilai estimasi *kurtosis* data sampel, r adalah *continuously compounded return* saham, n adalah banyaknya pengamatan. Kriteria keputusan yang digunakan adalah hipotesis nol atau H_0 ditolak apabila nilai $JB > \chi^2_{\alpha,2}$, Artinya, data *return* tidak mengikuti distribusi normal.

2.3 ACF dan PACF

Autocorrelation Function (ACF) merupakan fungsi yang digunakan untuk mengetahui seberapa besar hubungan linear antara r_t dengan pengamatan r_{t-k} . ACF berfungsi sebagai alat statistik yang digunakan untuk mengetahui tingkat keterkaitan data deret waktu apakah saling berkorelasi dengan nilai-nilai pada waktu sebelumnya (*lag*) atau tidak. Penghitungan korelasi ini dapat menggunakan rumus pada Persamaan (4) berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (r_t - \bar{r})(r_{t-k} - \bar{r})}{\sum_{t=1}^n (r_t - \bar{r})^2}, 0 \leq k < n - 1 \quad (4)$$

dengan, $\hat{\rho}_k$ adalah koefisien autokorelasi untuk *lag* ke- k , r_t adalah *continuously compounded return* pada waktu t , $\bar{r}$ adalah rata-rata *return* saham, r_{t-k} adalah nilai *return* pada waktu $t - k$, k adalah *lag* yang diuji dari waktu t , n adalah banyaknya pengamatan, m adalah *lag* maksimum yang diujikan.

Partial Autocorrelation Function (PACF) berfungsi untuk menilai kekuatan hubungan antara variabel dengan dirinya sendiri pada *lag* tertentu, dengan menyingkirkan pengaruh dari *lag-lag* lainnya. Persamaan PACF ditunjukkan pada Persamaan (5) berikut.

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}, k = 1, 2, 3, \dots, m \quad (5)$$

dengan, $\hat{\phi}_{k+1,k+1}$ adalah nilai koefisien autokorelasi parsial untuk *lag* ke- $k + 1$, $\hat{\rho}_{k+1}$ adalah nilai koefisien autokorelasi untuk *lag* ke- $k + 1$, $\hat{\phi}_{kj}$ adalah nilai koefisien PACF untuk *lag* j pada orde k , $\hat{\rho}_{k+1-j}$ adalah nilai koefisien autokorelasi untuk *lag* ke- $k + 1 - j$, m adalah *lag* maksimum yang diujikan.

2.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) berperan dalam memodelkan rata-rata (*mean*) *return* dengan mengakomodasi autokorelasi, sehingga residual yang dihasilkan tidak saling berkorelasi dan selanjutnya dapat digunakan dalam model *Glosten Jagannathan Runkle* GARCH untuk mengkaji volatilitas dan VaR. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA digunakan berdasarkan asumsi

bahwa data runtun waktu yang digunakan harus bersifat stasioner yang artinya rata-rata variansi dari data yang dimaksud adalah konstan. Jika data tidak memenuhi sifat stasioner, maka proses *differencing* dapat dilakukan untuk memenuhi sifat stasioner. Bentuk umum dari model ARIMA (p, d, q) dinyatakan pada Persamaan (6) berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (6)$$

dengan, Z_t adalah data pada waktu ke- t dengan $t = 1, 2, 3, \dots, n$, ϕ_p adalah koefisien model *Autoregressive* (AR) orde ke- i , $i = 1, 2, 3, \dots, p$, p adalah orde AR, d adalah orde *differencing*, q adalah orde *Moving Average* (MA).

2.5 Uji White Noise

Dalam model ARIMA, residual yang diperoleh harus memenuhi asumsi *white noise*. Uji *white noise* digunakan untuk mengevaluasi apakah residual bersifat independen atau tidak. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan H_0 adalah asumsi *white noise* terpenuhi dan H_1 adalah asumsi *white noise* tidak terpenuhi. Persamaan statistik uji *Ljung-Box* ditunjukkan pada Persamaan (7) berikut:

$$Q(m) = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (7)$$

dengan, $Q(m)$ adalah nilai statistik uji *Ljung-Box* hingga *lag* ke- m . n adalah banyaknya pengamatan, m adalah *lag* maksimal yang diuji, k adalah *lag* ke- k yang diuji, $\hat{\rho}_k$ adalah nilai autokorelasi residual yang diuji pada *lag* ke- k . Kriteria keputusan dilakukan dengan menolak H_0 jika $Q(m) > \chi_{\alpha, (k-(p+q))}^2$ atau $p\text{-value} < 0.05$, dengan nilai p dan q sebagai orde dari ARMA (p, q) . Jika H_0 ditolak maka, dapat disimpulkan bahwa residual terdapat korelasi serial dalam galat sehingga asumsi *white noise* tidak terpenuhi.

2.6 Akaike's Information Criterion

Akaike's Information Criterion (AIC) merupakan salah satu kriteria pemilihan model yang paling banyak digunakan secara luas untuk pemilihan model terbaik. Persamaan AIC dapat ditulis berbagai bentuk, persamaan paling umum seperti pada Persamaan (8):

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}_l^2) + \frac{2l}{n} \quad (8)$$

dengan, $\hat{\sigma}_l^2$ adalah nilai estimasi dari σ_l^2 , l adalah jumlah parameter dalam model statistik, n adalah banyaknya pengamatan.

2.7 Uji Heteroskedastisitas Menggunakan Uji Lagrange Multiplier (LM)

Sebelum membangun model varians menggunakan ARCH/GARCH, perlu dilakukan uji heteroskedastisitas untuk memastikan apakah data *return* saham yang telah dianalisis dengan ARIMA menunjukkan adanya efek heteroskedastisitas atau tidak. Pengujian ini dilakukan menggunakan uji LM yang merupakan langkah awal dalam membangun model ARCH/GARCH. Hipotesis yang digunakan yaitu H_0 adalah variansi *error* tidak memiliki sifat heteroskedastisitas dan H_a adalah variansi *error* memiliki sifat heteroskedastisitas. Statistik uji yang digunakan pada Persamaan (9) berikut:

$$LM = nR^2 \quad (9)$$

dengan, LM adalah nilai statistik uji *Lagrange Multiplier*, n adalah banyaknya pengamatan, R^2 adalah dihitung dari regresi $\hat{\alpha}_t^2 = \alpha_0 + a_1 \hat{\alpha}_{t-1}^2 + \dots + a_p \hat{\alpha}_{t-p}^2 + \alpha_t$, dengan $a_t = \hat{\alpha}_t^2 -$

$E_{t-1}(\hat{\alpha}_t^2)$ menggunakan residual yang diestimasi, $\hat{\alpha}_t^2$ adalah kuadrat residual pada waktu t , α_0 adalah konstanta, α_t adalah nilai *error* pada waktu t . Kriteria keputusan yang digunakan adalah jika nilai $LM > \text{nilai } \chi^2_{(\alpha,p)}$, maka H_0 ditolak atau *varians error* memiliki sifat heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH.

2.8 Model ARCH

Model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) diperkenalkan oleh Robert Engle pada tahun 1982 dan selanjutnya dimodifikasi oleh Mills pada tahun 1999 [9]. Model ARCH mengsumsikan bahwa variansi residual pada suatu periode dipengaruhi oleh residual pada periode-periode sebelumnya [9]. Model ini dikembangkan untuk mengatasi permasalahan heteroskedastisitas dengan memodelkan fungsi rata-rata dan variansi secara simultan pada data runtun waktu. Model ARCH dapat dirumuskan pada Persamaan (10) berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \alpha_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \alpha_{t-m}^2 + e_t \quad (10)$$

dengan, σ_t^2 adalah kondisional variansi saat ini atau volatilitas pada waktu t , α_0 adalah konstanta, α_1 adalah parameter model ARCH untuk $t = 1$, α_{t-1}^2 adalah kuadrat residual pada waktu $t - 1$. Tsay menyebutkan bahwa model ARCH memiliki beberapa keterbatasan [9]. Pertama, model ini mengasumsikan bahwa *error* positif maupun *error* negatif terhadap volatilitas memberikan pengaruh yang sama. Kedua, ARCH hanya memberikan pendekatan mekanis untuk menjelaskan variansi bersyarat. Ketiga, model ini menunjukkan reaksi yang lambat terhadap perubahan besar. Terakhir, jumlah parameter yang dapat dimasukkan dalam modelnya relatif terbatas. Oleh karena itu dikembangkan model *Generalized ARCH* yang mampu menangani keterbatasan model ini.

2.9 Model Generalized ARCH

Bollerslev mengembangkan model ARCH menjadi bentuk model yang lebih umum, yaitu *Generalized ARCH* (GARCH) [3]. Model ini dikembangkan untuk mengatasi kelemahan yang terdapat pada model ARCH. Model GARCH memungkinkan variansi galat saat ini dipengaruhi oleh kuadrat galat dari sejumlah periode-periode sebelumnya, sehingga lebih fleksibel dibandingkan model ARCH [10].

Model GARCH terdapat dua macam, yaitu GARCH simetris dan GARCH asimetris [11]. Pada GARCH simetris, *varians* bersyarat hanya dipengaruhi oleh besarnya perubahan saham dasar tanpa memperhatikan arah pergerakannya [12]. Dengan kata lain, model ini tidak membedakan dampak yang ditimbulkan oleh pergerakan positif atau negatif pada *varians* bersyarat. Model GARCH ditunjukkan pada Persamaan (11) berikut [9]:

$$\alpha_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \alpha_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (11)$$

dengan, α_t^2 adalah variansi kondisional saat ini atau volatilitas pada waktu t , α_0 adalah konstanta, α_i adalah parameter model ARCH untuk $i = 1, 2, 3, \dots, p$, β_j adalah parameter model GARCH untuk $j = 1, 2, 3, \dots, q$, p adalah orde ARCH, q adalah orde GARCH, α_{t-i}^2 adalah kuadrat residual pada waktu $t - i$, σ_{t-j}^2 adalah variansi kondisional periode

sebelumnya. Model GARCH memiliki kelemahan yaitu tidak dapat menggambarkan efek asimetris (*leverage effect*) dalam volatilitas *return*.

2.10 Uji Efek Asimteris

Dalam sektor keuangan, sering dijumpai karakteristik berupa volatilitas yang bersifat asimetris. Model GARCH standar biasanya tidak mempertimbangkan volatilitas asimetris, sedangkan GARCH asimetris lebih sesuai untuk memodelkan volatilitas *return* saham yang menampilkan efek asimetris atau *leverage effect*. Kondisi ini terjadi ketika terdapat korelasi negatif antara volatilitas dan *return* dari periode sebelumnya. Analisis *cross-correlation* dapat digunakan sebagai alat pendukung untuk mengidentifikasi adanya indikasi fenomena tersebut. Model yang menunjukkan efek asimetris ditandai dengan korelasi silang yang tidak sama dengan nol. Pengujian untuk mendeteksi adanya efek asimetris juga telah dikembangkan oleh Engle & Ng [13] melalui *Sign & Size Bias Test*. Uji efek asimetris berdasarkan dinyatakan pada Persamaan-persamaan sebagai berikut [13].

$$\alpha_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 N_{t-1}^- + \alpha_2 N_{t-1}^- \hat{\alpha}_{t-1} + \alpha_3 N_{t-1}^+ \hat{\alpha}_{t-1} + e_t \quad (12)$$

$$N_{t-1}^+ = 1 - N_{t-1}^- \quad (13)$$

dengan, α_t^2 adalah kuadrat residual pada waktu ke- t , $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ adalah parameter yang diestimasi, $\hat{\alpha}_{t-1}$ adalah residual pada waktu ke $t - 1$, N_{t-1}^+ adalah variabel *sign bias*, $N_{t-1}^- \hat{\alpha}_{t-1}$ adalah variabel *negative sign bias*, $N_{t-1}^+ \hat{\alpha}_{t-1}$ adalah variabel *positive sign bias*, e_t adalah *error* pada regresi *sign & size bias test*. Dengan menggunakan H_0 adalah tidak terdapat efek asimetris pada residual dan H_1 adalah terdapat efek asimetris pada residual. Statistik uji yang digunakan yaitu pada Persamaan-persamaan berikut (Tsay, 2010) [9]:

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(n - 2m - 1)} \quad (14)$$

$$SSR_0 = \sum_{t=m+1}^n (\hat{\alpha}_t^2 - \bar{\omega})^2, \bar{\omega} = \frac{\sum_{t=1}^n \hat{\alpha}_t^2}{n}, \quad SSR_1 = \sum_{t=m+1}^n \hat{e}_t^2 \quad (15)$$

$\hat{\alpha}_t^2$ adalah kuadrat residual pada waktu ke- t , n adalah banyaknya pengamatan, $\bar{\omega}$ adalah rata-rata dari kuadrat residual $\hat{\alpha}_t^2$, m adalah nilai *lag* maksimum yang diuji, $\hat{e}_t^2$ adalah kuadrat residual pada regresi *sign & size bias test*. Kriteria keputusan yang digunakan adalah jika $p\text{-value} < 0.05$ atau nilai $F > \chi_m^2(\alpha)$, maka H_0 ditolak atau data terdapat efek asimetris pada residual. Sebaliknya jika $p\text{-value} > 5\%$ atau nilai $F < \chi_m^2(\alpha)$, maka H_0 tidak ditolak atau data tidak terdapat efek asimetris pada residual. Alternatif menangani efek asimetris ini diperlukan model GARCH asimetris.

2.11 Model Glosten Jagannathan Runkle GARCH

Model *Glosten Jagannathan Runkle* GARCH (GJR-GARCH) adalah salah satu ekstensi dari model GARCH standar yang paling populer dan dirancang secara spesifik untuk menangkap respons asimetris volatilitas, yang juga dikenal sebagai *leverage effect*. Model ini dikembangkan untuk mengatasi kelemahan model GARCH standar yang bersifat simetris, dimana guncangan positif dan negatif dengan guncangan yang sama diasumsikan memiliki dampak yang identik terhadap volatilitas masa depan [5]. Persamaan GJR-GARCH(1,1) dapat dirumuskan pada Persamaan (16) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha + \gamma I_{t-1}) R_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (16)$$

dengan, σ_t^2 : *conditional variance* pada periode t , ω adalah konstanta, α adalah koefisien ARCH, γ adalah koefisien *leverage effect*, I_{t-1} adalah variabel *dummy*, R_{t-1}^2 adalah kuadrat dari *return* pada periode $t - 1$, β adalah koefisien GARCH, σ_{t-1}^2 adalah *conditional variance* pada periode $t - 1$. Dimana fungsi indikator (I_{t-1}) yang akan menjelaskan *bad news* dan *good news* didefinisikan pada Persamaan (17) sebagai berikut:

$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{jika } R_{t-1} < 0 \text{ (bad news)} \\ 0, & \text{jika } R_{t-1} \geq 0 \text{ (good news)} \end{cases} \quad (17)$$

Dalam model GJR-GARCH, mekanisme untuk menangkap efek asimetris diatur oleh fungsi indikator (I_{t-1}), yang bernilai 1 jika terjadi *bad news* dan akan bernilai 0 jika terjadi *good news*. Agar estimasi model ini valid dan stabil, beberapa syarat batasan parameter harus dipenuhi. Syarat pertama adalah positif varians, yang memastikan nilai volatilitas tidak pernah negatif, dimana $\omega > 0, \alpha \geq 0, \beta \geq 0$, dan $\alpha + \gamma \geq 0$. Syarat kedua adalah stasioneritas varians, yaitu $\alpha + \beta + \frac{1}{2}\gamma < 1$, yang menjamin bahwa proses volatilitas akan konvergen atau kembali ke rata-rata jangka panjangnya [5].

3. METODE PENELITIAN

3.1 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan mencakup harga saham BBRI harian dari periode 1 Mei 2022 hingga 1 Mei 2025, dengan total populasi 716 data observasi. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan metode dokumentasi melalui pengunduhan data saham BBRI dan dianalisis menggunakan perangkat lunak *RStudio*.

3.2 Langkah Analisis Data

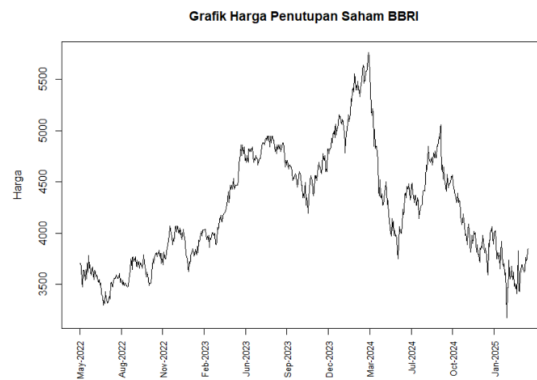
Adapun langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: (1) Mengumpulkan data harga penutupan harian saham BBRI pada periode 1 Mei 2022 hingga 01 Mei 2025. (2) Melakukan perhitungan *return* harian saham BBRI.JK. (3) Melakukan analisis statistik deskriptif data *return* dan uji normalitas data menggunakan uji *Jarque-Bera*. (4) Menguji kestasioneran data menggunakan uji ADF. Jika data belum stasioner, dilakukan *differencing* hingga data stasioner. (5) Identifikasi dan Estimasi Model ARIMA Terbaik. (6) Uji Efek ARCH menggunakan Uji LM. (7) Pemodelan GARCH dan Uji Asimetris menggunakan uji *Sign Bias*. (8) Pemilihan dan Estimasi Model Volatilitas Terbaik. (9) Mengestimasi VaR dengan pendekatan *Cornish-Fisher Expansion* pada tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%. (9) Membuat Kesimpulan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

4.1.1 Karakteristika Data

Data yang digunakan pada analisis ini merupakan data harga penutupan harian saham BBRI pada rentang periode dari 01 Mei 2022 hingga 01 Mei 2025 dengan jumlah sampel yang digunakan sebanyak 716 yang dapat divisualisasikan pada Gambar 1 seperti berikut:



Gambar 1. Harga Penutupan Saham BBRI

dengan perolehan statistik deskriptif seperti pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Statistik Deskriptif *Return* Saham BBRI

Minimal	Mean	Maksimal	Standar Deviasi	Skewness	Kurtosis
-0.106733	0.000055	0.088251	0.017873	-0.132417	3.354723

Berdasarkan hasil pada Tabel 1, saham BBRI menunjukkan karakteristik data keuangan yang khas dengan fluktuasi harian antara -10.67% hingga 8.82%. Meskipun terdapat penurunan tajam pada periode tertentu, nilai rata-rata sebesar 0.005% mengindikasikan bahwa secara akumulatif tetap memberikan *return* positif yang stabil. Tingkat risiko yang tercermin dari nilai standar deviasi menunjukkan deviasi harga yang cukup terukur. Selain itu, nilai *skewness* yang negatif dan *kurtosis* yang lebih besar dari 3 mengonfirmasi adanya fenomena ekor distribusi yang lebih tebal dibanding distribusi normal.

4.1.2 Uji Stasioneritas

Pengujian stasioneritas data dilakukan dengan dua cara yaitu dengan grafik time series *return* saham dan pengujian lanjutan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan apakah data *return* harian saham BBRI bersifat stasioner atau tidak. Hasil uji Stasioneritas menggunakan uji ADF ditunjukkan pada Tabel 2 berikut:

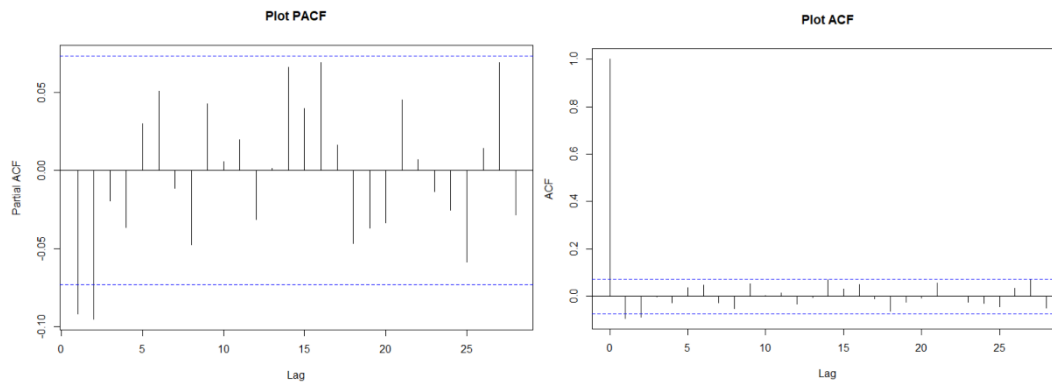
Tabel 2. Uji Stasioneritas

Uji	Saham	Statistik uji	<i>p-value</i>	Keterangan
ADF	BBRI	-8.8708	0.01	Data Stasioner

Berdasarkan hasil uji stasioneritas menggunakan ADF tes, diperoleh nilai $p - value < 0.05$ untuk *return* saham BBRI. Sehingga Nilai-nilai yang telah diperoleh memberikan dukungan yang sangat kuat untuk membuktikan bahwa data yang di uji bersifat Stasioner.

4.1.3 Penentuan Model ARIMA

Penentuan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah alur *Box-Jenkins* yang dapat dilakukan jika data sudah memenuhi asumsi stasioneritas. Langkah pertama yang akan dilakukan adalah mengidentifikasi model ARIMA untuk menentukan orde dengan analisis plot ACF dan PACF seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Plot PACF dan Plot ACF

Analisis pada plot PACF menunjukkan pola *cut-off* pada *lag* ke-1 dan ke-2, sementara plot ACF cenderung melandai (*tailing off*) dengan *cut-off* pada *lag* ke-1 dan ke-2, yang mengindikasikan adanya perpaduan komponen *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Berdasarkan identifikasi tersebut, muncul beberapa kandidat model seperti ARIMA(1,0,1), ARIMA(2,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(2,0,0), ARIMA (0,0,2) dan ARIMA(2,0,2). Selanjutnya adalah uji signifikansi parameter pada kandidat model ARIMA dengan perolehan hasil seperti Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Uji Signifikansi Kandidat Model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>	Keterangan
ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.4248	0.0128	Signifikan
	θ_1	-0.5398	0.0006	Signifikan
ARIMA (0,0,2)	θ_1	-0.1024	0.0059	Signifikan
	θ_2	-0.0896	0.0164	Signifikan
ARIMA (2,0,0)	ϕ_1	-0.1005	0.0068	Signifikan
	ϕ_2	-0.0949	0.0106	Signifikan

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, model ARIMA(1,0,1), ARIMA(2,0,0), dan ARIMA(0,0,2) terbukti memiliki parameter yang signifikan secara statistik. Hal ini mengindikasikan bahwa ketiga model tersebut mampu merepresentasikan pola data *return* saham BBRI secara akurat, sehingga layak dipertimbangkan sebagai model estimasi mean sebelum dilanjutkan ke tahap pengujian efek ARCH.

Tabel 4. Uji *White Noise* Model ARIMA

Model	Uji <i>White Noise</i>	<i>Log-Likelihood</i>	AIC
ARIMA (1,0,1)	4.6094	1871.78	-3735.56
ARIMA (2,0,0)	3.2658	1872.32	-3736.63
ARIMA (0,0,2)	2.7280	1872.59	-3737.17

Hasil uji diagnostik pada Tabel 4 menunjukkan bahwa ARIMA(0,0,2) merupakan model terbaik karena telah memenuhi asumsi *white noise*. Model ini dipilih berdasarkan nilai *Log-Likelihood* yang tinggi serta nilai AIC terkecil dibandingkan kandidat model lainnya. Dengan terpenuhinya kriteria tersebut, model tersebut ditetapkan sebagai model *mean* yang akan digunakan untuk pengujian efek ARCH selanjutnya.

4.1.4 Uji Efek Heteroskedastisitas (ARCH)

Uji heteroskedastisitas atau efek ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) digunakan untuk memastikan apakah data *return* saham yang telah dimodelkan dengan ARIMA memiliki efek ARCH atau tidak. Jika pada model terdeteksi efek ARCH, maka pemodelan *Generalized* ARCH (GARCH) diperlukan untuk menangkap pola volatilitas yang ada pada data. Hasil uji efek ARCH dapat ditunjukkan sebagai berikut:

Tabel 5. Uji Efek Heteroskedastisitas

Model	Chi-Square (χ^2)	<i>p-value</i>
ARIMA(0,0,2)	73.551	9.101e-12

Hasil uji efek ARCH pada Tabel 5 menunjukkan nilai statistik *Chi-Squared* sebesar 73.551 dengan *p-value* yang lebih kecil dari taraf signifikansi 5%. Hal ini mengonfirmasi adanya efek ARCH pada sisaan model ARIMA(0,0,2), yang berarti model tersebut tidak mampu menangkap fenomena heteroskedastisitas atau perubahan varians secara mandiri. Oleh karena itu, diperlukan pemodelan lanjutan menggunakan *Generalized* ARCH (GARCH) untuk memodelkan *conditional heteroscedasticity* pada data secara lebih akurat.

4.1.5 Pemodelan *Generalized* ARCH

Model yang digunakan untuk menjadi solusi ketika terdapat efek ARCH pada residual dalam model ARMA adalah model *Generalized* ARCH (GARCH). Langkah pertama pada pemodelan ini adalah dengan mengidentifikasi model menggunakan prinsip *parsimony* dengan memilih orde yang paling sederhana. Hasil estimasi parameter menggunakan model paling sederhana yaitu GARCH(1,1) dapat ditunjukkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Pemodelan *Generalized* ARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	<i>p-value</i>	AIC
GARCH (1,1)	μ	0.0004	0.3529	-5.3718
	θ_1	-0.1278	0.0009	
	θ_2	-0.0151	0.7033	
	ω	0.0000	0.5866	
	α_1	0.0648	0.0020	
	β_1	0.9176	0.0000	

Estimasi parameter model GARCH(1,1) pada Tabel 6 menunjukkan bahwa seluruh parameter memiliki *p-value* yang signifikan secara statistik. Kemudian perlu dilakukan kembali uji efek asimetris pada model GARCH(1,1) untuk mengetahui apakah model GARCH sudah cukup menangkap efek asimetris pada data atau belum. Hasil uji efek asimetris ditunjukkan pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Uji Efek Asimetris Model *Generalized* ARCH

Model	Parameter	<i>p-value</i>
GARCH(1,1)	<i>Sign Bias</i>	0.7494
	<i>Negative Sign Bias</i>	0.0366
	<i>Positive Sign Bias</i>	0.8755
	<i>Join Effect</i>	0.0242

Berdasarkan hasil uji *Sign Bias* pada Tabel 7, model GARCH(1,1) terbukti memiliki efek asimetris pada volatilitas saham BBRI yang ditunjukkan oleh signifikansi pada beberapa

parameter. Mengingat model GARCH standar tidak mampu menangkap efek asimetris ini, maka diperlukan penerapan model GJR-GARCH sebagai solusi model yang lebih tepat.

4.1.6 Pemodelan *Glosten Jagannatan Runkle* GARCH

Efek asimetris yang sebelumnya tidak mampu ditangani oleh model GARCH standar perlu untuk diatasi. Oleh karena itu model GJR-GARCH akan menjadi solusi yang tepat. Selanjutnya pemodelan GJR-GARCH akan dilakukan dengan model yang paling sederhana yaitu GJR-GARCH(1,1). Hasil pemodelan GJR-GARCH dengan orde tersederhana ditunjukkan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Pemodelan *Glosten Jagannatan Runkle* GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	P-value	AIC
GJR-GARCH(1,1)	μ	0.0002	0.5700	-5.3819
	θ_1	-0.1219	0.0014	
	θ_2	-0.0196	0.6104	
	ω	0.0000	0.0000	
	α_1	0.0133	0.1547	
	β_1	0.9109	0.0000	
	γ_1	0.0933	0.0017	

Berdasarkan Tabel 8 model GJR-GARCH(1,1) terpilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil dan seluruh parameternya signifikan. Validitas model ini diperkuat dengan terpenuhinya syarat varians positif $\omega > 0, \alpha \geq 0, \beta \geq 0$, dan $\alpha + \gamma \geq 0$ serta varians bersifat stasioner $\alpha + \beta + \frac{1}{2}\gamma < 1$. Berdasarkan hasil analisis syarat varians positif di dapatkan bahwa model GJR-GARCH(1,1) ditetapkan sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil dan seluruh parameternya signifikan. Validitas model ini terbukti karena memenuhi syarat *positive variance*, di mana nilai $\omega > 0; \alpha \geq 0; \beta \geq 0; \gamma \geq 0$ dan $\alpha + \gamma \geq 0$, serta sifat stasioner pada *variance* $\alpha + \beta + \frac{1}{2}\gamma < 1$. Dengan demikian, model dinyatakan valid. Analisis selanjutnya akan difokuskan pada uji *Sign Bias* untuk mengidentifikasi keberadaan efek asimetris. Hasil uji *Sign Bias* Model GJR-GARCH dapat ditunjukkan pada Tabel 9 berikut.

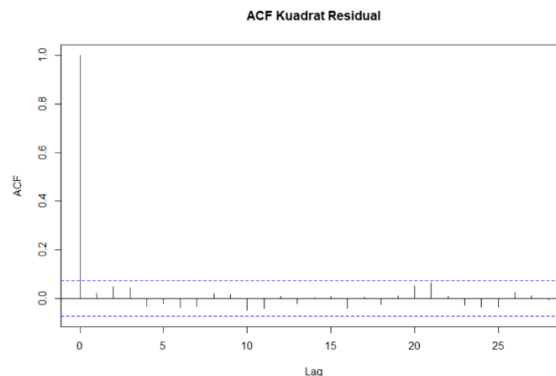
Tabel 9. Uji Efek Asimetris Model GJR-GARCH

Model	Parameter	p-value
GJR-GARCH(1,1)	<i>Sign Bias</i>	0.6419
	<i>Negative Sign Bias</i>	0.2742
	<i>Positive Sign Bias</i>	0.8231
	<i>Joint Effect</i>	0.3659

Berdasarkan hasil yang tertera pada Tabel 9 pada pengujian efek asimetris didapatkan hasil parameter diatas memiliki nilai *p-value* lebih dari taraf signifikansi 0.05. Hasil perolehan ini menunjukkan bahwa model GJR-GARCH mampu menangani efek asimetris volatilitas *return* saham BBRI yang tidak mampu ditangani oleh model GARCH standar. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model GJR-GARCH(1,1) merupakan pilihan terbaik dan andal untuk meramalkan volatilitas *return* saham BBRI.

4.1.7 Analisis Volatilitas data Saham Bank Rakyat Indonesia

Analisis volatilitas merupakan komponen penting untuk analisis risiko keuangan. Pada analisis ini menggunakan plot ACF pada data Volatilitas yang telah dimodelkan oleh GJR-GARCH untuk mengidentifikasi pola autokorelasi yang signifikan pada data.



Gambar 3. ACF Kuadrat Residual GJR-GARCH

Berdasarkan Gambar 3 diatas menunjukkan tidak ada autokorelasi signifikan selain pada lag 0, yang mengindikasikan bahwa residual pada model GJR-GARCH(1,1) bersifat independen antarwaktu dan bebas dari pola *volatility clustering*. Hal ini membuktikan bahwa model GJR-GARCH telah optimal menangkap pola volatilitas data, sehingga model ini dinyatakan valid dan andal untuk memodelkan volatilitas *return* saham BBRI. Selanjutnya adalah mengestimasi Risiko pada data Saham Bank Rakyat Indonesia Tbk.

4.1.8 Estimasi Risiko Menggunakan Pendekatan *Cornish-Fisher Expansion*

Estimasi risiko perlu untuk dilakukan untuk mengetahui kemungkinan risiko yang akan diterima oleh investor pemilik saham. Hal ini akan memberikan gambaran kepada investor terkait estimasi potensi kerugian maksimum pada periode yang akan mendatang menggunakan tingkat kepercayaan 99%, 95% dan 90% yang kemudian akan diestimasi. Hasil estimasi risiko dapat ditunjukkan pada Tabel 10 berikut.

Tabel 10. Estimasi Risiko VaR

Tingkat Kepercayaan	<i>Cornish-Fisher</i> (α')	Estimasi (VaR_{CF})(%)
99%	-2.559168	5.962848
95%	-1.655855	3.856359
90%	-1.239272	2.884907

Perolehan hasil estimasi *Value at Risk* tertinggi ditingkat kepercayaan 99%, 95%, dan 90% pada model GJR-GARCH(1,1) berturut-turut adalah 5.96%, 3.85%, dan 2.88%. Hasil ini menunjukkan bahwa semakin tinggi tingkat kepercayaan yang digunakan, potensi risiko yang muncul akan semakin tinggi.

4.2 Pembahasan

Penelitian dengan menganalisis volatilitas dan estimasi risiko menggunakan data *return* harian saham BBRI pada periode 01 Mei 2022 hingga 01 Mei 2025 telah usai. Perolehan pada penelitian ini menunjukkan bahwa data saham yang digunakan menunjukkan adanya fenomena *volatilitas clustering*. Temuan lain menunjukkan bahwa harga saham mengalami fluktuasi yang cukup tinggi dan cenderung menurun di akhir periode pengamatan. Hal tersebut disebabkan oleh beberapa faktor, seperti kombinasi dari

kebijakan moneter yang ketat, kondisi ekonomi makro yang tidak stabil, dan sentimen pasar yang negatif, dimana investor cenderung mencari saham yang lebih aman menjadi penyebab utama menurunnya harga saham BBRI [14].

Perolehan penelitian ini menunjukkan bahwa masih terdapat efek asimetris setelah penerapan model GARCH standar, artinya model GARCH standar tidak mampu menangkap efek asimetris volatilitas pada saham sehingga diperlukannya model GARCH asimetris, yaitu salah satunya model GJR-GARCH untuk dilakukan pemodelan volatilitas Saham Bank Rakyat Indonesia Tbk. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Ahmad *et al.* [15], Hidayana *et al.* [16], dan Khan *et al.* [17], dengan hasil analisis pada penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode GJR-GARCH mampu secara efektif menangkap efek asimetris pada data keuangan.

Hasil analisis menunjukkan bahwa data *return* Bank Rakyat Indonesia pada periode penelitian memiliki distribusi yang tidak normal sehingga perhitungan risiko yang dilakukan peneliti menggunakan metode *Value at Risk* dengan pendekatan *Cornish Fisher Expansion*. Hasil perhitungan VaR menunjukkan bahwa perkiraan kerugian maksimum dalam 5 periode waktu kedepan yang akan dihadapi oleh investor pada tingkat kepercayaan 99%, 95%, dan 90% berturut-turut adalah sebesar 5.96%; 3.85%; dan 2.88% dari nilai investasi pada saham BRI. Hal ini pun sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Andespa *et al.* [18] tentang analisis risiko investasi sebelum dan sesudah pandemi COVID-19 menggunakan metode *Expected Shortfall* (ES) dengan pendekatan *Cornish Fisher Expansion* (CFE) pada data saham Sri Rejeki Isman Tbk yang memiliki distribusi data yang tidak normal. Hasil penelitian tersebut didapatkan bahwa pada tingkat kepercayaan 95% diperoleh nilai ES CFE sebelum pandemi COVID-19 sebesar 1.1762% dan sesudah pandemi COVID-19 sebesar 3.3177%. Kemudian pada tingkat kepercayaan 99% diperoleh nilai ES CFE sebelum pandemi COVID-19 sebesar 5.8928% dan sesudah pandemi COVID-19 sebesar 10.3703%.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa data saham menunjukkan tren yang fluktuatif dengan tingkat volatilitas yang variatif tiap tahunnya. Hasil pemodelan akhir didapatkan uji *sign bias* pada model terbaik GJR-GARCH(1,1) menunjukkan bahwa sudah tidak terdapat efek asimetris dan *sign bias* yang signifikan. Dari hasil uji plot ACF pada kuadrat residual menunjukkan bahwa sudah tidak terdapat pola volatilitas *clustering* pada volatilitas harga Saham Bank Rakyat Indonesia, yang artinya sudah tidak terdapat hubungan antara volatilitas pada satu periode dengan periode lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa ketika terjadi volatilitas yang rendah tanpa pola *clustering*, maka pergerakan harga cenderung tidak terduga dan stabil dalam jangka panjang. Sebaliknya, jika terjadi volatilitas yang tinggi dengan adanya pola *clustering*, maka menunjukkan risiko pergerakan ekstrem yang berkelanjutan. Hasil penelitian ini tidak terdapat pola *volatility clustering* maka dapat disimpulkan bahwa harga saham BBRI cenderung akan lebih stabil, meskipun tetap mengalami fluktuasi harian yang acak atau tidak terduga. Hasil perolehan nilai estimasi maksimal *Value at Risk* pada Saham BBRI

pada tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99% pada model ini diperoleh nilai berturut-turut sebesar 2.88%; 3.86%; dan 5.96%. Hal ini menandakan bahwa pada tingkat kepercayaan 99% adalah tingkat kepercayaan yang paling dihindari karena memiliki nilai risiko yang paling tinggi dibanding tingkat kepercayaan yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Mishkin, *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*, 12th ed. Pearson, 2019.
- [2] R. F. Engle, "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation," *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987–1007, 1982.
- [3] T. Bollerslev, "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, vol. 31, no. 3, pp. 307–327, 1986.
- [4] J. Hasanhodzic and A. W. Lo, "On Black's leverage effect in firms with no leverage," *The Journal of Portfolio Management*, vol. 46, no. 1, pp. 106–122, 2019, doi: 10.3905/jpm.2019.46.1.106.
- [5] 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," *The Journal of Finance*, vol. 48, no. 5, pp. 1779–1801, 1993.
- [6] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2015.
- [7] D. Rosida, *Analisis Runtun Waktu dan Aplikasinya dengan R*. Yogyakarta, Indonesia: Gadjah Mada University Press, 2021.
- [8] C. Brooks, *Introductory Econometrics for Finance*, 4th ed. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2019.
- [9] R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2010.
- [10] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics*, 4th ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2003.
- [11] C. Francq and J.-M. Zakoïan, *GARCH Models: Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2019.
- [12] A. Maqsood, S. Safdar, R. Shafi, and N. J. Lelit, "Modeling stock market volatility using GARCH models: A case study of Nairobi Securities Exchange (NSE)," *Open Journal of Statistics*, vol. 7, no. 2, pp. 369–381, 2017.
- [13] R. F. Engle and V. K. Ng, "Measuring and testing the impact of news on volatility," *The Journal of Finance*, vol. 48, no. 5, pp. 1749–1778, 1993.
- [14] M. A. Puspita, "Menghadapi VUCA: Volatilitas indeks harga saham sub-sektor perbankan dan indikator ekonomi makro di tengah optimisme pertumbuhan ekonomi Indonesia," *Jurnal Ilmu Ekonomi*, vol. 5, no. 7, 2025, doi: 10.17977/um066.v5.i7.2025.3.
- [15] M. H. Ahmad, P. Y. Ping, S. R. Yaziz, and N. H. Miswan, "Forecasting Malaysian gold using a hybrid of ARIMA and GJR-GARCH models," *Applied Mathematical Sciences*, vol. 9, nos. 29–32, pp. 1491–1501, 2015, doi: 10.12988/ams.2015.5124.

- [16] R. A. Hidayana, H. Napitupulu, and Sukono, "An investment decision-making model to predict the risk and return in stock market: An application of ARIMA-GJR-GARCH," *Decision Science Letters*, vol. 8, pp. 429–440, 2023, doi: 10.5267/dsl.2022.3.003.
- [17] M. Khan, U. N. Kayani, M. Khan, K. S. Mughal, and M. Haseeb, "COVID-19 pandemic and financial market volatility: Evidence from GARCH models," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 16, no. 1, Art. no. 50, 2023, doi: 10.3390/jrfm16010050.
- [18] R. Andespa, D. A. I. Maruddani, and T. Tarno, "Expected shortfall dengan ekspansi Cornish-Fisher untuk analisis risiko investasi sebelum dan sesudah pandemi COVID-19 dilengkapi GUI R," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 2, pp. 173–182, 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i2.35457.