

JURNAL STATISTIKA DAN SAINS DATA
Volume 4 Edisi 1, Oktober, 2026, 200-215
https://journal.student.uny.ac.id/index.php/jssd
https://dx.doi.org/10.21831/jssd.v4i1.23425

PERBANDINGAN MODEL VOLATILITAS *RETURN* SAHAM PT BANK RAKYAT INDONESIA TBK MENGGUNAKAN EGARCH DAN TGARCH

Duli Tabita Sagala *, Universitas Negeri Yogyakarta
Dhoriva Urwatul Wutsqa, Universitas negeri Yogyakarta
*e-mail: dulitabita.2021@student.uny.ac.id

Abstrak. Pasar modal Indonesia yang semakin dinamis menuntut pemahaman mendalam terhadap volatilitas return saham agar investor dapat mengelola risiko secara optimal. Salah satu saham yang sering mengalami fluktuasi harga signifikan adalah PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI), sehingga analisis model volatilitas menjadi sangat penting. Penelitian ini bertujuan memodelkan volatilitas return saham BBRI dengan pendekatan EGARCH (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dan TGARCH (*Threshold* GARCH), serta menghitung risiko investasi menggunakan metode *Value at Risk* (VaR). Data yang digunakan berupa *return* saham harian dari 1 Maret 2019 hingga 31 Januari 2025 yang diperoleh melalui *yahoo.finance*. Proses analisis diawali dengan uji stasioneritas (ADF), pemodelan ARMA, uji *white noise* (Ljung-Box), uji heteroskedastisitas (ARCH-LM), dan dilanjutkan pemodelan GARCH untuk menangani efek volatilitas asimetris. Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria AIC, MAPE, MSE, dan MAE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model EGARCH (1,1) memiliki performa lebih baik daripada TGARCH (1,1) dengan nilai AIC lebih rendah (-5,2398), serta memberikan prediksi risiko VaR yang lebih akurat.

Kata kunci: Volatilitas, Return Saham, EGARCH, TGARCH, PT Bank Rakyat Indonesia Tbk.

Abstract. *Indonesia's increasingly dynamic capital market requires a comprehensive understanding of stock return volatility to help investors manage investment risks optimally. PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI) is one of the largest banking stocks that often experiences significant price fluctuations, making volatility modeling essential. This study aims to model the volatility of BBRI stock returns using the Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) and Threshold GARCH (TGARCH) models, and to estimate investment risk through the Value at Risk (VaR) method. The data used are daily stock returns from March 1, 2019, to January 31, 2025, obtained from yahoo.finance. The analysis process began with stationarity testing (ADF), ARMA modeling, white noise testing (Ljung-Box), heteroskedasticity testing (ARCH-LM), and continued with GARCH modeling to handle asymmetric volatility effects. The best model was selected based on AIC, MAPE, MSE, and MAE criteria. The results show that the EGARCH (1,1) model outperforms TGARCH (1,1), with a lower AIC value (-5.2398), providing more accurate VaR risk predictions.*

Keywords: Volatility, Stock Return, EGARCH, TGARCH, PT Bank Rakyat Indonesia Tbk.

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan salah satu indikator penting dalam perekonomian suatu negara. Salah satu instrumen investasi yang paling diminati di pasar modal adalah saham, karena potensi imbal hasilnya yang tinggi. Namun demikian, pergerakan harga saham sangat fluktuatif dan tidak dapat diprediksi dengan pola linier sederhana. Fluktuasi harga saham yang tinggi menyebabkan timbulnya volatilitas, yang menjadi salah satu aspek penting dalam pengambilan keputusan investasi maupun manajemen risiko. Dalam konteks akademik dan praktis, volatilitas saham merefleksikan ketidakpastian pasar, yang dapat diukur dan dimodelkan untuk memperkirakan risiko di masa depan.

Volatilitas saham sering kali menunjukkan sifat heteroskedastisitas, yaitu varians residual yang tidak konstan sepanjang waktu. Heteroskedastisitas merupakan ciri khas dari data keuangan, di mana pada periode tertentu terjadi lonjakan volatilitas yang diikuti oleh periode tenang. Hal ini menunjukkan bahwa variansi error tidak bersifat homogen, melainkan berubah-ubah mengikuti kondisi pasar. Data keuangan pada umumnya memiliki pola *clustering* volatility, artinya periode volatilitas tinggi akan diikuti oleh periode volatilitas tinggi lainnya, begitu pula sebaliknya. Oleh karena itu, model-model yang mampu menangkap fenomena heteroskedastisitas dan pola clustering sangat dibutuhkan agar perhitungan risiko menjadi lebih akurat dan realistis.

Selain heteroskedastisitas, data keuangan juga kerap menunjukkan sifat asimetri atau leverage effect. Leverage effect menggambarkan kondisi di mana dampak dari kejutan negatif (*negative shocks*) terhadap volatilitas lebih besar daripada kejutan positif *(positive shocks*) dengan besaran yang sama. Dengan kata lain, berita buruk cenderung meningkatkan volatilitas lebih tajam daripada berita baik. Efek asimetri ini tidak dapat dijelaskan oleh model GARCH standar, karena GARCH mengasumsikan bahwa kejutan positif dan negatif memiliki dampak simetris terhadap volatilitas. Oleh sebab itu, dibutuhkan model yang mampu menangkap pola asimetri atau leverage effect dengan lebih akurat, terutama pada data keuangan yang sangat rentan terhadap sentimen negatif.

Salah satu metode yang sangat umum digunakan dalam pemodelan data *time series* adalah model ARIMA. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah salah satu pendekatan yang digunakan untuk data deret waktu (*time series*). Namun, model ini berasumsi bahwa varians bersifat konstan (homoskedastis), sementara dalam data finansial, volatilitas justru seringkali berubah-ubah, yang dikenal sebagai heteroskedastisitas (Tsay, 2010). Oleh karena itu, model ARIMA kurang cocok untuk digunakan dalam analisis data finansial seperti saham. Sebagai solusi, model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) yang diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982, dan kemudian diperluas menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) oleh Bollerslev pada tahun 1986, dapat digunakan untuk menangani volatilitas yang bervariasi.

Namun, model GARCH memiliki kelemahan dalam merespons guncangan positif dan negatif secara simetris. Dengan kata lain, model ini menganggap dampak guncangan terhadap volatilitas tidak berbeda, padahal dalam praktiknya, pergerakan harga saham sering menunjukkan *leverage effect*, yaitu *return* negatif memiliki dampak yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan dengan *return* positif yang besarnya sama (Francq & Zakoian, 2010). Hal ini menciptakan ketidakseimbangan antara *return* dan volatilitas, dengan volatilitas cenderung meningkat lebih tajam ketika harga turun. Untuk mengatasi hal ini, model-model seperti *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) dan *Threshold* GARCH *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dikembangkan untuk memperhitungkan efek asimetris pada volatilitas. EGARCH lebih

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

responsif terhadap guncangan negatif, sementara TGARCH berfokus pada peningkatan volatilitas yang lebih besar setelah guncangan negatif terjadi.

Penelitian mengenai volatilitas saham di Indonesia, khususnya pada perusahaan-perusahaan besar seperti PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk sangat penting. Sebagai salah satu bank terbesar di Indonesia, saham BBRI menjadi sentimen pasar keuangan nasional. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan volatilitas return saham BBRI menggunakan dua model yang secara teori dan empiris sangat cocok digunakan untuk data keuangan, yaitu EGARCH dan TGARCH. Keduanya mampu menangkap karakteristik heteroskedastisitas, asimetri, dan clustering volatility yang lazim terjadi pada data pasar modal. Selanjutnya, dari model tersebut akan dihitung risiko pasar menggunakan pendekatan VaR, yang menjadi pedoman penting bagi investor, manajer risiko, dan pembuat kebijakan dalam mengantisipasi potensi kerugian ekstrem. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris, sistematis, dan relevan dalam literatur manajemen risiko di pasar modal Indonesia.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pemodelan volatilitas menggunakan EGARCH dan TGARCH. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa data time series harga penutupan harian saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI.JK) dalam periode 1 Maret 2019 hingga 31 Januari 2025. Data diperoleh dari situs resmi *Yahoo Finance* (https://finance.yahoo.com/) dan diolah menggunakan perangkat lunak RStudio.

Langkah pengumpulan dan analisis data dilakukan secara sistematis sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data:
   Mengumpulkan data harga penutupan harian BBRI.JK, kemudian menghitung return harian dengan rumus:
   $$r_t = \ln(1 + r_t) = ln\left(1 + \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}\right) = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$
   di mana.
2. Analisis Statistik Deskriptif

   Menghitung nilai rata-rata, minimum, maksimum, dan standar deviasi *return* saham.
3. Pengujian Normalitas:
   Menghitung *skewness*, kurtosis, dan melakukan uji Jarque-Bera untuk melihat apakah distribusi data normal.

   Uji ini bertujuan untuk menguji kenormalan distribusi data dengan mengukur perbedaan antara *skewness* (kemenjuluran) dan *kurtosis* (keruncingan) data dibandingkan dengan distribusi normal (Tsay, 2010).
   Hipotesis:
   H_0 : data dari populasi berdistribusi normal
   H_1 : data dari populasi tidak berdistribusi normal
4. Pengujian Stasioneritas:

   Data diuji menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika belum stasioner, maka dilakukan transformasi atau *differencing*. Pengujian dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut (Tsay, 2010)

   $H_0 : \delta = 0$ (terdapat *unit root*, data runtun waktu tidak stasioner)
   $H_1 : \delta < 0$ (tidak terdapat *unit root*, data runtun waktu stasioner)

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

5. Pemodelan ARMA:
   - Identifikasi model ARMA menggunakan plot ACF dan PACF.
   - Pengujian signifikansi parameter dan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).

   Model ARMA dinotasikan dengan ARMA (p, q), dengan p adalah orde model AR dan q adalah orde model MA. Model ARMA (p, q) dapat dituliskan pada persamaan (Wei, 2006):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

6. Uji diagnostik *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box menggunakan persamaan berikut.

   H_0 : $\rho_1 = \cdots = \rho_K = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*)

   H_1 : Minimal ada satu $\rho_K \neq 0$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

7. Pengujian Efek ARCH

   Setelah pemodelan ARMA, dilakukan uji ARCH-LM pada residual kuadrat untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas. (23)

   H_0: $\alpha_i = 0, i = 1,2, \ldots, m$ (tidak terdapat efek ARCH)

   H_1: Minimal ada satu $\alpha_i \neq 0, i = 1, \ldots, m$ (terdapat efek ARCH)

8. Pemodelan GARCH dan Uji Asimetri:

   Jika efek ARCH terdeteksi, dilakukan pemodelan GARCH. Model (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) GARCH merupakan solusi untuk mengatasi kelemahan yang terdapat dalam model ARCH. Secara umum model GARCH (m, s) dinyatakan pada persamaan (Tsay, 2010).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \beta_s \varepsilon_{t-s}^2$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + \sum_{j=1}^{s} \beta_s \varepsilon_{t-s}^2$$

   dengan

   σ_t^2 : varians kuadrat dari *error* pada waktu t,
   α_0 : konstanta model GARCH,
   $\alpha_{i'}$: parameter model ARCH untuk $i' = 1,2, \ldots, m$
   $\beta_{j'}$: parameter model GARCH untuk $j' = 1,2, \ldots, s$
   m : orde ARCH
   s : orde GARCH
   $\varepsilon_{t-i'}^2$: *error* pada waktu $t - i'$
   ε_{t-j}^2 : *error* pada waktu $t - j'$

9. Uji efek asimetri

   Pengujian untuk mendeteksi adanya efek asimetris juga telah dikembangkan oleh Engle & Ng (1993) melalui uji *Sign Size Bias, Negative Sign bias, Positive Sign bias* dan *Joint* yang dapat mengidentifikasi ketergantungan heteroskedastisitas. Uji efek asimetris berdasarkan dinyatakan pada persamaan berikut (Engle & Ng, 1993).

$$v_t^2 = a + bS_{t-1}^{-} + \boldsymbol{\beta}' \boldsymbol{z}_{ot}^{*} + \varepsilon_t$$

$$v_t^2 = a + bS_{t-1}^{-} \epsilon_{t-1} + \boldsymbol{\beta}' \boldsymbol{z}_{ot}^{*} + \varepsilon_t$$

$$v_t^2 = a + bS_{t-1}^{+} \epsilon_{t-1} + \boldsymbol{\beta}' \boldsymbol{z}_{ot}^{*} + \varepsilon_t$$

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Ketiga rumus tersebut juga dapat dilakukan secara bersama menggunakan rumus:

$$v_t^2 = a + b_1 S_{t-1}^- + b_2 S_{t-1}^- \varepsilon_{t-1} + b_3 S_{t-1}^+ \varepsilon_{t-1} + \boldsymbol{\beta}' \boldsymbol{z}^*_{\boldsymbol{ot}} + \varepsilon_t$$

dengan:

a, b : parameter konstanta
$\boldsymbol{\beta}'$: vektor parameter konstanta
$\boldsymbol{z}^*_{\boldsymbol{ot}}$: *vectorvariable independent*
S_{t-1}^- : variabel *dummy*, bernilai 1 jika $\epsilon_{t-1} < 0$ dan 0 selainnya
S_{t-1}^+ : variabel *dummy*, bernilai 1 jika $\epsilon_{t-1} > 0$ dan 0 selainnya
ε_{t-1} : *error* pada waktu ke$-t-1$
ε_t : *error* pada waktu ke$-t$ dengan

hipotesis:

H_0 : $\alpha_1 = 0$ (varians *error* tidak bersifat asimetris)
H_1 : Minimal ada satu $\alpha_1 \neq 0$ (varians *error* bersifat asimetris)

Jika terdapat efek asimetri, dilanjutkan dengan pemodelan EGARCH dan TGARCH.

10. Pemodelan EGARCH dan TGARCH

Model efek asimetris GARCH eksponensial atau EGARCH diperkenalkan oleh Nelson pada tahun 1991. Model ini dibuat secara khusus untuk memperhitungkan efek asimetris antara pengembalian aset yang positif dan negatif (Nelson, 1991). Dengan menggunakan bentuk log dalam persamaan varians bersyarat, model ini memastikan bahwa varians selalu bernilai positif meskipun parameter yang digunakan bernilai negatif. Menurut Tsay (2010), model EGARCH (p, q) dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i'=1}^{s} \alpha_{i'} \frac{|\varepsilon_{t-i'}| + \gamma_{i'} \varepsilon_{t-i'}}{\sigma_{t-i'}} + \sum_{j'=1}^{m} \beta_{j'} \ln(\sigma_{t-j'}^2)$$

dengan:

α_0 : konstanta model EGARCH,
$\alpha_{i'}$: parameter model ARCH untuk $i' = 1,2, \ldots, m$
$\beta_{j'}$: parameter model GARCH untuk $j' = 1,2, \ldots, s$
$\varepsilon_{t-i'}^2$: *error* pada waktu $t - i'$
$\varepsilon_{t-j'}^2$: *error* pada waktu $t - j'$
γ : *leverage effect*

Model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (TGARCH), yang dikembangkan oleh Glosten, Jagannathan, dan Runkle (1993) juga dirancang untuk menangkap pola asimetri atau *leverage effect*, tetapi dengan pendekatan yang berbeda. TGARCH memperkenalkan komponen *threshold*, di mana kejutan negatif dan positif mempengaruhi volatilitas secara berbeda berdasarkan tanda dari residual sebelumnya. Model TGARCH (p, q) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i'=1}^{s} (\alpha_{i'} + \gamma_{i'} N_{t-1}) \varepsilon_{t-i'}^2 + \sum_{j'=1}^{m} \beta_{j'} \sigma_{t-j'}^2$$

dengan

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

σ_t^2 : *conditional variance*
α_0 : konstanta model TGARCH,
$\alpha_{i'}$: parameter model ARCH untuk $i' = 1,2, \ldots, m$
$\beta_{j'}$: parameter model GARCH untuk $j' = 1,2, \ldots, s$
γ : *leverage effect*

11. Memilih model terbaik dengan mempertimbangkan nilai AIC, MAPE, MAE, dan MSE terendah.
    a. *Akaike Information Criterion* (AIC).
    Pemilihan model yang paling tepat dapat dilakukan dengan mempertimbangkan salah satu kriteria informasi, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC). AIC dapat ditulis dalam persamaan seperti persamaan berikut.

$$AIC = -2 \log (maximum\ likehood) + 2m'$$

    dimana,
    $m' = p + q + 1$jika ada konstanta dan $m' = p + q$ jika tidak ada konstanta.
    b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)
    MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai riil (Wulandari et al., 2015). Rumus MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \left|\frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t}\right| \times 100$$

    dengan
    Z_t : nilai aktual
    $\hat{Z}_t$: nilai yang diprediksi
    n : jumlah observasi
    c. *Mean Absolute Error* (MAE)
    MAE adalah rata-rata perbedaan absolut antara prediksi dan data aktual di mana semua perbedaan individu memiliki bobot yang sama (Sutoyo & Almaarif, 2020). MAE dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} |Z_t - \hat{Z}_t| \qquad \textbf{(54)}$$

    dengan
    Z_t : nilai actual
    $\hat{Z}_t$: nilai yang diprediksi
    n : jumlah observasi
    d. MSE
    Menurut Suryaningrum (Suryaningrum & W, 2015), *Mean Squared Error* (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Masing-masing kesalahan atau sisa dikuadratkan. MSE diperhitungkan dengan rumus sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} |Z_t - \hat{Z}_t|^2 \qquad (55)$$

    dengan

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Z_t : nilai aktual
Z_t : nilai yang diprediksi
n : jumlah observasi

12. Estimasi Risiko
Menghitung *Value at Risk* (VaR) *Cornish Fisher* untuk mengukur besaran risiko investasi berdasarkan model volatilitas terbaik.

$$\alpha' = q_a + \frac{1}{6}(q_a - 1)S(r) + \frac{1}{24}(q_a^3 - 3q_a)(K(r) - \frac{1}{36}(2q_a^3 - 5q_a)(S(r) \quad (41)$$

dengan

α' : nilai perluasan Cornish-Fisher
q_a : nilai kuantil ke-a distribusi normal standar
$S(r)$: estimasi nilai *skewness*
$K(r)$: estimasi nilai kurtosis

Estimasi nilai *skewness* dan kurtosis untuk data sampel dapat dihitung menggunakan persamaan (42) dan (43) (Tsay, 2010)

$$S(r) = \frac{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(r_t - \hat{\mu}_r)^3}{\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{t=1}^{n}(r_t - \hat{\mu}_r)^2}^3}$$

$$K(r) = \frac{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(r_t - \hat{\mu}_r)^4}{\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{t=1}^{n}(r_t - \hat{\mu}_r)^2}^4}$$

dengan

$$\hat{\mu}_r = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} r_t$$

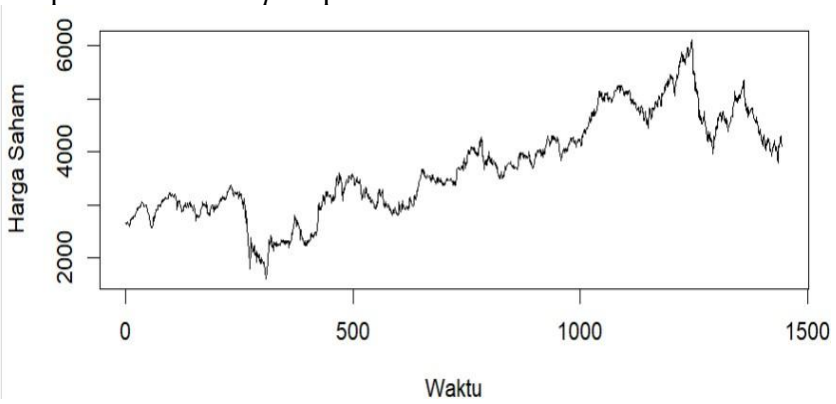
n : banyaknya pengamatan

13. Membuat Kesimpulan

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Pada analisis ini menggunakan data *return* harian saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI.JK) yang mencakup periode dari 30 Mei 2023 hingga 30 November 2024. Analisis deskripti dilakukan untuk mengatahui karakteristik dari saham. Harga penutupan (*close price*) saham ditunjukkan pada *time series plot* pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik harga penutupan saham

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Berdasarkan grafik harga penutupan saham BBRI.JK periode Maret 2019 hingga Januari 2025, terlihat fluktuasi signifikan, dengan penurunan tajam pada Maret 2020 akibat pandemi COVID-19, lalu berangsur naik dan mencapai puncak pada Agustus 2022.

Tabel 1. Tabel Statistik Deskriptif

Rata-rata	**0, 0005**
Minimal	−0,0767
Maksimal	0,2049
Standar deviasi	0,0203

Analisis statistik deskriptif menunjukkan rata-rata *return* sebesar 0,0005, nilai minimum -0,0767 yang menandakan potensi penurunan hingga 7,67%, dan nilai maksimum 0,2049 yang menunjukkan peluang kenaikan hingga 20,49%. Standar deviasi sebesar 0,0203 menggambarkan volatilitas moderat pada periode pengamatan.

Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk menentukan apakah data *return* saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk mengikuti distribusi normal. Untuk melakukan uji normalitas, nilai *skewness* dan kurtosis dihitung terlebih dahulu, yang masing-masing mengukur tingkat kemencengan dan keruncingan distribusi data.

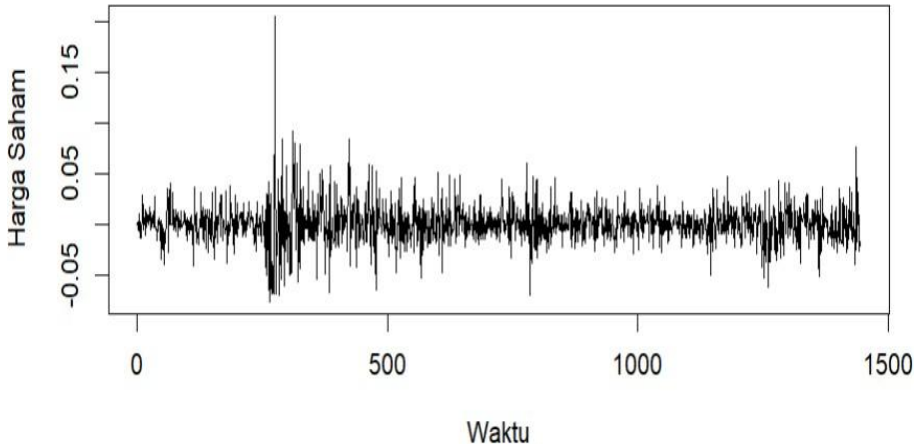
Tabel 2. Hasil Uji Normalitas

Skewness	**Kurtosis**	**Jarque Bera**	
		JB	***pvalue***
0,8841	9,1260	5214,4	$< 2{,}2e-16$

Hasil analisis menunjukkan nilai *skewness* 0,8841, menandakan distribusi data condong ke kanan. Nilai kurtosis 9,1260 menunjukkan distribusi leptokurtik dengan banyak nilai ekstrem. Uji Jarque-Bera menghasilkan nilai 5214,4 dengan p-value < 2,2e-16, mengindikasikan data tidak berdistribusi normal. Dengan p-value jauh di bawah 0,05, hipotesis nol ditolak, sehingga disimpulkan bahwa data tidak normal.

Uji Stasioneritas

Pada tahap ini, dilakukan uji stasioneritas untuk menentukan apakah data *return* harian saham BBRI.JK bersifat stasioner, yaitu apakah nilai rata-rata dan variansnya konstan sepanjang waktu.



Gambar 2. Plot Time Series

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Grafik *return* harian menunjukkan fluktuasi besar, dengan lonjakan signifikan pada Maret 2019 dan beberapa kali di 2023, mencerminkan volatilitas tinggi akibat peristiwa pasar. Sebagian besar *return* berpusat di sekitar nol, namun volatilitas tetap tinggi. Untuk keakuratan model, perlu dilakukan uji stasioneritas seperti ADF, dan jika perlu, dilakukan differencing agar data menjadi stasioner sebelum dianalisis lebih lanjut.

Tabel 3. Hasil Uji Stasioneritas *Return* Saham

Statistik uji	p_{value}	Keterangan
$\mathbf{-11,147}$	0,01	Data Stasioner

Hasil uji ADF menunjukkan nilai statistik -11,147 dengan p-value 0,01, lebih kecil dari 0,05. Ini menandakan hipotesis nol ditolak, sehingga data *return* harian saham BBRI.JK dinyatakan stasioner.

Pemodelan ARMA

1. Identifikasi Model
   Analisis ACF dan PACF menunjukkan adanya pola autokorelasi kuat pada lag 1 (ACF) dan lag 2-3 (PACF). Berdasarkan pola ini, model kandidat yang dipertimbangkan adalah ARMA(1,1), ARMA(1,2), ARMA(2,1), dan ARMA(2,2).
2. Uji Signifikansi Parameter
   Hasil uji menunjukkan bahwa model ARMA(1,2), ARMA(2,1), dan ARMA(2,2) memiliki parameter yang signifikan (p-value < 0,05), sehingga layak dipertimbangkan lebih lanjut.
3. Uji Diagnostik

Tabel 4. Pemeriksaan Diagnostik Model ARMA

Model	Uji *White noise*	*Log likehood*	AIC
ARMA(1,2)	0,9392	3587,1	−7164,2
ARMA(2,1)	0,9274	3587,65	−7165,31
ARMA(2,2)	0,9431	3591,15	−7170,29

Evaluasi berdasarkan uji *white noise*, nilai log-likelihood, dan AIC menunjukkan bahwa ARMA(2,2) adalah model terbaik. Model ini memiliki AIC terendah (-7170,29), log-likelihood tertinggi (3591,15), serta residual yang bersifat *white noise* (p-value 0,9431).

4. Persamaan Model Terbaik:
   Model ARMA(2,2) yang diperoleh:

$$Z_t = (-1{,}157_{t-1}) - 0{,}7104_{t-2} + \varepsilon_t - 1{,}1607\varepsilon_{t-1} - 0{,}0005_{t-2}$$

Uji Efek ARCH-LM

Uji ARCH-LM dilakukan untuk memeriksa keberadaan heteroskedastisitas bersyarat.

Tabel 5. Uji ARCH-LM

Chi-Squared	df	p_{value}
$\mathbf{213,3}$	12	$< 2{,}2e-16$

Hasil uji menunjukkan nilai *chi-squared* sebesar 213,3 dengan p-value < 2,2e-16. Karena p-value lebih kecil dari 0,05, hipotesis nol (tidak ada efek ARCH) ditolak. Artinya, terdapat efek ARCH yang signifikan dalam residual model ARMA. Dengan demikian, model

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

ARMA belum cukup untuk menangkap pola volatilitas, sehingga diperlukan model lanjutan seperti GARCH untuk memodelkan volatilitas secara lebih akurat.

Pemodelan GARCH

Untuk mengatasi heteroskedastisitas pada *return* saham BBRI.JK, dilakukan estimasi beberapa model GARCH, yaitu GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,1), dan GARCH(2,2).

Tabel 6. Hasil Estimasi Parameter Model GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	$p-value$	AIC
GARCH (1,1)	μ	0,001	0,0092	−5,2311
	ϕ_1	−0,9549	0,0000	
	ϕ_2	-0,7166	0,0000	
	θ_1	0,8944	0,0000	
	ω	0,0000	0,0003	
	α_1	0,1149	0,0000	
	β_1	0,846	0,0000	
GARCH (1,2)	μ	0,001	0.0103	−5,2299
	ϕ_1	−0,9541	0,0000	
	ϕ_2	-0,7141	0,0000	
	θ_1	0,8924	0,0000	
	θ_2	0,632	0,0000	
	ω	0,0000	0,0047	
	α_1	0,1262	0,0000	
	β_1	0,7163	0,0052	
	β_2	0,1146	0,6444	
GARCH (2,1)	μ	0.001	0,0091	−5,2297
	ϕ_1	−0,9548	0,0000	
	ϕ_2	-0,7162	0,0000	
	θ_1	0,8942	0,0000	
	θ_2	0,6349	0,0000	
	ω	0.0000	0,0000	
	α_1	0,1149	0,0008	
	α_2	0.0000	0,9999	
	β_1	0,846	0,0000	
GARCH (2,2)	μ	0,001	0,0111	−5,2291
	ϕ_1	−0,9543	0,0000	
	ϕ_2	-0,7142	0,0000	
	θ_1	0,8936	0,0000	
	θ_2	0,6349	0,0000	
	ω	0,0000	0,0037	
	α_1	0,1263	0,0000	
	α_2	0,0802	0,0172	
	β_1	0,0000	0,9999	
	β_2	0,7243	0,000	

Pemilihan model terbaik didasarkan pada signifikansi parameter (p-value < 0,05) dan nilai AIC. Hasil estimasi menunjukkan bahwa model GARCH(1,1) memiliki nilai AIC terendah (-5,2311) dengan seluruh parameter signifikan. Ini menandakan GARCH(1,1) paling sesuai dalam menggambarkan volatilitas *return* saham BBRI.JK. Bentuk modelnya adalah:

$$\sigma_t^2 = 0{,}1149\varepsilon_{t-1}^2 + 0{,}846\varepsilon_{t-1}^2$$

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Uji Diagnostik Model dan Uji *Sign bias*

Setelah GARCH(1,1) terpilih sebagai model terbaik, dilakukan uji diagnostik untuk memastikan residual bebas dari autokorelasi.

Tabel 7. Hasil Uji ARCH LM GARCH (1,1)

Lag	p_{value}
Lag 3	0,7524
Lag 5	0,885
Lag 7	0,0672

Hasil uji ARCH LM pada lag 3, 5, dan 7 menunjukkan p-value masing-masing 0,7524; 0,885; dan 0,0672, yang lebih besar dari taraf signifikansi 5%. Ini menandakan bahwa residual sudah memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya, uji *sign bias* dilakukan untuk memeriksa efek asimetris (*leverage effect*).

Tabel 8. Uji *Sign bias* Model GARCH

	Probabilitas *Sign bias Test*		
Sign bias	***Negative Sign bias***	***Positive Sign bias***	***Joint Effect***
0, 6745	0,045*	0,6076	0,1268

Hasilnya menunjukkan p-value *Sign bias* (0,6745), *Positive Sign bias* (0,6076), dan *Joint Effect* (0,1268) lebih besar dari 0,05, namun p-value untuk Negative *Sign bias* adalah 0,045, yang lebih kecil dari 0,05. Ini menunjukkan adanya efek asimetris pada residual. Oleh karena itu, disarankan untuk melanjutkan estimasi dengan model EGARCH atau TGARCH yang mampu menangkap asimetri volatilitas *return* saham BBRI.JK secara lebih akurat.

Pemodelan EGARCH

Setelah ditemukan *joint effect* signifikan pada uji *sign bias* GARCH(1,1), dilakukan pemodelan dengan EGARCH untuk menangkap efek asimetri volatilitas. Beberapa model EGARCH (1,1), (1,2), (2,1), dan (2,2) diestimasi dan dibandingkan berdasarkan nilai parameter, signifikansi, dan AIC.

Tabel 9. Estimasi Model EGARCH

Model	**Parameter**	**Estimasi Parameter**	p_{value}	**AIC**
EGARCH (1,1)	μ	0,0006	0,02	−5,2398
	ϕ_1	−0,9674	0,0000	
	ϕ_2	−0,7661	0,0000	
	θ_1	0,9055	0,0000	
	θ_2	0,6912	0,0000	
	ω	−0,3364	0,0000	
	α_1	−0,0818	0,0000	
	β_1	0,9572	0,0000	
	γ_1	0,2159	0,0000	
EGARCH (1,2)	μ	0,0006	0,107	−5,2334
	θ_1	−0,063	0,0316	
	ω	−0,3705	0,0000	
	α_1	−0,0881	0,0000	
	β_1	0,8294	0,0000	
	β_2	0,1233	0,0000	

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Model	Parameter	Estimasi Parameter	p_{value}	AIC
	γ_1	0,2377	0,0000	
EGARCH (2,1)	μ	0,0000	0.0091	−5,2372
	θ_1	−0,1252	0.0230	
	θ_2	−0,0742	0,0028	
	ω	−0,6178	0,0000	
	α_1	0,2914	0,0000	
	α_2	0,1254	0,0435	
	β_1	0,9295	0,0000	
	γ_1	0,2980	0,0158	
	γ_2	−0,1850	0,0462	
EGARCH (2,2)	μ	0,0000	0,0895	−5,2383
	ϕ_1	−0,9663	0,0000	
	ϕ_2	−0,7648	0,0000	
	θ_1	0,9033	0,0000	
	θ_2	0,6899	0,0000	
	ω	−0,6145	0,0004	
	α_1	−0,0973	0,0000	
	α_2	-0,0552	0,0660	
	β_1	0,0466	0,4337	
	β_2	0,8752	0,0000	
	γ_1	0,2385	0,0000	
	γ_2	0,1653	0,0004	

Hasil menunjukkan bahwa EGARCH(1,1) memiliki nilai AIC terendah sebesar -5,2398 dan seluruh parameternya signifikan (p-value < 0,05), termasuk parameter gamma (γ) yang menunjukkan adanya efek asimetri. Dengan demikian, model EGARCH(1,1) dipilih sebagai model terbaik karena mampu menjelaskan volatilitas *return* saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk secara dinamis dan menangkap perbedaan dampak antara kejutan positif dan negatif. Bentuk persamaan model EGARCH(1,1) yang diperoleh adalah:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0{,}3364 - 0{,}0818\left(\frac{|\varepsilon_{t-1}| + 0{,}2159\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right) + 0{,}9572\ln(\sigma_{t-1}^2)$$

Pemodelan TGARCH

Selain menggunakan EGARCH, pemodelan TGARCH juga dilakukan untuk menangkap asimetri volatilitas secara lebih spesifik. TGARCH menggunakan parameter θ untuk mengidentifikasi perbedaan dampak antara kejutan positif dan negatif terhadap volatilitas. Beberapa model TGARCH, yaitu TGARCH(1,1), (1,2), (2,1), dan (2,2), diestimasi dan dibandingkan berdasarkan signifikansi parameter dan nilai AIC.

Tabel 10. Estimasi Model TGARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	p_{value}	AIC
TGARCH (1,1)	μ	0,0006	0,0896	−5,2296
	ϕ_1	−0,9884	0,0000	
	ϕ_2	−0,7745	0,0000	
	θ_1	0,9307	0,0000	
	θ_2	0,7003	0,0000	

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Model	Parameter	Estimasi Parameter	p_{value}	AIC
	ω	0,0007	0,0003	
	α_1	0,1074	0,0000	
	β_1	0,8761	0,0000	
	γ_1	0,3967	0,0000	
TGARCH (1,2)	μ	0,0006	0,0711	−5,2153
	ϕ_1	−0,988	0,0000	
	ϕ_2	−0,7753	0,0000	
	θ_1	0,93	0,0000	
	θ_2	0,7012	0,0000	
	ω	0,0007	0,0013	
	α_1	0,1124	0,0000	
	β_1	0,8063	0,0052	
	β_2	0,0646	0,8089	
	γ_1	0,3982	0,0000	
TGARCH (2,1)	μ	0,0006	0,0963	−5,2153
	ϕ_1	-0.9824	0,0000	
	ϕ_2	-0.7697	0,0000	
	θ_1	0.9244	0,0000	
	θ_2	0.6953	0,0000	
	ω	0,0008	0,0000	
	α_1	0.1062	0,0000	
	α_2	0.0121	0,7459	
	β_1	0.8565	0,0000	
	γ_1	0.3402	0.0905	
	γ_2	0.1712	0.9596	
TGARCH (2,2)	μ	0,0005	0,1525	−5,2153
	ϕ_1	-0,867	0,0000	
	ϕ_2	-0,1219	0,0000	
	θ_1	0,802	0,0000	
	θ_2	-0,1959	0,0000	
	ω	0,0011	0,027	
	α_1	0,1144	0,0000	
	α_2	0,0223	0,5448	
	β_1	0,7088	0,0000	
	β_2	0,1262	0,0000	
	γ_1	0,3272	0,2785	
	γ_2	−0,1056	0,6626	

Hasil menunjukkan bahwa model TGARCH(1,1) memiliki nilai AIC terendah sebesar -5,2296 dan sebagian besar parameternya signifikan (p-value < 0,05). Ini menunjukkan bahwa model TGARCH(1,1) paling mampu menangkap efek asimetri dalam volatilitas *return* saham BBRI.JK, dengan hasil yang lebih baik dibanding model TGARCH lainnya. Model ini dapat digunakan untuk peramalan volatilitas yang lebih akurat, karena mampu membedakan dampak antara kejutan positif dan negatif. Adapun persamaan model TGARCH(1,1) yang diperoleh adalah:

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

$$\sigma_t^2 = 0{,}0007 + (0{,}1074 + 0{,}3967N_{t-1})\varepsilon_{t-1}^2 + 0{,}8761\sigma_{t-1}^2$$

Perbandingan Performa Model EGARCH dan TGARCH

Setelah diperoleh model terbaik dari masing-masing pendekatan, yaitu EGARCH(1,1) dan TGARCH(1,1), dilakukan perbandingan berdasarkan kriteria AIC, MAPE, MAE, dan MSE. Nilai yang lebih rendah menunjukkan model dengan keseimbangan terbaik antara kompleksitas dan kecocokan data.

No	Model	AIC	MAPE	MSE	MAE
1	EGARCH (1,1)	−5,2398	1,1333 %	0,00036176	0,0148804
2	TGARCH (1,1)	−5,2296	1,1766 %	0,00036199	0,0148872

Hasil analisis menunjukkan bahwa model EGARCH(1,1) memiliki nilai AIC yang lebih rendah (-5,2398) dibandingkan TGARCH(1,1) (-5,2296). Selain itu, nilai MAPE, MSE, dan MAE dari EGARCH juga sedikit lebih kecil, masing-masing sebesar 1,1333%, 0,00036176, dan 0,0148804. Ini menunjukkan bahwa EGARCH(1,1) sedikit lebih unggul dalam hal efisiensi model dan ketepatan prediksi. Namun, perbedaan antara kedua model sangat kecil, yang menunjukkan bahwa baik EGARCH(1,1) maupun TGARCH(1,1) memiliki kinerja yang hampir setara dalam memodelkan volatilitas *return* saham BBRI.JK. EGARCH(1,1) tetap dipilih sebagai model yang paling sesuai dalam analisis ini.

Estimasi Risiko Value at Risk (VaR)

VaR dihitung pada tingkat kepercayaan 99%, 95%, dan 90% menggunakan hasil fitted dari model EGARCH(1,1) dan TGARCH(1,1). Hasil perhitungan menunjukkan bahwa model EGARCH(1,1) memberikan estimasi kerugian yang lebih rendah dibandingkan TGARCH(1,1).

Tabel 11. Estimasi Risiko menggunakan VaR

Model	Tingkat Kepercayaan		
	99%	**95%**	**90%**
EGARCH (1,1)	−0,01745	−0,01772	−0,01684
TGARCH (1,1)	−0,03954	−0,03413	−0,03004

Pada tingkat kepercayaan 99%, VaR EGARCH adalah -1,745%, sedangkan TGARCH mencapai -3,954%. Pada tingkat 95%, VaR EGARCH sebesar -1,772% dan TGARCH sebesar -3,413%. Di tingkat 90%, VaR EGARCH sebesar -1,684% dan TGARCH sebesar -3,004%. Perbedaan terbesar terlihat pada tingkat kepercayaan yang tinggi (99% dan 95%), di mana TGARCH cenderung memperkirakan risiko yang lebih besar. Secara keseluruhan, model EGARCH(1,1) dianggap lebih konservatif dan sesuai dalam memperkirakan risiko untuk saham BBRI.JK. Estimasi ini penting bagi investor sebagai acuan dalam menyusun strategi investasi yang lebih aman dan terukur, khususnya mengingat stabilitas saham BBRI di sektor perbankan.

Pembahasan

Penelitian ini bertujuan memodelkan volatilitas *return* saham BBRI.JK dengan EGARCH dan TGARCH, serta mengestimasi risiko menggunakan Value at Risk (VaR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa EGARCH(1,1) lebih unggul dibanding TGARCH(1,1), terlihat dari nilai AIC, MAPE, MAE, dan MSE yang lebih rendah. Secara teori, hasil ini memperkuat efek leverage yang dikemukakan Black (1976) dan Christie (1982), di mana kejutan negatif berdampak lebih besar pada volatilitas. EGARCH menangkap hal ini secara eksplisit, menjelaskan mengapa model ini lebih tepat untuk memodelkan volatilitas saham BBRI yang relatif stabil namun tetap rentan terhadap kejutan pasar. Hasil VaR juga menunjukkan bahwa

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

EGARCH menghasilkan estimasi risiko kerugian yang lebih rendah dan realistis pada tingkat kepercayaan 99%, 95%, dan 90%. Ini sesuai dengan penelitian Alberg et al. (2008), yang menyebutkan bahwa EGARCH memberikan perkiraan risiko yang tidak berlebihan, sangat berguna bagi investor dalam pengambilan keputusan.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil memaknai volatilitas *return* saham PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI.JK) melalui pemodelan EGARCH(1,1) dan TGARCH(1,1), dengan hasil yang menunjukkan bahwa EGARCH(1,1) merupakan model yang paling tepat dalam menggambarkan karakter volatilitas saham BBRI. Keunggulan model ini tidak hanya tercermin dari akurasi peramalan yang lebih baik, tetapi juga dari estimasi risiko yang lebih realistis melalui pendekatan Value at Risk (VaR) pada berbagai tingkat kepercayaan. Hal ini sejalan dengan harapan yang telah dikemukakan dalam pendahuluan, yaitu menemukan model yang mampu mengakomodasi asimetri volatilitas dan memberikan gambaran risiko yang akurat bagi investor di pasar modal Indonesia.

Secara substansi, penelitian ini mengonfirmasi bahwa pemilihan model volatilitas tidak dapat dilepaskan dari karakteristik saham dan dinamika pasar lokal. EGARCH(1,1) terbukti mampu menangkap dinamika volatilitas yang kompleks dan menghadirkan estimasi risiko yang dapat dijadikan acuan bagi investor institusi, manajer portofolio, serta regulator dalam mengelola risiko dan menyusun strategi kebijakan. Untuk ke depannya, prospek pengembangan penelitian ini dapat diarahkan pada integrasi model EGARCH dengan faktor makroekonomi atau variabel global untuk menguji sensitivitas volatilitas terhadap kondisi eksternal. Selain itu, aplikasi penelitian dapat diperluas ke berbagai sektor saham lainnya di BEI, termasuk sektor teknologi dan energi, untuk melihat konsistensi model dalam menghadapi karakter volatilitas yang lebih agresif. Penelitian lanjutan juga dapat mengarah pada pengembangan model hybrid yang memadukan EGARCH dengan *machine learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi dan pengelolaan risiko keuangan yang lebih adaptif di era digital.

DAFTAR PUSTAKA

A., T. R. (2003). The estimation of market VaR using GARCH models and a heavy tail. *Faculty of Economics University of Buenos Aires*.

Agusta, A., Ernawati, I., & Muliawati, A. (2021). Prediksi pergerakan harga saham pada sektor farmasi menggunakan algoritma long short-term memory. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, Vol 17 No 2.

Ahmed, A. &. (2011). Modeling stock market volatility using. *International Journal of Business and Social Science*, 2(23): 114-128.

Ayunsetyani, M., & Fauzan, M. (2022). Peramalan volume penjualan ekspor kayu albasia bare core menggunakan metode Box-Jenkins pada CV Citra Sengon Perkasa Kabupaten Magelang . *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, Vol 8, No 1.

Aziz, M., S.Mintarti, & M.Nadir. (2015). *Manajemen investasi fundamental, teknikal, Pelaku.* Yogyakarta: DEEPUBLISH.

BEI. (2012, April 23). *Detail Siaran Pers*. Retrieved from bursa efek indonesia meluncurkan indeks idx30: https://www.idx.co.id/id/berita/siaran-pers/217

BEI. (2024, Juli 13). *Detail Siaran Pers*. Retrieved from optimalkan investasi di setiap siklus ekonomi dengan indeks IDX Cyclical Economy 30: www.idx.co.id/data-pasar/data-saham/indeks-saham/

Box, G. E., & Jenkis, G. M. (1970). *Time series analysis: forecasting and control.* Holden Day.

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Brooks, C. (2014). *Introductory econometric for finance.* Cambridge University, United Kingdom.

Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance*, Volume 48, Issue 5.

Hartono, & Jogiyanto. (2010). *Metodologi penelitian bisnis edisi 6.* Yogyakarta: BPFE.

Janastu, I. N., & Wutsqa, D. U. (2023). Prediksi harga saham pada sektor. *Jurnal Statistika dan Sains Data*, Vol 1, No 2.

Jogiyanto. (2003). *Teori portofolio dan analisis investasi, Edisi Ketiga, Cetakan Pertama.* Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta.

Jorion, P. (2007). Value at risk the new benchmark for managing. In *Third Edition.* Singapore: McGraw Hill.

Makridarkis, S., Wheelwright, S., & McGee, V. (1999). *Metode dan aplikasi peramalan.* Jakarta: Erlangga.

Maruddani, D. &. (2007). Model ARCH dan GARCH untuk mengukur volatilitas harga saham PT HM Sampoerna Tbk Indonesia. *Jurnal Sains & Matematika (JSM*, 51-56.

Nelson. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset *return*s: A New Approach. *Journal Econometrica Society*, 59(2), 347–370.

RCore Team. (2022). *R: a language and environment for statistical computing*. Retrieved from R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria: https://www.rproject.org.

Rstudio Team. (2023). *RStudio: integrated development for R*. Retrieved from Boston: MA: RStudio, Inc: https://www.rstudio.com/

Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series.* New Jersey (US): John Wiley & Sons, Inc.

Wei, W. W. (2006). *Time series analysis: Univariate and Multivariate. 2nd ed.* New york: Pearson.

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649