ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 13, Nomor 1, Tahun 2024, Halaman 199 - 209
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PERBANDINGAN METODE *EXPONENTIAL* GARCH (EGARCH) DAN GLOSTEN-JAGANNATHAN-RUNKLE GARCH (GJR-GARCH) PADA MODEL VOLATILITAS SAHAM TUNGGAL

Auliana Rahma Hafizhah[1], Di Asih I Maruddani[2], Rukun Santoso[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail:** RHafizhah@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.13.1.199-209

Article Info:
Received: 2023-05-29
Accepted: 2024-10-10
Available *online*: 2024-10-14

Keywords:
Automatic ARIMA, GARCH Asimetris, EGARCH, GJR-GARCH

Abstract: Financial data, such as stock prices, usually have a tendency to fluctuate rapidly and create a heteroscedastic effect on the variance of residuals. The Covid-19 pandemic that occurred from 2020 to 2022 is one factor that can affect economic movements, especially in Indonesia, and has an impact on the volatility of financial data. The problem of heteroscedasticity can be addressed using the ARCH/GARCH model. However, this model has a weakness in capturing the asymmetry of volatility resulting from good news and bad news. Several models that can overcome the problem of volatility asymmetry are EGARCH and GJR-GARCH. The purpose of this thesis research is to determine the best volatility model using the daily stock price data of PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. covering the period from February 2020 to February 2023. The result of the asymmetric GARCH model suggests that the ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1) model has an AIC value of -4.8850, and the ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) model has an AIC value of -4.8907. Therefore, the model with the minimum AIC value, which is the ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) model, is considered the best model. Furthermore, this model exhibits very good forecast accuracy, as evaluated by the sMAPE value of 5,17%.

1. PENDAHULUAN

Fungsi pasar modal yaitu sebagai sarana bagi pendanaan perusahaan atau sebagai sarana untuk memperoleh dana dari masyarakat penanam modal (investor), oleh karena itu pasar modal memegang peranan penting bagi perekonomian suatu negara. Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI) menyatakan per bulan Juli 2022 total jumlah investor di pasar modal Indonesia khususnya saham telah mencapai angka 4.002.289 dengan 99,79 persen merupakan investor individu lokal. Jumlah investor saham pada periode sebelumnya mencapai 3.451.153 selama tahun 2021 yang berarti pertumbuhan investor naik sebesar 15,96 persen menjadi 4.002.289 pada akhir Juni 2022. Tren naik terlihat sejak tahun 2020 ketika investor saham masih berjumlah 1.695.268. Investor tidak hanya memiliki peluang untuk mendapatkan keuntungan (*return*) tetapi juga memiliki peluang untuk menghadapi risiko kerugian (*risk*). Hal tersebut memiliki hubungan yang searah dan linier, yang berarti bahwa semakin tinggi risiko suatu aset, semakin tinggi pula tingkat *expected return* (keuntungan yang diharapkan) dari aset tersebut, dan sebaliknya (Tandelilin, 2010). Komponen penting yang perlu diperhatikan ketika berinvestasi adalah volatilitas atau dapat disebut juga standar deviasi dari *return* saham. Volatilitas dari *return* sebuah saham menggambarkan fluktuasi pada *return* saham tersebut, yang sekaligus juga dapat menggambarkan risikonya.

Pandemi Covid-19 membuat tingginya volatilitas pasar saham yang disebabkan dari pembatasan peraturan pada aktivitas komersial dan pembatasan pada konsumen (Baker *et al.*, 2020). Volatilitas yang tinggi berdampak secara negatif terhadap perekonomian dan sistem finansial disetiap negara (Igwe, 2020). Fenomena tak terduga tersebut merupakan salah satu yang dapat membuat varian dari residual data finansial menjadi tidak konstan atau menimbulkan efek heteroskedastis. Beberapa model *time series* yang dapat digunakan untuk mengatasi hal tersebut antara lain yaitu *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) yang diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982. Model ARCH selanjutnya digeneralisasikan oleh Bollerslev pada tahun 1986 yang dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH). Model GARCH memiliki kelebihan dibandingkan dengan model ARCH yaitu mampu mengatasi volatilitas data yang lebih banyak menimbulkan penggunaan orde yang besar pada model ARCH. Namun, terdapat kelemahan pada model ARCH/GARCH yaitu tidak dapat menangkap fenomena ketidaksimetrisan *good news* dan *bad news* pada volatilitas (Aliyev *et al.*, 2020).

Penelitian Silva (2022) pada data harga saham dibeberapa negara berkembang yang dilakukan pada periode pademi Covid-19 menunjukan bahwa terdapat efek asimetris dan efek *leverage* pada volatilitasnya dan menyatakan bahwa *bad news* memiliki dampak yang lebih besar dibandingkan *good news*. Tsay (2010) menyatakan bahwa kelemahan model ARCH/GARCH tersebut bisa diperbaiki menggunakan model GARCH asimetris. Beberapa model yang populer untuk mengatasi keadaan asimetris dalam volatilitas diantaranya yaitu *Exponential* GARCH (EGARCH) yang diperkenalkan oleh Nelson pada tahun 1991 dan Glosten Jagannathan Runkle GARCH (GJR-GARCH) yang diperkenalkan oleh Glosten, Jagannathan, and Runkle pada tahun 1993 (Brooks, 2008). Model EGARCH tidak memiliki pembatasan asumsi non-negatif parameter karena ragam bersyaratnya (*conditional variance*) selalu bernilai positif walaupun parameter yang dihasilkan negatif (Rodríguez & Ruiz, 2012). Sedangkan pada model GJR-GARCH menggunakan pembatasan asumsi non-negatif pada parameternya dan model tersebut menyatakan bahwa volatilitas positif dan volatilitas negatif memiliki pengaruh yang berbeda terhadap ragam bersyaratnya (*conditional variance*) (Behmiri & Manera, 2015). Berdasarkan fenomena tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model volatilitas terbaik antara model *Exponential* GARCH dan Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH (GJR-GARCH) pada saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. pada periode 1 Februari 2020 – 28 Februari 2023.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tahapan awal setelah preprosesing data dilakukan pengujian *Augmented* Dickey-Fuller (ADF), uji ini diperkenalkan oleh Dickey dan Fuller pada tahun 1981, yaitu uji formal dalam menentukan kestasioneran data menggunakan uji akar unit (*unit root test*). Pengujian ADF dilakukan dengan hipotesis:
H_0 : Data *time series non stationer* dalam *mean* $(\mathrm{a} = 0)$
H_1 : Data *time series stationer* dalam *mean* $(\mathrm{a} < 0)$
Taraf Signifikansi: α
Statistik Uji:

$$ADF = t_{hitung} = \frac{\hat{\mathrm{a}}}{SE(\hat{\mathrm{a}})} \qquad (1)$$

Kriteria Pengujian:
Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{tabel(\alpha;n-1)}$ atau *p-value* < α.

a. Uji Stasioneritas dalam Varian

Data dikatakan telah *stationer* dalam varian apabila nilai *rounded value*-nya λ (lambda) bernilai 1 pada plot Box-Cox. Apabila data *non stationer* dalam varian, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varian menjadi konstan. Metode transformasi yang sering digunakan adalah model transformasi yang diperkenalkan oleh Box dan Cox pada tahun 1964:

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^{\lambda}-1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ lnZ_t, \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

dengan λ adalah parameter transformasi (Wei, 2006).

Model ARIMA terbaik dapat diperoleh melalui fungsi `auto.arima()` secara otomatis pada *package forecast* dengan menggunakan variasi algoritma Hyndman-Khandakar yang menggabungkan uji akar unit, nilai AIC terkecil, dan MLE (Hyndman & Khandakar, 2008). Pemodelan *automatic* ARIMA dilakukan Hyndman dan Khandakar menggunakan algoritma sebagai berikut:

1. Menentukan jumlah diferensi $0 \leq d \leq 2$ menggunakan uji KPPS (Kwiatkoski-Phillips-Schmidt-Shin *test*) atau uji akar unit berulang.
2. Menentukan nilai p dan q dengan meminimalkan nilai AIC setelah dilakukan diferensi d. Algoritma tersebut menggunakan pencarian bertahap untuk pemodelan, sehingga tidak perlu lagi mempertimbangkan setiap kemungkinan kombinasi antara p dan q.

Selanjutnya dilakukan verifikasi model *automatic* ARIMA menggunakan pengujian asumsi residual *white noise* dan asumsi distribusi normal.

a. Uji Independensi Residual

Pengujian asumsi independensi residual menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis:
H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$ (Residual bersifat independen)
H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$ dengan $i = 1, 2, \dots, k$ (Residual bersifat dependen)
Taraf Signifikansi: α
Statistik Uji:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{k}\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, n > k \quad (3)$$

Kriteria Pengujian:
Tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{(\alpha;k-p-q)}$ atau *p-value* < α.

b. Uji Normalitas Residual

Pengujian asumsi normalitas residual menggunakan uji Jarque-Bera (JB) dengan hipotesis:
H_0 : Residual data *return* saham berdistribusi normal
H_1 : Residual data *return* saham tidak berdistribusi normal
Taraf Signifikansi: α
Statistik Uji:

$$JB = \frac{n}{6}\left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4}\right) \quad (4)$$

Kriteria Pengujian:
Tolak H_0 jika $JB \geq \chi^2_{(\alpha;2)}$ atau *p-value* < α.

Uji *Lagrange Multiplier* (LM-Test) digunakan untuk mendeteksi adanya proses ARCH, yaitu keheterogenan varian residual yang dipengaruhi kuadrat residual periode sebelumnya. Pengujian ARCH dengan *Lagrange Multiplier* diperkenalkan oleh Engle (1991) dengan hipotesis:
H_0 : Tidak terdapat efek ARCH (varian residual bersifat homoskedastis)
H_1 : Terdapat efek ARCH (varian residual bersifat heteroskedastis)
Taraf Signifikansi: α
Statistik Uji:

$$LM = NR^2 \quad (5)$$

Kriteria Pengujian:
Tolak H_0 jika $LM > x^2_{(\alpha,m)}$ atau *p-value* < α.

Model *Autoregressive Conditional Heterokedastic* (ARCH) pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) yaitu teknik pemodelan yang dilakukan apabila terdapat hetereokedastisitas dalam varian residual. Secara umum model ARCH dengan orde q dirumuskan (Tsay, 2010):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q a_{t-q}^2 \qquad (6)$$

dengan syarat $\alpha_0 > 0;\ \alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_q \geq 0$

Selanjutnya Bollerslev melakukan generalisasi dari model ARCH yang dikemukakan oleh Engle dengan menggunakan orde yang lebih besar. Secara umum model GARCH (p,q):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p a_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \qquad (7)$$

dengan syarat $\alpha_0 > 0;\ \alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_q \geq 0;\ \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_p \geq 0$

Model GARCH mengalami pengembangan yang mampu mengatasi adanya kemungkinan respon volatilitas yang asimetris. Asimetris terjadi ketika *bad news* dan *good news* memiliki efek yang berbeda terhadap volatilitas (Dritsaki, 2017). Beberapa model yang populer untuk mengatasi keadaan asimetris dalam volatilitas diantaranya yaitu *Exponential* GARCH (EGARCH) yang diperkenalkan oleh Nelson pada tahun 1991 dan Gloste-Jagannathan-Runkle GARCH (GJR-GARCH) yang diperkenalkan oleh Glosten, Jagannathan, and Runkle pada tahun 1993 (Brooks, 2008).

Uji efek asimeris diperkenalkan oleh Engle dan Ng pada tahun 1993 untuk menguji ada atau tidaknya efek asimetris dalam volatilitas. Uji efek asimetris dilakukan berdasarkan persamaan regresi berikut (Brooks, 2008):

$$\hat{a}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{a}_{t-1} + \varphi_3 S_{t-1}^+ \hat{a}_{t-1} + \mu_t \qquad (8)$$

$$S_{t-1}^- = \begin{cases} 1\ jika\ \hat{a}_{t-1} < 0 \\ 0\ jika\ \hat{a}_{t-1} > 0 \end{cases}$$

$$S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^-$$

Pengujian persamaan (8) dapat dilakukan dengan hipotesis:

H_0 : $\varphi_j = 0, j = 1,2,3$ (residual data bersifat simetris)

H_1 : minimal ada 1 $\varphi_j \neq 0$ dengan $j = 1,2,3$ (residual data bersifat asimetris)

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

$$LM = NR^2$$

Kriteria Pengujian:

Tolak H_0 jika $LM > x_{(\alpha,3)}^2$ dengan m adalah jumlah parameter atau *p-value* < α.

Model yang dapat digunakan untuk mengatasi efek asimetris salah satunya adalah model EGARCH yang diperkenalkan oleh Nelson pada tahun 1991. Pada model EGARCH tidak terdapat pembatasan asumsi non-negatif parameter karena ragam bersyaratnya (*conditional variance*) selalu bernilai positif walaupun parameter yang dihasilkan negatif (Rodríguez & Ruiz, 2012). Hal tersebut terjadi karena EGARCH menggunakan log pada model variannya (Epaphra, 2017). Persamaan *conditional variance* pada model EGARCH (p,q) (Nelson, 1991):

$$ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j \left| \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} \right| + \sum_{i=1}^{p} \beta_i ln\,(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^{p} \delta_i \left(\frac{a_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) \qquad (9)$$

Parameter δ_i pada model EGARCH menunjukkan adanya *leverage effect* ketika $\delta_i < 0$. *Leverage effect* terjadi ketika nilai volatilitas meningkat pada saat terjadi *bad news* dan nilai volatilitas menurun ketika terjadi *good news*, dengan kata lain *bad news* memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap volatilitas data (Behmiri & Manera, 2015).

Model GJR-GARCH yang diperkenalkan oleh Glosten Jagannathan Runkle pada tahun 1993 juga mampu mengatasi efek asimetris. Pada model GJR-GARCH menggunakan pembatasan asumsi non-negatif pada parameternya (Labuschagne *et al.*, 2015). Model tersebut menyatakan bahwa volatilitas positif dan volatilitas negatif memiliki pengaruh yang berbeda terhadap ragam bersyaratnya (*conditional variance*) (Aftab *et al.*, 2019)..

Persamaan *conditional variance* pada model GJR-GARCH (p,q) (Glosten, Jagannathan, & Runkle, 1993).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j a_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p} \delta_i a_{t-i}^2 S_{t-1}^- \quad (10)$$

$$S_{t-1}^- = \begin{cases} 1 \; jika \; a_{t-1} < 0 \\ 0 \; jika \; a_{t-1} > 0 \end{cases}$$

dengan syarat $a_0 > 0;\ \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q \geq 0;\ \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p \geq 0;\ \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_p > 0$

Kebalikan dengan model EGARCH, parameter δ_{i} pada model GJR-GARCH menunjukkan adanya efek *leverage* ketika $\delta_{\mathrm{i}} > 0$.

Seleksi pemilihan model dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) yang paling minimum. Rumus untuk memperoleh nilai AIC adalah (Rosadi, 2011):

$$AIC = -2 \log \left(\frac{SSR}{n} \right) + 2k \quad (11)$$

$$\mathrm{SSR} = \sum_{\mathrm{t}=1}^{\mathrm{n}} \hat{a}_{\mathrm{t}}^2$$

Makridakis (1993) memperkenalkan sebuah ukuran yang dapat digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan yaitu *symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE). sMAPE digunakan untuk menghitung ukuran persentase dari kesalahan hasil ramalan:

$$sMAPE = \frac{2}{T} \left(\sum_{t=1}^{T} \frac{\left| \hat{P}_t - P_t \right|}{|P_t| + \left| \hat{P}_t \right|} \right) \times 100\%$$

Semakin kecil nilai sMAPE yang diperoleh maka menunjukan bahwa persentase kesalahan yang dihasilkan oleh metode tersebut juga semakin kecil.

3. METODE PENELITIAN

Jenis data yang digunakan pada adalah data sekunder, yaitu data *closing price* saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. harian periode 1 Februari 2020 – 31 Desember 2022 sebagai data *insample* dengan jumlah 713 data dan periode 1 Januari 2023 – 28 Februari 2023 sebagai data *outsample* dengan jumlah 40 data yang diunduh dari situs resmi yang menampilkan data historis saham yaitu http://finance.yahoo.com.

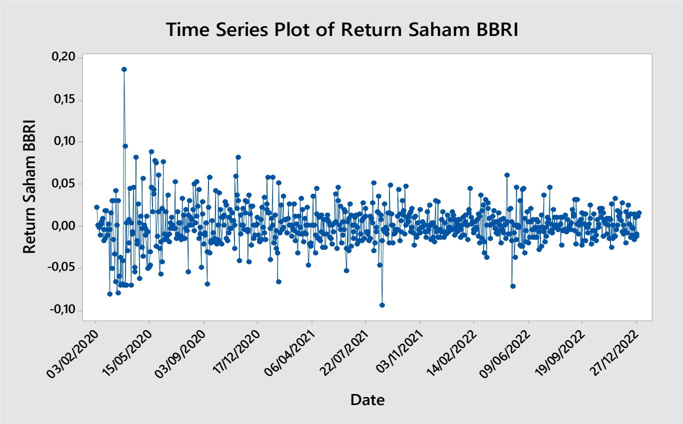
Penelitian Tugas Akhir ini data dianalisis menggunakan metode EGARCH dan GJR-GARCH. Langkah-langkah analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Mengubah data *closing price* saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. menjadi data *return.*
2. Uji stasioneritas data dalam varian menggunakan uji Box-Cox dan stasioneritas dalam *mean* menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller.*
3. Membagi dua kelompok data menjadi data *in-sample* dan *out-sample.* Data *in-sample* digunakan untuk memperoleh model terbaik dan data *out-sample* digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan.
4. Identifikasi model *automatic* ARIMA menggunakan data *in-sample.*
5. Uji signifikansi parameter terhadap model *automatic* ARIMA
6. Verifikasi model *automatic* ARIMA dengan melakukan uji independensi residual menggunakan uji *L-Jung* Box dan uji normalitas residual menggunakan uji Jarque-Bera
7. Uji *Lagrange Multiplier* pada model *automatic* ARIMA untuk mengetahui ada atau tidaknya efek heteroskedastis pada varian residual data.
8. Identifikasi model GARCH.

9. Estimasi parameter terhadap model GARCH.
10. Melakukan uji efek asimetris (*Sign Bias Test*).
11. Identifikasi model EGARCH dan GJR-GARCH.
12. Estimasi parameter terhadap model EGARCH dan GJR-GARCH.
13. Memilih model terbaik antara EGARCH dan GJR-GARCH dengan melihat nilai AIC paling minimum.
14. Peramalan dan evaluasi hasil peramalan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data harga penutupan saham (*closing price)* saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. harian periode 1 Februari 2020 – 31 Desember 2022.



Gambar 1. *Plot Time Series Return* Saham (BBRI)

Plot data *return* BBRI menunjukkan data *return* mengalami fluktuasi naik turun setiap waktu. Secara visual, terdapat *volatility clustering*, yaitu sebuah fenomena ketika terdapat perubahan volatilitas yang tinggi pada suatu periode, maka akan diikuti dengan perubahan volatilitas yang tinggi pada periode selanjutnya dan sebaliknya (Islam, 2014).

Data *return* saham BBRI dianalisis menggunakan statistik deskriptif untuk mengetahui gambaran umum *return* saham BBRI yang disajikan dalam Tabel 1.

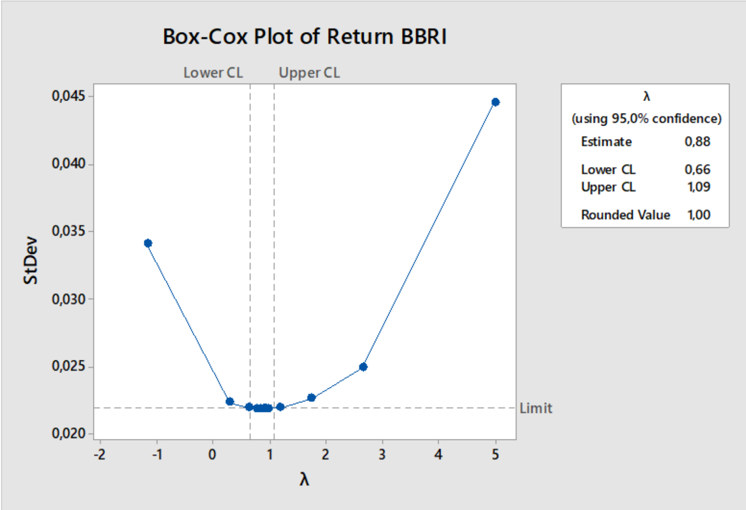
Tabel 1. Statistik Deskriptif Data *Return* Saham BBRI

Variabel	BBRI
Jumlah Observasi	712
Mean	0,000144
Skewness	0,597503
Kurtosis	9,393907

Mean dari *return* saham BBRI menunjukkan bahwa rata-rata harga saham memberikan keuntungan bagi para investor karena bernilai positif. Ukuran yang digunakan untuk melihat keekstriman pada data yaitu kurtosis (Mei *et al.*, 2017) dan skewness (Chang *et al.*, 2013). Nilai kurtosis yang bernilai lebih besar dari 3 sehingga mengindikasikan kurva data *return* bersifat *leptokurtic*, yaitu menunjukkan bahwa plot data *return* memiliki puncak kurva yang relatif tajam. Selain itu, nilai *skewness* data *return* BBRI bernilai positif yang menunjukkan bahwa sebaran data lebih menjulur ke kanan. Hal tersebut menggambarkan adanya ketidaksimetrisan dari distribusi normal.

Stasioneritas dalam *mean* dapat diuji secara formal menggunakan uji *Augmented* Dickey-Fuller (ADF) dengan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil uji ADF diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01 < α (0,05), sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa data *return* BBRI telahp*stationer* dalam *mean*.

Stasioneritas dalam varian dapat diuji secara visual menggunakan Box-*Cox Plot.*



Gambar 2. Box-*Cox Plot Return* Saham BBRI

Nilai *rounded value* adalah 1,00 yang artinya data tersebut sudah *stationer* dalam varian sehingga data tidak perlu ditransformasi.

Penentuan model ARIMA dapat diperoleh secara otomatis dengan menggunakan fungsi `auto.arima()` yang terdapat pada *package forecast* dalam *software* R. Model ARIMA terbaik yang terbentuk dari fungsi `auto.arima()` untuk data *return* BBRI adalah ARIMA(2,0,2) tanpa konstanta karena memiliki nilai AIC yang paling kecil yaitu sebesar -3289,954.

Model ARIMA(2,0,2) dilakukan estimasi terhadap setiap parameternya menggunakan Uji-t dengan taraf signifikansi sebesar 5%. Nilai estimasi parameter model ARIMA disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

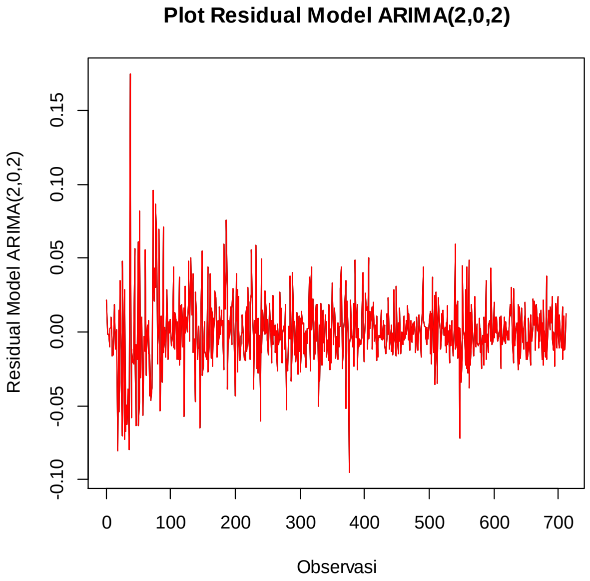
Model	Parameter	Koefisien	*P-Value*	Keputusan
ARIMA(2,0,2)	$\emptyset_1$	-1,512379	2,2e-16	H_0 ditolak
	$\emptyset_2$	-0,963727	2,2e-16	H_0 ditolak
	θ_1	1,542724	2,2e-16	H_0 ditolak
	θ_2	0,963650	2,2e-16	H_0 ditolak

Model ARIMA (2,0,2) tanpa konstanta memiliki nilai *p-value* < α (0,05) untuk semua koefisien parameternya, sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa semua parameternya signifikan terhadap model.

Pengujian asumsi independensi residual menggunakan uji Ljung-Box dengan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil yang diperoleh menunjukkan setiap lag data residual *return* BBRI memiliki nilai *p-value* > α, sehingga menerima H_0 dan dapat disimpulkan residual antar lag data *return* BBRI bersifat independen.

Selanjutnya pengujian asumsi normalitas residual model ARIMA menggunakan uji Jarque-Bera dengan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil yang diperoleh menunjukkan nilai *p-value* pada uji Jarque-Bera residual data *return* BBRI sebesar 2,2e-16 < α (0,05), sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa residual data *return* BBRI tidak berdistribusi normal.

Identifikasi awal untuk mengetahui adanya efek heteroskedastis dalam residual data dapat dilihat pada plot residual datanya. Visualisasi plot dari residual model ARIMA(2,0,2) dapat disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot Residual Model ARIMA(2,0,2)

Secara visual, Gambar 4 menunjukan adanya volatility clustering yaitu terdapat perubahan volatilitas yang tinggi pada suatu periode dan diikuti dengan perubahan volatilitas yang tinggi pada periode selanjutnya. Akibat adanya volatility clustering tersebut mengindikasikan bahwa terdapat efek heteroskedastis dalam residual data.

Selanjutnya dilakukan juga uji formal untuk mendeteksi adanya efek ARCH/GARCH atau efek heterokedastis pada varian residual model ARIMA menggunakan uji *Lagrange Multiplier* (LM Test). Pengujian dilakukan dengan menggunaan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil yang diperoleh menunjukkan nilai *p-value* pada uji *Lagrange Multiplier* (LM *Test*) residual data *return* BBRI sebesar 2,2e-16 < α (0,05), sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastis pada varian residual model dan selanjutnya dilakukan pemodelan ARCH/GARCH**.**

Model GARCH yang terbentuk pada data *return* BBRI yaitu ARIMA(2,0,2) GARCH (1,1). Pengujian signifikansi parameter model ARIMA-GARCH menggunakan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,2) GARCH(1,1) memiliki nilai *p-value* < α (0,05) untuk semua koefisien parameternya, sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa semua parameternya signifikan terhadap model.

Uji efek asimetris dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya perbedaan pengaruh antara *good news* dan *bad news* terhadap volatilitas data. Pengujian dilakukan dengan menggunakan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,2) GARCH(1,1) pada data *return* BBRI memiliki nilai *p-value* sebesar 0,04625 < α (0,05) untuk uji *negative size bias*, sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat indikasi pengaruh asimetris terhadap volatilitas data yang selanjutnya akan dilakukan pemodelan menggunakan model GARCH asimetris yaitu *Exponential* GARCH (EGARCH) dan Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH (GJR-GARCH).

Model EGARCH yang terbentuk yaitu ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1). Uji signifikansi masing-masing parameter pada model menggunakan taraf signifikansi sebesar 5%. Nilai estimasi parameter model ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1) disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Model EGARCH

Model	Parameter	Koefisien	*P-Value*	Keputusan
ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1)	$\emptyset_1$	-1,528386	0,000000	H_0 ditolak
	$\emptyset_2$	-0,990551	0,000000	H_0 ditolak
	θ_1	1,537490	0,000000	H_0 ditolak
	θ_2	0,987927	0,000000	H_0 ditolak
	α_0	-0,393967	0,000343	H_0 ditolak
	α_1	-0,066817	0,013595	H_0 ditolak
	β_1	0,947288	0,000000	H_0 ditolak
	δ_1	0,263055	0,000000	H_0 ditolak

Model ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1) memiliki nilai *p-value* < α (0,05) untuk semua koefisien parameternya, sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa semua parameternya signifikan terhadap model. Parameter δ_1 pada model EGARCH digunakan untuk mendeteksi pengaruh perbedaan tanda (*sign effect*). Nilai parameter $\delta_1 \neq 0$ menunjukkan adanya pengaruh asimetris dan nilai δ_1 yang bernilai positif artinya tidak terdapat efek *leverage*, yaitu nilai volatilitas akan meningkat pada saat terjadi *good news* dan nilai volatilitas menurun ketika terjadi *bad news,* dengan kata lain *good news* memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap volatilitas data.

Model GJR-GARCH yang terbentuk yaitu ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1). Uji signifikansi masing-masing parameter pada model menggunakan taraf signifikansi sebesar 5%. Nilai estimasi parameter model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Estimasi Parameter Model GJR-GARCH

Model	Parameter	Koefisien	*P-Value*	Keputusan
ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1)	$\emptyset_1$	-1,509265	0,000000	H_0 ditolak
	$\emptyset_2$	-0,965264	0,000000	H_0 ditolak
	θ_1	1,531450	0,000000	H_0 ditolak
	θ_2	0,966767	0,000000	H_0 ditolak
	α_0	0,000031	0,004079	H_0 ditolak
	α_1	0,083302	0,002985	H_0 ditolak
	β_1	0,799209	0,000000	H_0 ditolak
	δ_1	0,131546	0,009892	H_0 ditolak

Model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) memiliki nilai *p-value* < α (0,05) untuk semua koefisien parameternya, sehingga menolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa semua parameternya signifikan terhadap model. Nilai parameter δ_1 pada model GJR-GARCH bernilai positif maka hal tersebut menunjukkan adanya efek *leverage* pada data, yaitu nilai volatilitas akan meningkat pada saat terjadi *bad news* dan nilai volatilitas menurun ketika terjadi *good news*, dengan kata lain *bad news* memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap volatilitas data.

Uji *Lagrange Multiplier* digunakan untuk mengetahui masih ada atau tidaknya efek heterokedastisitas pada residual model EGARCH dan GJR GARCH yang telah terbentuk sebelumnya. Pengujian dilakukan dengan menggunakan taraf signifikansi sebesar 5%. Hasil uji *Lagrange Multiplier* (LM *Test*) untuk model ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1) dan ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) memiliki nilai *p-value* > α (0,05), sehingga menerima H_0 dan dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat efek heteroskedastis pada residual model dan selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik.

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) yang paling minimum (Rosadi, 2011). Nilai AIC model ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1) dan model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) tersaji pada Tabel 5.

Tabel 5. Pemilihan Model Terbaik Data *Return* BBRI

Model	AIC
ARIMA(2,0,2) EGARCH (1,1)	-4,8850
ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1)	-4,8907

Berdasarkan nilai AIC yang paling minimum, model terbaiknya yaitu ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) sehingga diperoleh persamaan model *mean* dan model varian saham BBRI:

Model *mean* saham BBRI:

$$\hat{Z}_t = -1{,}509265\mathrm{Z}_{t-1} - 0{,}965264\mathrm{Z}_{t-2} - 1{,}531450a_{t-1} - 0{,}966767a_{t-2} + a_t$$

Model varian saham BBRI:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0{,}000031 + 0{,}083302a_{t-1}^2 + 0{,}799209\sigma_{t-1}^2 + 0{,}131546a_{t-1}^2\mathrm{S}_{t-1}^-$$

Hasil peramalan 7 periode kedepan menggunakan model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) tersaji pada Tabel 6.

Tabel 6. Peramalan Harga Saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.

Periode	Tanggal	Data *Return* Ramalan	Data *Closing Price* Ramalan
752	01/03/2023	-0.0001669	4940.432
753	02/03/2023	0.0002943	4941.886
754	03/03/2023	-0.0002830	4940.488
755	06/03/2023	0.0001431	4941.195
756	07/03/2023	0.0000572	4941.477
758	08/03/2023	-0.0002245	4940.368
759	09/03/2023	0.0002836	4941.769

Evaluasi hasil peramalan menggunakan *symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE). Nilai sMAPE hasil ramalan pada model yaitu sebesar 0,05165327 atau 5,17% sehingga dapat dikatakan peramalan dengan menggunakan model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) sangat baik karena nilai sMAPE < 10%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai perbandingan metode EGARCH dan GJR-GARCH pada model volatilitas saham PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. periode harian dari bulan Februari 2020 – Februari 2023, diperoleh model terbaik yaitu ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) karena memiliki nilai AIC yang paling minimum dengan model *mean* dan varian sebagai berikut:

Model *mean* saham BBRI:

$$\hat{Z}_t = -1{,}509265\mathrm{Z}_{t-1} - 0{,}965264\mathrm{Z}_{t-2} - 1{,}531450a_{t-1} - 0{,}966767a_{t-2} + a_t$$

Model varian saham BBRI:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0{,}000031 + 0{,}083302a_{t-1}^2 + 0{,}799209\sigma_{t-1}^2 + 0{,}131546a_{t-1}^2\mathrm{S}_{t-1}^-$$

Hasil evaluasi peramalan menunjukkan nilai sMAPE yang cukup kecil, yaitu 5,16% sehingga dapat dikatakan model ARIMA(2,0,2) GJR-GARCH(1,1) sangat baik digunakan untuk peramalan karena nilai sMAPE < 10%.

DAFTAR PUSTAKA

Aftab, H., Beg, R. A., Sun, S., & Zhou, Z. (2019). Testing and Predicting Volatility Spillover — A Multivariate GJR-GARCH Approach, 83–99.

Aliyev, F., Ajayi, R., & Gasim, N. (2020). Modelling asymmetric market volatility with univariate GARCH models: Evidence from Nasdaq-100. *The Journal of Economic Asymmetries*, *22*, e00167. Elsevier.

Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K., Sammon, M. C., & Viratyosin, T. (2020).

The Unprecedented Stock Market Impact of COVID-19. *Review of Corporate Finance Studies*, *9*(April), 622–655.
Behmiri, N. B., & Manera, M. (2015). The Role of Outliers and Oil Price Shocks on Volatility of Metal Prices. *Resources Policy*, *46*, 139–150. Pergamon.
Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance, Second Edition*. Cambridge: Cambridge University Press.
Chang, B. Y., Christoffersen, P., & Jacobs, K. (2013). Market skewness risk and the cross section of stock returns. *Journal of Financial Economics*, *107*(1), 46–68. North-Holland.
Dritsaki, C. (2017). An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling : Evidence from the Stockholm Stock Exchange, *7*(2), 366–390.
Epaphra, M. (2017). Modeling Exchange Rate Volatility: Application of the GARCH and EGARCH Models. *Journal of Mathematical Finance*, *07*(01), 121–143.
Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, *48*(5), 1779–1801.
Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. *Journal of Statistical Software*, *27*(3), 22.
Igwe, P. A. (2020). Coronavirus with Looming Global Health and Economic Doom. *African Development Institute of Research Methodology*, *1*(March), 1–6.
Islam, M. A. (2014). Applying Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models to Model Univariate Volatility. *Journal of Applied Sciences*, *14*(7), 641–650.
Labuschagne, C. C. A., Venter, P., & Boetticher, S. T. Von. (2015). A comparison of Risk Neutral Historic Distribution - , E-GARCH - and GJR-GARCH model generated volatility skews for BRICS Securities Exchange indexes. *Procedia Economics and Finance*, *24*(July), 344–352. Elsevier B.V.
Makridakis, S. (1993). Accuracy measures: theoretical and practical concerns. *International Journal of Forecasting*, *9*(4), 527–529. Elsevier.
Mei, D., Liu, J., Ma, F., & Chen, W. (2017). Forecasting stock market volatility: Do realized skewness and kurtosis help? *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *481*, 153–159. North-Holland.
Nelson. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Journal Econometrica Society*, *59*(2), 347–370.
Rodríguez, M. J., & Ruiz, E. (2012). Revisiting Several Popular GARCH Models with Leverage Effect: Differences and Similarities. *Journal of Financial Econometrics*, *10*(4), 637–668.
Rosadi, D. (2011). *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan*. Yogyakarta: Penerbit Andi Yogyakarta.
Silva, C. A. G. (2022). Stock Market Volatility and the COVID-19 Pandemic in Emerging and Developed Countries: An Application of the Asymmetric Exponential GARCH Model. *European Journal of Business and Management Research*, *7*(4), 71–81.
Tandelilin, E. (2010). *Portofolio dan Investasi: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Kanisius.
Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. Kanada: John Wiley & Sons.
Wei, W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. USA: Addison Wesley.