

Peramalan *Return* Saham Subsektor Perbankan Menggunakan Model ARIMA-GARCH

Dila Nur Fadhillah¹, Kankan Parmikanti², Budi Nurani Ruchjana^{3*}

^{1,2,3}Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Padjadjaran, Jalan Raya Bandung Sumedang Km 21, Kabupaten Sumedang 45363, Indonesia

Korespondensi; *Budi Nurani Ruchjana, Email: budi.nurani@unpad.ac.id

Abstrak

Subsektor perbankan berperan penting dalam meningkatkan iklim investasi dan pertumbuhan pasar modal di Indonesia melalui penerbitan dan penjualan saham, yang turut berkontribusi dalam pertumbuhan ekonomi negara. Peramalan *return* saham berfungsi untuk meminimalisir kerugian yang diakibatkan oleh fluktuasi. Namun, fluktuasi ini dapat menyebabkan terjadinya heteroskedastisitas yang tidak dapat ditangani oleh pemodelan *time series* biasa, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang mengasumsikan variansi konstan sehingga membutuhkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk menangani volatilitas terkait heteroskedastisitas. Tujuan penelitian ini adalah mengkaji model gabungan ARIMA dan GARCH berupa ARIMA-GARCH, menaksir parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dan memperoleh hasil peramalan rata-rata dan volatilitas *return* saham. Model ARIMA-GARCH diterapkan pada data harga penutupan saham harian Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) pada periode 1 Februari 2019 hingga 2 Januari 2024. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA-GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil untuk meramalkan *return* saham adalah ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1) dan menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,01628. Kemudian, hasil peramalan menunjukkan bahwa volatilitas *return* meningkat dari periode pertama hingga periode ke enam.

Kata Kunci: ARIMA; GARCH; ARIMA-GARCH; MLE; *Return* Saham

Abstract

The banking subsector plays a pivotal role in enhancing the investment climate and capital market growth in Indonesia through the issuance and sale of shares, which contributes to the country's economic growth. Forecasting stock returns serves to minimize losses caused by fluctuations. However, these fluctuations can cause heteroscedasticity, which cannot be handled by ordinary time series modeling, such as the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) model, which assumes constant variance. Consequently, a *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) model must be employed to handle heteroscedasticity-related volatility. The objective of this study is to examine the combined ARIMA and GARCH model in the form of ARIMA-GARCH, to estimate parameters using the *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) method, and to obtain the results of forecasting the average and volatility of stock returns. The results of this study indicate that the ARIMA-GARCH model with the smallest AIC value for forecasting stock returns is ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1), which produces a *Root Mean Square Error* (RMSE) value of 0.01628. Furthermore, the forecasting results demonstrate that the volatility of returns increases from the first period to the sixth period.

Keywords: ARIMA; GARCH; ARIMA-GARCH; MLE; Stock Return

Pendahuluan

Salah satu sektor yang diklasifikasikan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) berdasarkan aktivitas ekonominya adalah sektor keuangan [1]. Perbankan mendominasi sektor keuangan karena berperan penting dalam perekonomian negara melalui penghimpunan dan penyaluran dana masyarakat. Harga saham subsektor perbankan mengalami fluktuasi atau ketidakstabilan harga dari waktu ke waktu yang

dapat berupa kenaikan atau penurunan. Fluktuasi tersebut dapat disebabkan oleh berbagai kondisi dan situasi, seperti kondisi ekonomi, kebijakan ekspansi perusahaan, pergantian direksi secara mendadak, keterlibatan direksi atau komisaris dalam tindak pidana, dan penurunan kinerja perusahaan [2].

Return merupakan hasil yang diperoleh dari investasi, menjadi faktor utama yang memotivasi investor dalam proses pengambilan keputusan dalam berinvestasi [3]. Prinsip *high risk-high return* mengindikasikan adanya korelasi positif antara *return* dan risiko, artinya semakin tinggi nilai *return*, semakin tinggi juga tingkat risikonya. Peramalan *return* saham menjadi suatu kebutuhan yang sangat penting dalam menghadapi potensi kerugian akibat fluktuasi harga saham [4]. Data *return* saham merupakan data *time series* sehingga dapat diramalkan menggunakan model *time series*, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang memiliki asumsi bahwa variansi data konstan. Asumsi tersebut tidak terpenuhi karena data *return* saham memiliki variansi yang tidak konstan akibat fluktuasi harga saham sehingga memicu terbentuknya efek heteroskedastisitas sehingga dibutuhkan model yang dapat mengatasi hal tersebut, yaitu model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) [5]. Penerapan satu model, yaitu ARIMA atau GARCH saja seringkali tidak dapat menangkap secara menyeluruh volatilitas tren yang terdapat dalam data. Model ARIMA dapat menangani tren dengan baik namun tidak memperhitungkan fluktuasi volatilitas yang terjadi dalam data, sedangkan model GARCH dapat menangani fluktuasi volatilitas dalam data dengan baik, namun tidak memberikan informasi mengenai tren atau pola data. Model ARIMA-GARCH menggabungkan kemampuan ARIMA dan GARCH sehingga menghasilkan akurasi peramalan yang lebih akurat [6].

Pada penelitian sebelumnya, telah dibuktikan bahwa ARIMA lebih akurat untuk peramalan jangka pendek dan keakuratannya semakin menurun untuk peramalan jangka panjang [7]. Model GARCH diterapkan untuk meramalkan volatilitas indeks BSE BANKEX di India dan diperoleh peningkatan volatilitas sehingga industri perbankan menjadi rekomendasi untuk berinvestasi [8]. Penelitian mengenai perbandingan model pun sudah banyak dilakukan, seperti perbandingan ARIMA dan GARCH menggunakan data empat bank terbesar di China [9], ARCH dan GARCH pada data *return* saham properti dan *real estate* [10], serta ARIMA, ARIMA-ARCH, dan ARIMA-GARCH pada data valuta asing [11].

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini memiliki perbedaan dengan penelitian sebelumnya, yaitu penggabungan dua model dalam *time series*, yaitu ARIMA dan GARCH, dalam model ARIMA-GARCH dengan data yang lebih spesifik pada emiten subsektor perbankan di Indonesia, yaitu Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) pada periode waktu yang panjang dari 1 Februari 2019 hingga 2 Februari 2024. Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) digunakan untuk menaksir parameter model ARIMA-GARCH dan metrik evaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menganalisis dan meramalkan *return* saham BBRI. Peramalan *return* saham dalam penelitian ini melibatkan dua aspek, yaitu peramalan rata-rata *return* dan peramalan volatilitas *return*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan manfaat bagi masyarakat sebagai rekomendasi dalam mencermati fluktuasi harga saham subsektor perbankan.

Landasan Teori

Return Saham

Return merupakan hasil yang diperoleh dari suatu investasi [12]. *Return* saham menginterpretasikan perubahan nilai harga saham selama periode waktu tertentu. Salah satu cara untuk menghitung *return* saham adalah metode *log return* yang memiliki kelebihan, yaitu berdistribusi normal [13]. Rumus *return* suatu saham menggunakan metode *log return* dituliskan pada persamaan berikut [14]:

$$r_t = \ln \left(\frac{Z_t}{Z_{t-1}} \right), \quad (1)$$

dengan

- r_t : data *return* saham pada waktu ke- t
- Z_t : data harga penutupan saham pada waktu ke- t
- P_{t-1} : data harga penutupan saham pada waktu ke- $(t - 1)$

Stasioneritas Data

Uji kestasioneran data dalam rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hipotesis:

H_0 : $\delta = 0$ (data tidak stasioner dalam rata-rata)

H_1 : $\delta \neq 0$ (data stasioner dalam rata-rata)

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \tag{2}$$

dengan $\hat{\delta}$ merupakan taksiran kuadrat terkecil dari δ , dan $SE(\hat{\delta})$ adalah *standard error* dari $\hat{\delta}$. Kriteria uji adalah H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > |t_{(\alpha,n)}|$ atau *p-value* $< \alpha$ [15].

Jika data tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan proses *differencing* menggunakan notasi B (operator *backward shift*). Proses *differencing* untuk orde ke- d dapat dituliskan dalam persamaan (3) [16].

$$r_t^d = (1 - B)^d r_t, \tag{3}$$

dengan

- r_t^d : data *return* saham pada waktu ke- t setelah proses *differencing* orde ke- d
- r_t : data *return* saham pada waktu ke- t
- B : operator *backward shift*
- d : orde *differencing*, $d = 1, 2, \dots$
- t : periode waktu.

Uji stasioneritas dalam variansi dapat menggunakan Transformasi Box-Cox. Data dikatakan stasioner dalam variansi jika *rounded value* λ bernilai satu. Jika sebaliknya, maka diperlukan transformasi pada data. Transformasi Box-Cox dirumuskan sebagai berikut:

$$T(r_t) = r_t(\lambda) = \begin{cases} \frac{r_t^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0, \\ \ln r_t, \lambda = 0 \end{cases} \tag{4}$$

dengan λ merupakan parameter transformasi, $\lambda \in \mathbb{R}$ [16]. Transformasi Box-Cox beserta formula transformasinya dijelaskan pada Tabel 1 [16].

Tabel 1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{r_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{r_t}}$
0	$\ln r_t$
0,5	$\sqrt{r_t}$
1	r_t

Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF)

Autocorrelation Function (ACF) berfungsi untuk menggambarkan hubungan setiap pengamatan dengan nilai sebelumnya pada berbagai lag [17]. ACF dapat dirumuskan pada persamaan (5).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (r_t - \bar{r})(r_{t+k} - \bar{r})}{\sum_{t=1}^n (r_t - \bar{r})^2}, \tag{5}$$

dengan

- $\hat{\rho}_k$: taksiran autokorelasi pada lag ke- k
- $\hat{\gamma}_k$: taksiran autokovarian pada lag ke- k
- $\hat{\gamma}_0$: taksiran variansi pada lag ke-0
- r_t : data return saham pada waktu ke- t
- r_{t+k} : data return saham pada waktu ke- $(t + k)$
- \bar{r} : rata-rata data return saham
- n : banyaknya pengamatan

Partial Autocorrelation Function (PACF) memiliki fungsi untuk mengidentifikasi korelasi antara dua nilai pengamatan pada lag yang berbeda setelah menghilangkan pengaruh lag-lag sebelumnya[18]. PACF dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j}, \tag{6}$$

dengan

- $\hat{\phi}_{1,1} = \hat{\rho}_1, \hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, j = 1, 2, \dots, k$
- $\hat{\phi}_{k+1,k+1}$: taksiran PACF pada lag ke- $(k + 1)$ dan lag ke- $(k + 1)$
- $\hat{\phi}_{k,j}$: taksiran PACF pada lag ke- k dan lag ke- j
- $\hat{\rho}_{k+1}$: taksiran autokorelasi pada lag ke- $(k + 1)$
- $\hat{\rho}_{k+1-j}$: taksiran autokorelasi pada lag ke- $(k + 1 - j)$
- $\hat{\rho}_j$: taksiran autokorelasi pada lag ke- j .

Identifikasi Orde Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Identifikasi orde model Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA) dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF dari data time series yang stasioner dalam rata-rata dan variansi. Pola-pola khusus yang dapat muncul dari plot ACF dan PACF dijelaskan lebih rinci dalam Tabel 2 [16].

Tabel 2 Identifikasi orde model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus.	Memotong secara tiba-tiba dengan signifikan setelah lag ke- p .
MA (q)	Memotong secara tiba-tiba dengan signifikan setelah lag ke- q .	Menurun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus.
ARMA (p, q)	Menurun setelah lag ke- $(q - p)$.	Menurun setelah lag ke- $(p - q)$.

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA menerapkan proses *differencing* dan menggabungkannya dengan model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Bentuk umum model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut [19]:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d r_t = \mu + \theta_q(B)e_t, \tag{7}$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$$

- r_t : data *return* saham pada waktu ke- t
- μ : nilai konstanta
- $\phi_p(B)$: operator AR
- $\theta_q(B)$: operator MA
- $(1 - B)^d$: proses *differencing* pada orde ke- d
- e_t : *residual* pada waktu ke- t , $\{e_t\} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma^2)$
- p : orde AR
- d : orde *differencing*
- q : orde MA

Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Pada model GARCH, variansi *residual* tidak hanya bergantung pada fluktuasi *residual* kuadrat periode yang lalu, tetapi juga pada variansi *residual* periode yang lalu. Model GARCH memiliki orde m dan s atau GARCH (m, s) di mana GARCH dengan orde kecil biasa diterapkan pada penelitian empiris [20]. Bentuk umum GARCH (m, s) adalah sebagai berikut [14]:

$$e_t = \sigma_t \epsilon_t, \tag{8}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-m}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_s \sigma_{t-s}^2$$

dengan

- $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$, dan $|\sum_{i=1}^m \alpha_i + \sum_{j=1}^s \beta_j| < 1$
- σ_t^2 : variansi *residual* pada waktu ke- t
- e_t : *residual* pada waktu ke- t
- ϵ_t : *standardized residual*, $\{\epsilon_t\} \stackrel{iid}{\sim} N(0,1)$
- α_0 : nilai konstanta
- α_i : parameter ARCH pada orde ke- i , $i = 1, 2, \dots, m$
- β_j : parameter GARCH pada orde ke- j , $j = 1, 2, \dots, s$
- e_{t-i}^2 : *residual* kuadrat pada waktu ke- $(t - i)$
- σ_{t-j}^2 : variansi *residual* pada waktu ke- $(t - j)$
- m : orde ARCH
- s : orde GARCH.

Penaksiran Parameter menggunakan Metode Maximum Likelihood Estimation

Penaksiran parameter model ARIMA-GARCH menggunakan metode MLE yang dilakukan terhadap model rata-rata dari ARIMA dan model variansi dari GARCH. Pada penaksiran model ARIMA, diasumsikan bahwa $\{e_t\}$ tidak berautokorelasi atau $\{e_t\} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma^2)$ [14]. Fungsi *likelihood* model ARMA (p, q) dapat dituliskan pada persamaan (9) [16].

$$L(e_t | \mu, \phi, \theta, \sigma_e^2) = (2\pi\sigma_e^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_e^2} \sum_{t=1}^n e_t^2\right), \tag{9}$$

Pada penasiran parameter model variansi dari GARCH memiliki asumsi bahwa $\{\epsilon_t\} \stackrel{iid}{\sim} N(0,1)$. Fungsi *likelihood* dari model GARCH (m, s) ditunjukkan pada persamaan (10) [16].

$$L(e_t|\alpha_0, \alpha_m, \beta_s) = \prod_{t=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \right) \exp\left(-\frac{e_t^2}{2\sigma_t^2}\right), \tag{10}$$

Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter berfungsi untuk mengevaluasi apakah parameter model secara individu memberikan kontribusi yang signifikan terhadap model yang dibentuk. Persamaan (11) merupakan statistik uji untuk model ARIMA dan persamaan (12) untuk model GARCH.

H_0 : parameter model tidak signifikan

H_1 : parameter model signifikan

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \text{ atau } t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)}, \tag{11}$$

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\alpha}_m}{SE(\hat{\alpha}_m)} \text{ atau } t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_s}{SE(\hat{\beta}_s)}, \tag{12}$$

Kriteria uji adalah tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > |t_{(\frac{\alpha}{2}, n-n_p)}|$ atau $p\text{-value} < \alpha$ di mana n adalah banyaknya data pengamatan dan n_p adalah banyaknya parameter yang ditaksir [21].

Uji Diagnostik Model

Pengujian diagnostik digunakan untuk mengevaluasi kelayakan model dengan memeriksa apakah memenuhi asumsi-asumsi pada *residual*, yaitu bersifat *white noise* menggunakan uji Ljung-Box dan visualisasi hasil *Quantile-Quantile* plot (Q-Q plot). Hipotesis yang digunakan untuk uji Ljung-Box [16]:

H_0 : $\rho_1 = \dots = \rho_K = 0$ (*residual* bersifat *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$ (*residual* tidak bersifat *white noise*)

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k}, \tag{13}$$

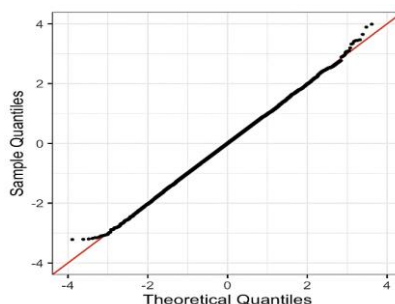
dengan

k : lag ke- $k, k = 1, \dots, K$

K : banyaknya lag yang digunakan

$\hat{\rho}_k^2$: taksiran autokorelasi *residual* pada lag ke- k .

Q-Q plot merupakan metode grafis untuk membandingkan distribusi dua kumpulan data dengan membuat plot kuantil data sampel terhadap kuantil dari distribusi teoritis tertentu, seperti distribusi normal [22]. Q-Q plot untuk distribusi normal ditunjukkan pada Gambar 1.



Sumber: <https://sscc.wisc.edu/sscc/pubs/RegDiag-R/normality.html>

Gambar 1. Q-Q plot distribusi normal

Berdasarkan Gambar 2.1, setiap titik pada Q-Q plot ditandai dengan koordinat (x, y) yang merepresentasikan titik kuantil, sedangkan garis merah merepresetasikan sebaran untuk data berdistribusi normal. Pada interpretasi Q-Q plot, jika titik-titik kuantil tersebar dekat dengan garis referensi, data yang diamati mendekati distribusi normal.

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) dengan persamaan (14)

$$AIC = 2M - 2 \ln(L), \tag{14}$$

dengan *M* merupakan banyaknya parameter yang ditaksir dan *L* merupakan fungsi *likelihood* [16].

Uji Efek Heteroskedastisitas

Pengujian untuk mengidentifikasi apakah terdapat efek heteroskedastisitas dalam *residual* model dinamakan uji *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Lagrange Multiplier* (ARCH-LM).

Hipotesis:

$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_m = 0$ (tidak terdapat efek heteroskedastisitas dalam *residual*)

$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \alpha_i \neq 0, i = 1, \dots, m$ (terdapat efek heteroskedastisitas dalam *residual*)

$$LM = nR^2, \tag{15}$$

dengan R^2 merupakan koefisien determinasi dan $R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{r}_t - \bar{r})^2}{\sum_{t=1}^n (r_t - \bar{r})^2}$ [23].

Kriteria uji adalah H_0 ditolak jika $LM > \chi^2_{(\alpha, m)}$ atau $p - \text{value} < \alpha$ dengan m adalah derajat kebebasan berupa model ARCH yang dipilih.

Akurasi Peramalan

Akurasi peramalan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) berfungsi untuk mengukur seberapa baik model dapat meramalkan suatu nilai. Jika semakin kecil nilai yang dihasilkan, maka semakin baik model dalam meramalkan data. Rumus dari RMSE adalah sebagai berikut [24]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_t - \hat{r}_t)^2}, \tag{16}$$

dengan

N : banyaknya peramalan

r_t : data *return* saham pada waktu ke- t

\hat{r}_t : data peramalan *return* saham pada waktu ke- t

Bahan dan Metode

Penelitian ini didukung dengan data sekunder berupa harga penutupan saham harian Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) pada periode 1 Februari 2019 hingga 2 Februari 2024. Data tersebut diperoleh dari Bursa Efek Indonesia dan situs <https://finance.yahoo.com/>. Pengolahan data penelitian menggunakan bantuan *software* Microsoft Excel dan R 4.3.1.

Tahapan-tahapan dalam melakukan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Input data historis harga penutupan saham harian.
2. Perhitungan *return* saham.
3. Plot data *time series*
4. Pengujian stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan uji ADF. Jika data tidak stasioner dalam rata-rata, maka dilakukan proses *differencing*.
5. Pengujian stasioneritas data dalam variansi menggunakan transformasi Box-Cox.

6. Plot nilai ACF dan PACF.
7. Identifikasi orde model ARIMA berdasarkan karakteristik plot ACF dan PACF.
8. Pembentukan dugaan sementara model ARIMA dengan orde yang telah diperoleh pada tahapan sebelumnya.
9. Perhitungan taksiran parameter model ARIMA yang telah diidentifikasi menggunakan metode MLE.
10. Pengujian signifikansi taksiran parameter model ARIMA.
11. Pengujian diagnostik model ARIMA menggunakan uji Ljung-Box dan visualisasi Q-Q plot.
12. Pemilihan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.
13. Pengujian ARCH-LM terhadap *residual* model ARIMA yang telah dibentuk.
14. Jika terdapat efek heteroskedastisitas, hitung ACF dan PACF dari *residual* kuadrat model ARIMA yang telah diperoleh. Lalu, plot hasil perhitungan ACF dan PACF tersebut.
15. Identifikasi orde model GARCH berdasarkan hasil plot ACF dan PACF *residual* kuadrat ARIMA.
16. Pembentukan dugaan sementara model ARIMA-GARCH di mana mengkombinasikan model ARIMA terbaik yang telah terpilih dengan orde GARCH.
17. Perhitungan taksiran parameter dugaan model ARIMA-GARCH menggunakan metode MLE.
18. Pengujian signifikansi taksiran parameter model ARIMA-GARCH.
19. Pengujian diagnostik model ARIMA-GARCH menggunakan uji Ljung-Box dan visualisasi Q-Q plot.
20. Pengujian ARCH-LM.
21. Jika berdasarkan nomor 20 model sudah tidak menunjukkan efek heteroskedastisitas, model ARIMA-GARCH terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil.
22. Berdasarkan nomor 21, diperoleh model ARIMA-GARCH untuk data *return* saham subsektor perbankan.
23. Peramalan data *return* saham untuk 6 periode mendatang menggunakan model ARIMA-GARCH yang terpilih.
24. Perhitungan RMSE.
25. Penarikan simpulan.

Hasil dan Pembahasan

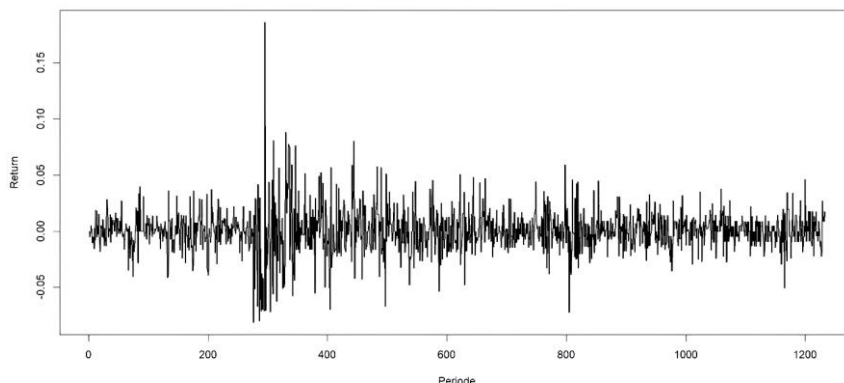
Statistika Deskriptif Data *Return* Saham

Gambaran umum mengenai karakteristik data penelitian dapat diketahui melalui statistika deskriptif. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah harga penutupan saham harian Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) pada periode 1 Februari 2019 hingga 2 Februari 2024, dengan total 1233 data. Plot data harga penutupan saham harian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot harga penutupan saham harian BBRI

Nilai harga penutupan saham harian digunakan untuk perhitungan *return* saham menggunakan persamaan (1). Plot *return* saham ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot *return* saham BBRI

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa terdapat fluktuasi data yang ditandai dengan pergerakan nilai *return* saham yang naik turun secara signifikan. Karakteristik data *return* saham BBRI dapat diidentifikasi melalui statistika deskriptif yang ditampilkan dalam Tabel 3.

Tabel 3 Statistika deskriptif *return* saham

Statistik	Nilai	Statistik	Nilai
Minimum	-0,08135	Skewness	0,641181
Rata-rata	0,00040	Kurtosis	11,10333
Maksimum	0,18641	Simpangan Baku	0,02030

Pada Tabel 3 diperoleh rata-rata bernilai positif sehingga menunjukkan keuntungan dalam berinvestasi. Selanjutnya, *return* saham menunjukkan *skewness* positif, mengindikasikan adanya kecondongan distribusi data ke arah kanan dan memiliki nilai kurtosis yang lebih besar dari 3 atau *leptokurtic*.

Uji Stasioneritas

Pada uji stasioneritas menggunakan dua pengujian, yaitu uji ADF merujuk pada persamaan (2) dengan taraf signifikansi, α , pada penelitian ini adalah 5% dan transformasi Box-Cox merujuk pada persamaan (4). Hasil pengujian menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat ditunjukkan pada Tabel 4.

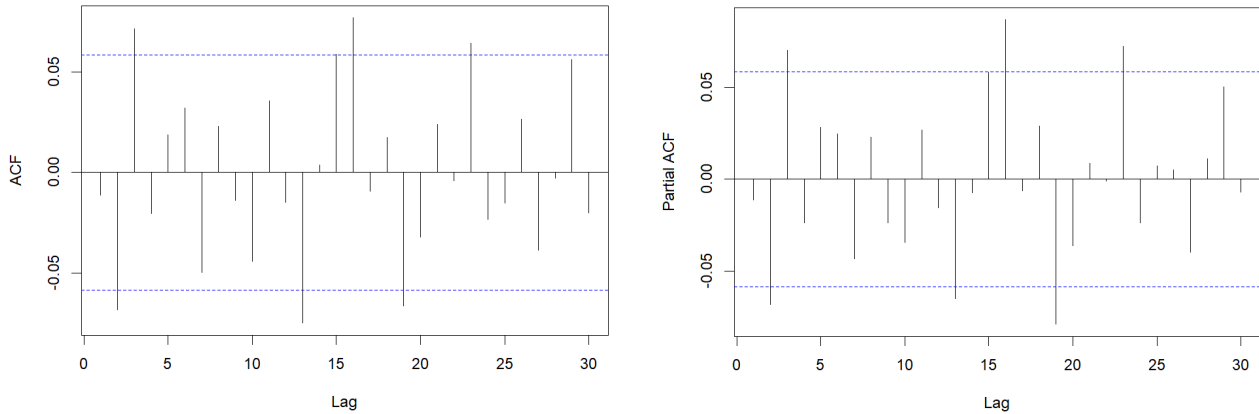
Tabel 4 Hasil uji stasioneritas data *return* saham

Uji ADF		Transformasi Box-Cox	
t_{hitung}	$t_{(0,05,1232)}$	$p-value$	Nilai λ
-35,6	-1,646	0,01	1

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh bahwa uji ADF menghasilkan $|t_{hitung}| > |t_{(0,05,1232)}|$ dan nilai $p-value$ sebesar $0,01 < \alpha = 5\%$. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kriteria ujinya adalah tolak H_0 atau data *return* saham sudah stasioner dalam rata-rata. Selanjutnya, berdasarkan transformasi Box-Cox diperoleh nilai λ adalah satu yang menunjukkan bahwa data sudah stasioner dalam variansi.

Identifikasi Model ARIMA

Setelah diperoleh bahwa data *return* saham sudah stasioner, baik dalam rata-rata maupun variansi, tahapan selanjutnya adalah perhitungan ACF menggunakan persamaan (5) dan PACF menggunakan persamaan (6). Plot ACF dan PACF dari *return* saham BBRI dengan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4 menunjukkan adanya perpotongan pada *lag* ke-2 dan ke-3. Oleh karena itu, identifikasi model yang memungkinkan untuk data *return* saham BBRI adalah ARIMA (2,0,0), ARIMA (3,0,0), ARIMA (0,0,2), ARIMA (0,0,3), ARIMA (2,0,1), ARIMA (2,0,3), ARIMA (3,0,2), dan ARIMA (3,0,3).

Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Penaksiran model menggunakan metode MLE merujuk pada persamaan (9) yang dilakukan terhadap setiap dugaan sementara model ARIMA. Selanjutnya, model-model tersebut dilakukan uji signifikansi parameter menggunakan persamaan (11). Hasil penaksiran dan uji signifikansi kedelapan dugaan model ARIMA menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil penaksiran parameter model ARIMA

No	Model	Parameter	Penaksiran Parameter	<i>p-value</i>	Keterangan
1	ARIMA (2,0,0)	$\hat{\mu}$	0,00040189	0,44939	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-0,0164079	0,56353	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,07024299	0,01338	Signifikan
2	ARIMA (3,0,0)	$\hat{\mu}$	0,00040211	0,48102	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-0,01134011	0,68972	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,0690216	0,01483	Signifikan
		$\hat{\phi}_3$	0,07161726	0,01163	Signifikan
3	ARIMA (0,0,2)	$\hat{\mu}$	0,00040153	0,44984	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	-0,00496073	0,8634	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,07464193	0,01181	Signifikan
4	ARIMA (0,0,3)	$\hat{\mu}$	0,00040219	0,4792	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	-0,00646825	0,819851	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,07645938	0,009314	Signifikan
		$\hat{\theta}_3$	0,07051395	0,009889	Signifikan

No	Model	Parameter	Penaksiran Parameter	<i>p-value</i>	Keterangan
5	ARIMA (2,0,2)	$\hat{\mu}$	0,00040207	0,4722	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-1,11191794	$7,3 \times 10^{-10}$	Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,65459121	$4,7 \times 10^{-7}$	Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	1,10841527	$1,41 \times 10^{-8}$	Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	0,58494754	0,0000663	Signifikan
6	ARIMA (2,0,3)	$\hat{\mu}$	0,00042705	0,3294	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-1,22157272	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,69156053	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	1,21460143	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	0,61009436	NaN	Tidak Signifikan
7	ARIMA (3,0,2)	$\hat{\mu}$	0,00048775	0,3855	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-0,69264377	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,33152253	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_3$	0,03223572	0,07124	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	0,68690782	NaN	Tidak Signifikan
8	ARIMA (3,0,3)	$\hat{\mu}$	0,00040507	0,4671	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-0,28885321	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	0,25891074	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_3$	0,53606671	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	0,2848765	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,32665449	NaN	Tidak Signifikan
		$\hat{\theta}_3$	-0,47944321	NaN	Tidak Signifikan

Tabel 5 menunjukkan bahwa dari delapan model yang ditaksir, tiga diantaranya, yaitu ARIMA (2,0,3), ARIMA (3,0,2), dan ARIMA (3,0,3), secara keseluruhan memiliki parameter yang tidak signifikan dengan $p - value > \alpha = 5\%$ sehingga kriteria ujinya adalah tidak tolak H_0 . Lalu, kemunculan NaN atau *Not a Number* pada $p - value$ disebabkan oleh permasalahan komputasi numerik di mana mengindikasikan parameter yang diuji tidak signifikan. Oleh karena itu, ketiga model tersebut tidak memenuhi uji signifikansi parameter dan tidak dapat dilanjutkan pada tahapan selanjutnya. Kemudian, lima model lainnya memenuhi uji signifikansi parameter karena memiliki minimal satu parameter yang signifikan. Sebagai contoh, ARIMA (2,0,0) hanya signifikan di ϕ_2 , artinya hanya *return* saham periode $t - 2$ saja yang memberikan kontribusi signifikan terhadap *return* saham BBRI.

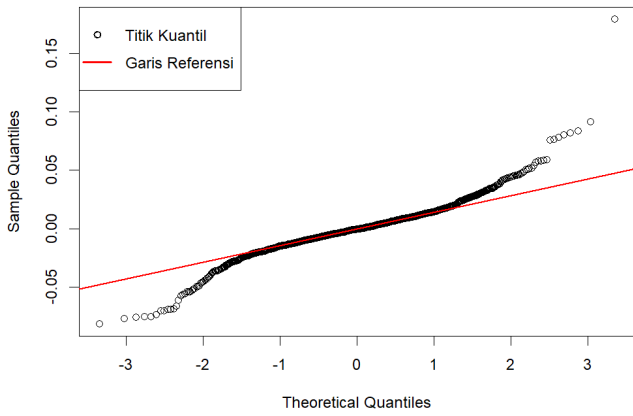
Uji Diagnostik Model ARIMA

Uji diagnostik model ARIMA menggunakan Uji Ljung-Box merujuk pada persamaan (13) dan Q-Q plot. Hasil pengujian Ljung-Box dapat ditunjukkan pada Tabel 6.

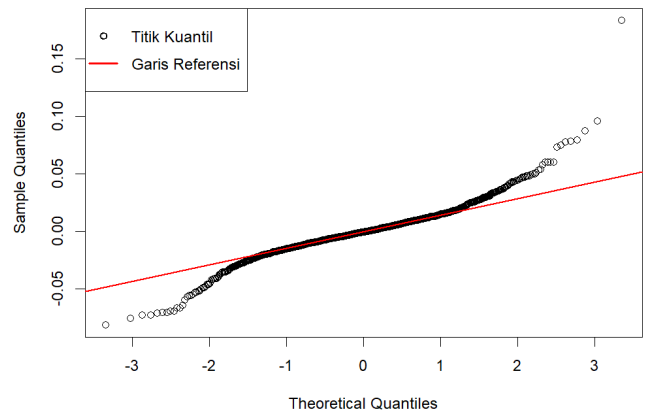
Tabel 6 Hasil uji Ljung-Box model ARIMA

No	Model	<i>p-value</i>	Keterangan
1	ARIMA (2,0,0)	0,05749	<i>White Noise</i>
2	ARIMA (3,0,0)	0,4287	<i>White Noise</i>
3	ARIMA (0,0,2)	0,05755	<i>White Noise</i>
4	ARIMA (0,0,3)	0,4658	<i>White Noise</i>
5	ARIMA (2,0,2)	0,9245	<i>White Noise</i>

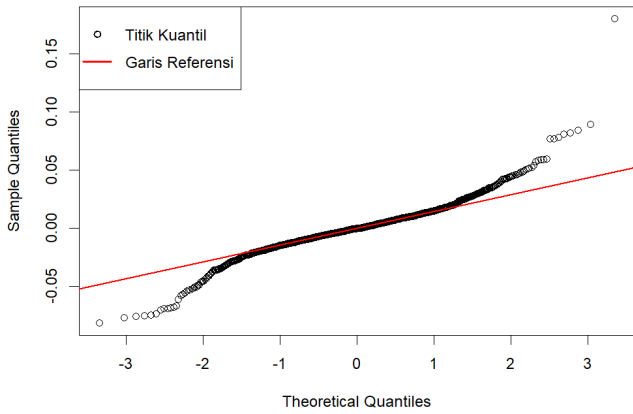
Berdasarkan Tabel 6, terlihat bahwa kelima model menghasilkan nilai $p\text{-value} > \alpha = 5\%$ sehingga H_0 tidak ditolak atau *residual* bersifat *white noise*, kemudian dilanjutkan dengan Q-Q plot. Berikut adalah Q-Q plot *residual* ARIMA untuk BBRI.



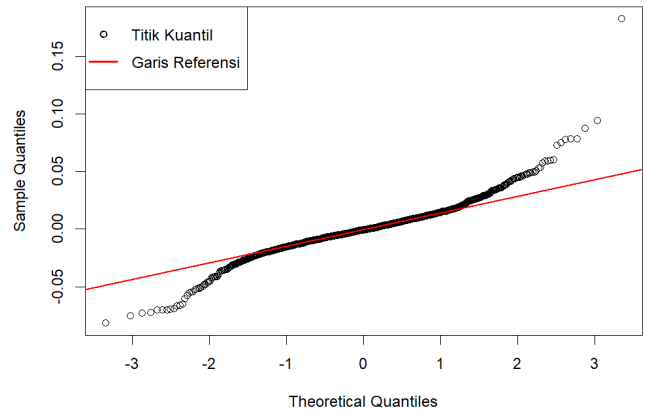
a. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,0)



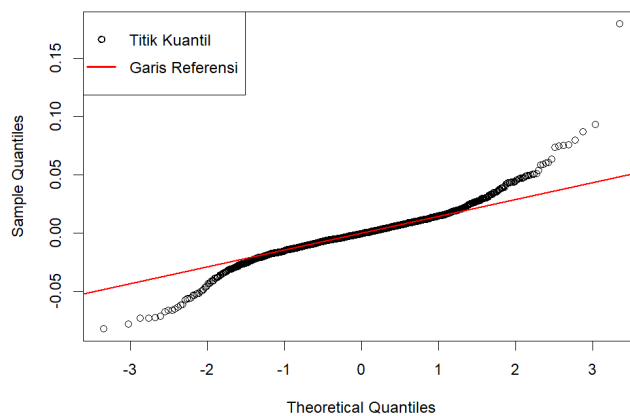
b. Q-Q plot *residual* ARIMA (3,0,0)



c. Q-Q plot *residual* ARIMA (0,0,2)



d. Q-Q plot *residual* ARIMA (0,0,3)



e. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,2)

Gambar 5. Q-Q plot *residual* ARIMA

Berdasarkan Gambar 5, terlihat bahwa titik-titik kuantil pada *residual* ARIMA (2,0,0), ARIMA (3,0,0), ARIMA (0,0,2), ARIMA (0,0,3), dan ARIMA (2,0,2) tersebar dekat dengan garis referensi yang menunjukkan bahwa *residual* model mendekati distribusi normal.

Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Pemilihan model terbaik menggunakan metode AIC merujuk pada persamaan (14) Kriteria pemilihan model terbaik dilihat dari model manakah yang menghasilkan nilai AIC terkecil. Hasil perhitungan AIC model ARIMA menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Nilai AIC model ARIMA

No	Model	AIC
1	ARIMA (2,0,0)	-6110,40
2	ARIMA (3,0,0)	-6114,75
3	ARIMA (0,0,2)	-6110,59
4	ARIMA (0,0,3)	-6115,19
5	ARIMA (2,0,2)	-6117,77

Pada Tabel 7, dipilih ARIMA (2,0,2) sebagai model terbaik. Lalu, dibentuk persamaan model ARIMA dengan merujuk pada persamaan (7) menggunakan hasil penaksiran parameter yang telah diperoleh pada Tabel 3. Persamaan model ARIMA (2,0,2) adalah sebagai berikut:

$$\hat{r}_t = 0,00040207 - 1,11191794r_{t-1} - 0,65459121r_{t-2} + 1,10841527e_{t-1} + 0,58494754e_{t-2}$$

Persamaan model ARIMA (2,0,2) menunjukkan bahwa *return* saham BBRI dipengaruhi oleh konstanta sebesar 0,00040207, nilai *return* periode $t - 1$ serta $t - 2$, dan *residual* pada periode $t - 1$ serta $t - 2$.

Pengujian Efek Heteroskedastisitas Model ARIMA

Pengujian efek heteroskedastisitas menggunakan uji ARCH-LM dengan merujuk pada persamaan (15). Hasil perhitungan ARCH-LM pada *residual* ARIMA (2,0,2) menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 8.

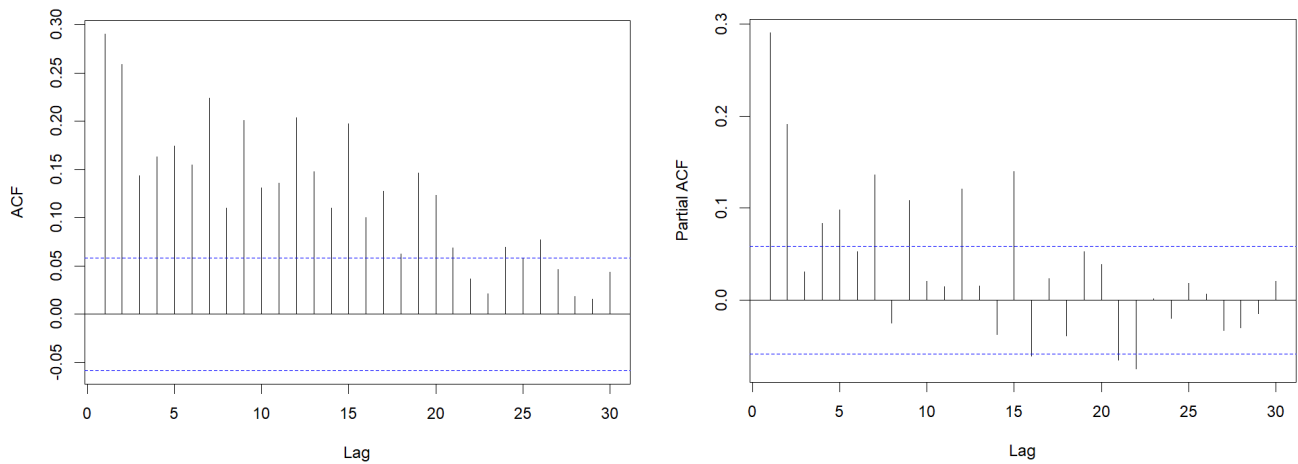
Tabel 8 Hasil uji ARCH-LM model ARIMA

Model	LM	$\chi^2_{(0,05;1)}$	<i>p - value</i>
ARIMA (2,0,2)	20,958	3,841	$< 2,2 \times 10^{-16}$

Hasil uji ARCH-LM pada Tabel 8 menghasilkan $LM > \chi^2_{(\alpha,1)}$ atau *p - value* $< \alpha$ sehingga kriteria ujinya adalah H_0 ditolak atau terdapat efek heteroskedastisitas dalam *residual* model ARIMA (2,0,2) sehingga dapat diatasi menggunakan pemodelan GARCH.

Identifikasi Model GARCH

Orde model GARCH diidentifikasi melalui plot ACF merujuk pada persamaan (5) dan PACF merujuk pada persamaan (6). Perhitungan ACF dan PACF dihitung dari *residual* kuadrat model ARIMA (2,0,2). Hasil plot ACF dan PACF menggunakan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot ACF dan PACF dari *residual* kuadrat model ARIMA

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa plot ACF terpotong pada *lag* ke-1,2,3, dan 4. Selanjutnya, plot PACF terpotong pada *lag* ke-1 dan ke-2. Berdasarkan hal tersebut, plot ACF dan PACF *residual* kuadrat model ARIMA untuk BBRI terpotong pada *lag* ke-1 dan ke-2. Oleh karena itu, penelitian ini membatasi model GARCH dengan orde kecil, yaitu $m, s \leq 2$ sehingga dihasilkan empat dugaan sementara model GARCH. Keempat model tersebut adalah GARCH (1,1), GARCH (1,2), GARCH (2,1), dan GARCH (2,2).

Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA-GARCH

Pembentukan model ARIMA-GARCH dilakukan dengan mengkombinasikan ARIMA terbaik yang telah dipilih sebelumnya, ARIMA (2,0,2), dengan empat model GARCH, yaitu GARCH (1,1), GARCH (1,2), GARCH (2,1), dan GARCH (2,2). Hasil penaksiran dan uji signifikansi parameter dari setiap model menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil penaksiran parameter model ARIMA-GARCH

No	Model	Parameter	Penaksiran Parameter	<i>p-value</i>	Keterangan
1	ARIMA (2,0,2)- GARCH (1,1)	$\hat{\mu}$	0,000007	0,889350	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	0,361808	0,000000	Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	0,615261	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	-0,441744	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,556640	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_0$	0,000014	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_1$	0,102258	0,000000	Signifikan
		$\hat{\beta}_1$	0,857598	0,000000	Signifikan
2	ARIMA (2,0,2)- GARCH (1,2)	$\hat{\mu}$	0,000007	0,987021	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	-1,625732	0,000000	Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	-0,798584	0,000189	Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	1,576003	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	0,764874	0,001095	Signifikan
		$\hat{\alpha}_0$	0,000019	0,002190	Signifikan
		$\hat{\alpha}_1$	0,140908	0,000064	Signifikan
		$\hat{\beta}_1$	0,431378	0,143843	Tidak Signifikan
$\hat{\beta}_2$	0,374923	0,151820	Tidak Signifikan		

No	Model	Parameter	Penaksiran Parameter	<i>p-value</i>	Keterangan
3	ARIMA (2,0,2)- GARCH (2,1)	$\hat{\mu}$	0,000007	0,889287	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	0,361612	0,000000	Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	0,615452	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	-0,441533	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,556850	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_0$	0,000014	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_1$	0,102262	0,003769	Signifikan
		$\hat{\alpha}_2$	0,000005	0,999885	Tidak Signifikan
		$\hat{\beta}_1$	0,857588	0,000000	Signifikan
4	ARIMA (2,0,2)- GARCH (2,2)	$\hat{\mu}$	0,000007	0,890165	Tidak Signifikan
		$\hat{\phi}_1$	0,376420	0,000000	Signifikan
		$\hat{\phi}_2$	0,601016	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_1$	-0,457635	0,000000	Signifikan
		$\hat{\theta}_2$	-0,540748	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_0$	0,000025	0,000507	Signifikan
		$\hat{\alpha}_1$	0,121052	0,000000	Signifikan
		$\hat{\alpha}_2$	0,062597	0,016734	Signifikan
		$\hat{\beta}_1$	0,000037	0,999853	Tidak Signifikan
	$\hat{\beta}_2$	0,745628	0,000050	Signifikan	

Pada Tabel 9, seluruh model memenuhi uji signifikansi parameter karena terdapat minimal satu parameter dengan $p - value < \alpha$ sehingga kriteria ujinya adalah tolak H_0 . Sebagai contoh, pada model ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1) hanya parameter μ yang tidak memberikan kontribusi signifikan karena memiliki $p - value$ sebesar $0,889350 > \alpha = 5\%$.

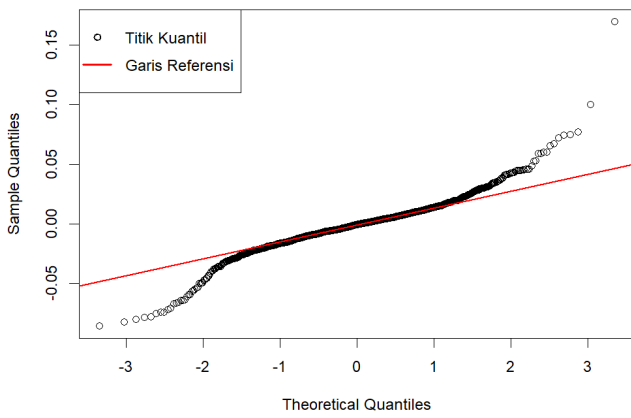
Uji Diagnostik Model ARIMA-GARCH

Model-model ARIMA-GARCH yang sudah memenuhi uji signifikansi parameter, kemudian dilanjutkan dengan pengujian diagnostik. yaitu uji Ljung-Box dengan merujuk pada persamaan (13) dan visualisasi Q-Q plot. Hasil uji Ljung-Box menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 ditunjukkan pada Tabel 10.

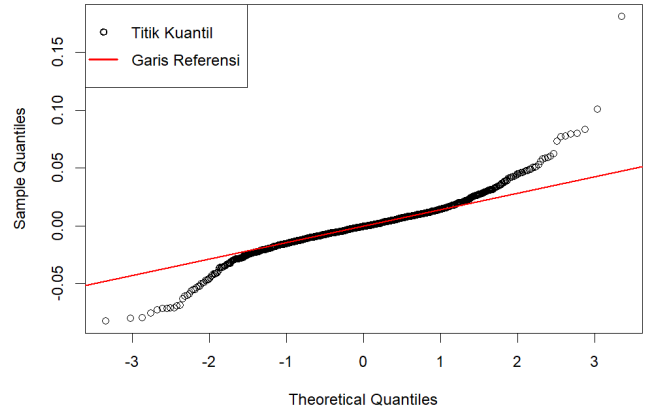
Tabel 10 Hasil uji Ljung-Box model ARIMA-GARCH

No	Model	<i>p-value</i>	Keterangan
1	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1)	0,9584	White noise
2	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)	0,64626	White noise
3	ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,1)	0,95828	White noise
4	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)	0,7675	White noise

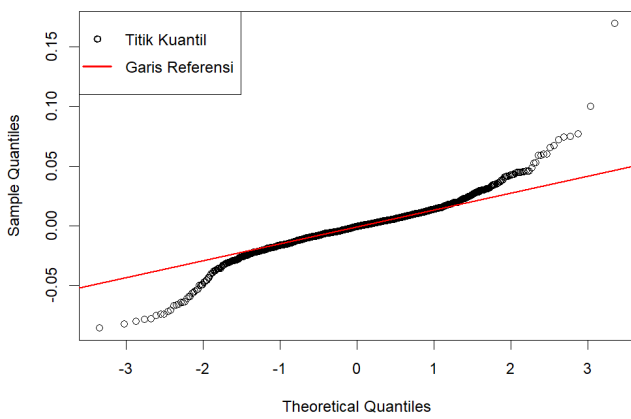
Hasil uji diagnostik pada Tabel 10 menunjukkan bahwa seluruh model telah memenuhi kriteria *white noise* karena menghasilkan nilai $p - value > \alpha = 5\%$ sehingga kriteria ujinya adalah tidak tolak H_0 atau tidak terdapat autokorelasi dalam *residual* ARIMA-GARCH. Selanjutnya, dilakukan Q-Q plot menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 untuk membandingkan kuantil data dengan distribusi normal, seperti pada Gambar 7.



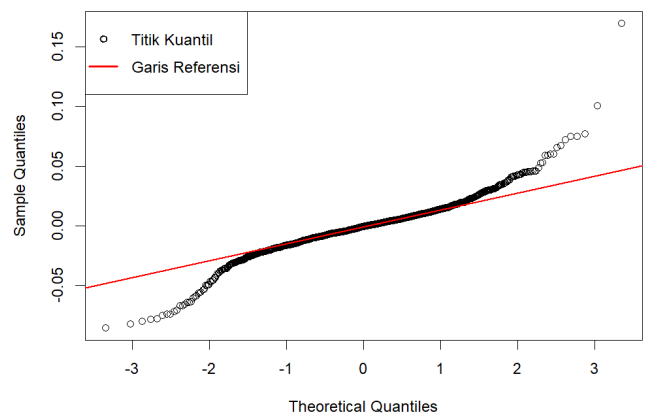
a. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1)



b. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)



c. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,1)



d. Q-Q plot *residual* ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,2)

Gambar 7. Q-Q plot *residual* ARIMA-GARCH

Hasil Q-Q plot untuk *residual* ARIMA-GARCH pada Gambar 7 menunjukkan bahwa titik-titik kuantil tersebar di dekat garis referensi. Hal tersebut mengindikasikan bahwa *residual* model ARIMA-GARCH mendekati distribusi normal.

Pengujian Efek Heteroskedastisitas Model ARIMA-GARCH

Pengujian efek heteroskedastisitas pada model ARIMA-GARCH menggunakan uji ARCH-LM merujuk pada persamaan (15). Hasil perhitungan ARCH-LM menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11 Hasil uji ARCH-LM model ARIMA-GARCH

No	Model	LM	$\chi^2_{(\alpha,m)}$	p-value
1	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1)	0,03157	3,841	0,8589
2	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)	0,07155	3,841	0,7891
3	ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,1)	0,1544	5,991	0,6934
4	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)	0,474	5,991	0,4912

Pada Tabel 11, terlihat bahwa keempat model ARIMA-GARCH menghasilkan $LM < \chi^2_{(\alpha,m)}$ atau $p - value > \alpha$ sehingga kriteria ujinya adalah H_0 tidak ditolak atau tidak terdapat efek heteroskedastisitas dalam *residual*. Hal tersebut menandakan bahwa model ARIMA-GARCH berhasil mengatasi masalah heteroskedastisitas yang terdapat dalam data.

Pemilihan Model ARIMA-GARCH Terbaik

Model ARIMA-GARCH terbaik dipilih berdasarkan perhitungan AIC terkecil merujuk pada persamaan (14). Hasil perhitungan AIC menggunakan bantuan *software* R 4.3.1 dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 12 Nilai AIC model ARIMA-GARCH

No	Model	AIC
1	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1)	-5,2696
2	ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,2)	-5,2615
3	ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,1)	-5,268
4	ARIMA (2,0,2)-GARCH (2,2)	-5,2683

Berdasarkan nilai AIC pada Tabel 12, dipilih ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1) sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai AIC terkecil, yaitu sebesar -5,2696. Model tersebut dibentuk persamaan model ARIMA-GARCH merujuk pada persamaan (7) dan (8) menggunakan hasil penaksiran parameter yang telah diperoleh pada Tabel 10. Persamaan model ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1) adalah sebagai berikut:

$$\hat{r}_t = 0,000007 + 0,361808r_{t-1} + 0,615261r_{t-2} + 0,441744e_{t-1} + 0,55664e_{t-2}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000014 + 0,102258e_{t-1}^2 + 0,857598\sigma_{t-1}^2$$

Persamaan tersebut menunjukkan bahwa. *return* saham periode waktu t dipengaruhi oleh konstanta sebesar 0,000007, nilai *return* pada periode $t - 1$ dan $t - 2$, serta *residual* dua periode sebelumnya, $t - 1$ dan $t - 2$. Pada saat yang sama, variansi *residual* pada waktu ke- t dipengaruhi oleh konstanta sebesar 0,000014, serta *residual* kuadrat dan variansi *residual* pada satu periode sebelumnya atau $t - 1$.

Peramalan Return Saham

Peramalan *return* saham diterapkan untuk enam periode mendatang menggunakan model ARIMA-GARCH terbaik, yaitu ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1). Peramalan tersebut melibatkan dua aspek, yaitu peramalan rata-rata *return* dan peramalan volatilitas *return* yang ditunjukkan pada Tabel 13

Tabel 13 Hasil peramalan *return* saham

Periode	Peramalan rata-rata <i>return</i>	Peramalan volatilitas <i>return</i>
5 Februari 2024	-0,002469	0,01626
6 Februari 2024	-0,0000709	0,01637
7 Februari 2024	-0,0015444	0,01646
12 Februari 2024	-0,0006022	0,01655
13 Februari 2024	-0,001168	0,01664
15 Februari 2024	-0,0007929	0,01673

Berdasarkan hasil peramalan rata-rata *return* pada Tabel 13, seluruh periode mengalami penurunan yang ditandai dengan *return* saham bernilai negatif. Lalu, hasil peramalan volatilitas *return* saham menunjukkan bahwa volatilitas diperkirakan meningkat secara bertahap dari waktu ke waktu.

Perhitungan Akurasi Peramalan

Hasil peramalan rata-rata *return* untuk enam periode mendatang pada Tabel 11 dibandingkan dengan *return* aktual untuk mengevaluasi akurasi peramalan menggunakan RMSE merujuk pada persamaan (16). Hasil perhitungan RMSE menggunakan *software* Microsoft Excel dapat dilihat pada Tabel 14.

Tabel 14 Perhitungan RMSE peramalan model ARIMA-GARCH

Periode	Data aktual <i>return</i>	Data peramalan <i>return</i>	$(r_t - \hat{r}_t)^2$
5 Februari 2024	-0,012903405	-0,002469	0,000108877
6 Februari 2024	0,008620743	-0,0000709	0,0000755443
7 Februari 2024	0,004282662	-0,0015444	0,0000339546
12 Februari 2024	0,029475818	-0,0006022	0,000904687
13 Februari 2024	-0,00415801	-0,001168	0,0000008941
15 Februari 2024	0,020619287	-0,0007929	0,000458482
	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_t - \hat{r}_t)^2$		0,00027
	RMSE		0,01628

Berdasarkan Tabel 14, diperoleh nilai RMSE sebesar 0,01628. Oleh karena itu, model ARIMA-GARCH sudah baik dalam meramalkan *return* saham enam periode mendatang.

Kesimpulan

Penerapan model ARIMA-GARCH pada data *return* saham dari PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk menghasilkan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil, yaitu ARIMA (2,0,2)-GARCH (1,1). Model tersebut dapat digunakan untuk meramalkan *return* saham karena dapat mengatasi masalah heteroskedastisitas dalam data dan menghasilkan nilai RMSE yang rendah. Hasil peramalan rata-rata *return* menunjukkan adanya perubahan nilai *return* saham berupa penurunan. Kemudian, hasil peramalan volatilitas *return* mengalami kenaikan dari periode pertama hingga periode ke enam.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Rektor Universitas Padjadjaran yang telah memberikan bantuan untuk diseminasi hasil penelitian dosen dan mahasiswa, melalui *Academic Leadership Grant* dengan nomor kontrak: 1425/UN6.3.1/PT.00/2024, serta kepada *reviewer* yang telah memberikan saran untuk perbaikan dalam penulisan paper ini.

Referensi

- [1] Bursa Efek Indonesia, "Panduan IDX Industrial Classification Versi 1.1," 2021.
- [2] S. Wisudani, "Analisis Pengaruh Faktor Internal dan Eksternal Terhadap Harga Saham Pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia," *Jurnal Ilmu dan Riset Akuntansi*, vol. 10, no. 1, pp. 1–22, 2021.
- [3] G. Liu and C. Zhang, "Economic Policy Uncertainty and Firms' Investment and Financing Decisions in China," *China Economic Review*, vol. 63, p. 101279, 2020.
- [4] A. Pagliaro, "Forecasting Significant Stock Market Price Changes Using Machine Learning: Extra Trees Classifier Leads," *Electronics (Basel)*, vol. 12, no. 21, 2023.
- [5] J. Kastari, S. Martha, and N. Imro'ah Intisari, "Estimasi Indeks Harga Saham Gabungan dengan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Berdistribusi Student-T," *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 12, no. 2, pp. 195–204, 2023.
- [6] Y. Xiang, "Using ARIMA-GARCH Model to Analyze Fluctuation Law of International Oil Price," *Math Probl Eng*, vol. 2022, pp. 1–7, 2022.
- [7] M. L. Challa, V. Malepati, and S. N. R. Kolu, "S&P BSE Sensex and S&P BSE IT Return Forecasting Using ARIMA," *Financial Innovation*, vol. 6, no. 1, pp. 1–19, 2020.

- [8] A. Kolte, H. Mal, A. Pawar, T. Bhosale, and J. K. Roy, "Volatility Analysis of BSE BANKEX companies in Indian Banking Sector using GARCH Model.," *Finance India*, vol. 34, no. 2, pp. 631–640, 2020.
- [9] Y. Hu, Z. Tao, D. Xing, Z. Pan, J. Zhao, and X. Chen, "Research on Stock Returns Forecast of the Four Major Banks Based on ARMA and GARCH Model," *J Phys Conf Ser*, vol. 1616, no. 2, pp. 1–6, 2020.
- [10] I. Jayanegara, H. Barry, and R. Hadikusuma, "Analisis Volatilitas pada Return Saham Properti dan Real Estate dengan Menggunakan Model ARCH-GARCH di Masa Pandemi COVID-19," *Ekonomi dan Bisnis. Politeknik Negeri Jakarta*, pp. 1–6, 2021.
- [11] S. Idris and Y. A. Mohammed, "On Comparative Performances of ARIMA Hybrid, ARIMA-ARCH, and Hybrid ARIMA-GARCH Models in Modeling The Volatility of Foreign Exchange," *Global Scientific Journals*, vol. 9, no. 3, pp. 31–40, 2021.
- [12] J. Hartono, *Portofolio dan Analisis Investasi: Pendekatan Modul*, 2nd edn. Yogyakarta: Andi, 2022.
- [13] N. Vo and R. Ślepaczuk, "Applying Hybrid ARIMA-SGARCH in Algorithmic Investment Strategies on S&P500 Index," *Entropy*, vol. 24, no. 2, p. 158–175, 2022.
- [14] R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, Edisi Pertama. Canada: John Wiley and Sons, Inc, 2002.
- [15] D. A. Dickey and W. A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root," *J Am Stat Assoc*, vol. 74, no. 366, pp. 427–431, 1979.
- [16] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, 2nd edn. New York: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [17] A. L. Schaffer, T. A. Dobbins, and S. A. Pearson, "Interrupted Time Series Analysis using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models: A Guide for Evaluating Large-Scale Health Interventions," *BMC Medical Research Methodolog*, vol. 21, no. 58, pp. 1–12, 2021.
- [18] Q. Zhao, X. Liu, and J. Fang, "Extreme Gradient Boosting Model for Day-Ahead STLF in National Level Power System: Estonia Case Study," *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 24, pp. 1–29, 2023.
- [19] P. J. Brockwell and R. A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting*, 3th edn. New York: Springer, 2016.
- [20] T. Bollerslev, R. Y. Chou, and K. F. Kroner, "ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence," *J Econom*, vol. 52, pp. 5–59, 1992.
- [21] F. Fitriyani, S. A. Fasya, M. R. Irfan, and T. T. Ammar, "Peramalan Indeks Harga Saham PT Verena Multi Finance Tbk Dengan Metode Pemodelan ARIMA Dan ARCH-GARCH," *Jurnal Statistika*, vol. 14, no. 1, pp. 11–23, 2021.
- [22] P. U. Gio and D. E. Irawan, *Belajar Statistika dengan R*. Medan: USU Press, 2016.
- [23] W. Enders, *Applied Economic Time Series*, 4th edn. New York: John Wiley and Sons, 2014.
- [24] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, "Another Look at Measures of Forecast Accuracy," *Int J Forecast*, vol. 22, no. 4, pp. 679–688, 2006.