

PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM BBKA DENGAN MODEL ARIMA-ARCH/GARCH

Khoirunnisa Puspa Negari*, Firda Ayu Hapsari, Annisa Tazkia Mubarok

Program Studi Statistika, Universitas Negeri Yogyakarta

*e-mail: khoirunnisapuspa.2022@student.uny.ac.id

Abstrak. Pergerakan harga saham merupakan indikator penting dalam pengambilan keputusan investasi, tetapi harga saham sering dipengaruhi oleh volatilitas tinggi yang dapat menyulitkan peramalan. Salah satu tantangan dalam peramalan harga saham adalah ketidakhomogenan ragam sisaan yang dapat memengaruhi akurasi model peramalan. Penelitian ini menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dikombinasikan dengan *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity/Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH/GARCH) untuk meramalkan harga penutupan saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) karena mampu menangkap pola *time series* serta mengatasi masalah volatilitas dan heteroskedastisitas. Data yang digunakan adalah harga penutupan saham bulanan BBKA periode Januari 2013 hingga Desember 2023. Hasil penelitian menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 4,87% dengan tingkat akurasi peramalan sangat akurat. MAPE dipilih sebagai kriteria evaluasi model karena mudah diinterpretasikan dan tidak terpengaruh skala data. Sebagai perbandingan, model ARIMA(2,1,2) menghasilkan nilai MAPE yang jauh lebih tinggi, yaitu 14,52%. Peramalan untuk 24 periode mendatang dengan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menunjukkan tren kenaikan dengan harga tertinggi mencapai Rp10.732,645 per saham pada Agustus 2025. Tren kenaikan ini mengindikasikan pertumbuhan nilai investasi dan peningkatan kapitalisasi pasar BBKA yang dapat menarik minat investor. Temuan ini memberikan wawasan penting bagi pengambilan keputusan investasi jangka menengah hingga panjang, meskipun dengan keterbatasan penggunaan data bulanan.

Kata kunci: Peramalan, Harga Saham, ARIMA, ARCH/GARCH, Volatilitas

Abstract. Stock price movements are crucial indicators for investment decision-making, but stock prices are often influenced by high volatility that can complicate forecasting. One of the challenges in stock price forecasting is the heterogeneity of residual variance that can affect the accuracy of forecasting models. This study uses the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) model combined with *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity/Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH/GARCH) to forecast the closing stock price of PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) as it can capture time series patterns and address both volatility and heteroscedasticity issues. The data used are BBKA's monthly closing stock prices from January 2013 to December 2023. The results show that the ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) model yields a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) value of 4.87% with a very accurate forecasting level. MAPE was chosen as the model evaluation criterion because it is easy to interpret and is not affected by data scale. In comparison, the ARIMA(2,1,2) model produces a much higher MAPE value of 14.52%. The forecast for the next 24 periods using the ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) model shows an upward trend with the highest price to reach Rp10,732.645 per share in August 2025. This upward trend indicates growth in investment value and increased market capitalization of BBKA, which can attract investor interest. These findings provide important insights for medium to long-term investment decision-making, despite the limitations of using monthly data.

Keywords: Forecasting, Stock Price, ARIMA, ARCH/GARCH, Volatility

PENDAHULUAN

Pasar saham merupakan salah satu indikator utama dalam menilai kesehatan ekonomi sekaligus menjadi sarana investasi yang menarik bagi masyarakat. Di Indonesia, pertumbuhan pasar saham selama satu dekade terakhir mencerminkan dinamika dan perkembangan sektor ekonomi (Lisnawati & Budiyanti, 2011). Meskipun demikian, volatilitas harga saham yang tinggi menjadi tantangan besar bagi investor karena pergerakan harga sulit diprediksi dan penuh ketidakpastian (Ardianto & Sukardi, 2024). Fluktuasi ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kebijakan pemerintah, perilaku investor, dan kondisi ekonomi makro.

PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) memiliki peran signifikan dalam sektor perbankan dengan kapitalisasi pasar terbesar di Bursa Efek Indonesia. Dengan basis pelanggan yang luas, saham BBCA menjadi pilihan populer di kalangan investor dan pergerakannya sering dianggap sebagai indikator sentimen pasar terhadap sektor perbankan. Karakteristik data harga saham BBCA yang cenderung stokastik, non-linier, dan heteroskedastis memerlukan metode analisis yang lebih kompleks dibandingkan metode tradisional untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) terbukti efektif dalam menganalisis data *time series* stasioner karena kemampuannya menangkap pola historis dan tren jangka pendek. Model ini mengombinasikan proses *autoregressive* dan *moving average* pada data stasioner melalui proses *differencing* (Montgomery et al., 2015). Namun, model ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangani fluktuasi varians tidak konstan atau heteroskedastisitas (Brockwell & Davis, 2016; Hill et al., 2011). Sebagai solusi, model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dan GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dikembangkan oleh Engle dan Bollerslev untuk menangkap sifat heteroskedastis data yang umum ditemui pada pasar saham (Hill et al., 2011; Tsay, 2010).

Efektivitas ARIMA-ARCH/GARCH dalam memodelkan volatilitas pasar saham telah dibuktikan melalui berbagai penelitian. Marisetty (2024) menunjukkan keunggulan model GARCH dalam menangani volatilitas pada lima indeks keuangan global, yaitu FTSE 100, Hang Seng, NIKKEI 225, NSE 50, dan S&P 500. Di Nigeria, Ayoad (2024) berhasil mengoptimalkan pemodelan volatilitas pasar saham menggunakan model ARIMA-GARCH. Sementara di Indonesia, Taqiyyudin et al., (2021) menggunakan GARCH(0,1) untuk memodelkan harga saham Tokai Carbon dengan capaian nilai MAPE sebesar 4,95% dan Wulandari et al., (2022) berhasil memodelkan harga saham HM menggunakan ARIMA(1,1,1)-ARCH(1) dengan capaian nilai MAPE sebesar 0,36%.

Penelitian mengenai peramalan harga saham BBCA menggunakan model ARIMA-ARCH/GARCH telah dilakukan dengan hasil yang beragam. R. D. T. Wulandari et al., (2024) menggunakan model ARIMA(1,0,1) dengan data harian selama empat tahun dan mencapai nilai MAPE sebesar 11,74%. Sadewa et al., (2024) menerapkan model ARIMA(1,1,0) dengan data harian selama satu bulan dan mencapai nilai MAPE lebih rendah, yaitu sebesar 1,07%. Abidha & Ahdika (2024) memodelkan ARIMA(0,1,1)-GARCH(6,0) dengan data harian selama dua tahun dan mencapai nilai MAPE sebesar 3,89%. Meskipun penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan hasil yang menjanjikan, penggunaan ordo ARCH/GARCH yang tinggi seperti pada penelitian Abidha & Ahdika (2024) memiliki beberapa kelemahan, yaitu waktu komputasi yang lama, kesulitan estimasi parameter, risiko *overfitting*, dan sensitivitas model terhadap perubahan data. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan pendekatan baru menggunakan data harga penutupan saham bulanan BBCA dan optimalisasi penggunaan ordo ARCH/GARCH.

Pendekatan ini sejalan dengan prinsip *parsimonious model* yang mengutamakan kesederhanaan dan stabilitas model (Wu, 2006).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model ARIMA-ARCH/GARCH dalam memprediksi harga penutupan saham bulanan PT Bank Central Asia Tbk (BBCA). Selain itu, penelitian ini mengevaluasi kinerja model yang dikembangkan melalui perbandingan dengan metode peramalan tradisional serta memberikan rekomendasi praktis bagi pengambilan keputusan investasi di pasar saham Indonesia.

METODE

A. Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa harga penutupan saham bulanan PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) dalam satuan rupiah. Data diperoleh dari situs *finance.yahoo.com* untuk periode Januari 2013 hingga Desember 2023 dengan 132 observasi.

B. Teknik Analisis Data

ARIMA

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) atau *Box-Jenkins* merupakan teknik analisis *time series* yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1970. Metode ini menggabungkan model AR (*Autoregressive*) ordo p dan model MA (*Moving Average*) ordo q yang telah melalui proses pembedaan (*differencing*) ordo d . Model ARIMA(p, d, q) dituliskan dalam persamaan berikut (Montgomery et al., 2015):

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t \quad (1)$$

Keterangan:

- $\phi_p(B)$: $(1 - \phi_p B - \dots - \phi_p B^p)$, koefisien parameter AR ke p
- $\theta_q(B)$: $(1 - \theta_q B - \dots - \theta_q B^q)$, koefisien parameter MA ke q
- B : operator *backshift*
- $(1 - B)^d$: proses *differencing* ke d
- Y_t : nilai pengamatan pada waktu ke t
- e_t : sisaan pada waktu ke t

Model ARIMA memerlukan data stasioner untuk menghasilkan peramalan optimal. Pemeriksaan kestasioneran dilakukan dengan melihat pola plot data *time series*, ACF (*Autocorrelation Function*), atau uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*). Uji ADF dikembangkan oleh Dickey dan Fuller dengan memasukkan lag tambahan atau komponen *autoregressive* dari variabel dependen ΔY_t , sehingga membentuk persamaan berikut (Gujarati, 2004):

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m a_i \Delta Y_{t-i} + e_t \quad (2)$$

Keterangan:

- β_1, β_2 : parameter model
- m : jumlah lag
- γ : unit *root*

Hipotesis uji ADF dituliskan sebagai berikut:

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

$H_1: \gamma < 0$ (data stasioner dalam rata-rata)

Dengan statistik uji:

$$\tau = \frac{\hat{\gamma}}{se(\hat{\gamma})} \quad (3)$$

Keterangan:

$\hat{\gamma}$: nilai dugaan unit *root*, diperoleh dari estimasi OLS Persamaan 2

Jika nilai τ kurang dari nilai kritis τ_c (ketetapan tabel Dickey-Fuller) atau nilai p kurang dari taraf signifikansi yang telah ditentukan, maka H_0 ditolak yang berarti data stasioner dalam rata-rata. Jika data tidak stasioner, dilakukan pembedaan (*differencing*) hingga kestasioneran tercapai.

ARCH/GARCH

Model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dikembangkan oleh Engle pada tahun 1982 untuk mengatasi keheterogenan ragam sisaan dalam data *time series*. Model ini menggunakan sisaan sebelumnya untuk menduga perubahan ragam (*short memory*). Bentuk umum model ARCH(q) dituliskan dalam persamaan berikut (Brockwell & Davis, 2016; Hill et al., 2011):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q e_{t-q}^2 \quad (4)$$

Keterangan:

h_t : ragam dugaan pada waktu ke t

α_0 : konstanta

α_q : koefisien ARCH

e_{t-q}^2 : sisaan periode ke $(t - q)$

q : ordo ARCH

Model ARCH memiliki keterbatasan pada penggunaan ordo tinggi yang dapat membuat model menjadi tidak signifikan. Pada tahun 1986, Bollerslev mengembangkan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dengan memperhitungkan efek *long memory*. Model GARCH(p, q) menggunakan sisaan dan ragam sisaan sebelumnya untuk menduga perubahan ragam. Bentuk umum model GARCH(p, q) dituliskan dalam persamaan berikut (Brockwell & Davis, 2016; Hill et al., 2011):

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^q \alpha_j e_{t-j}^2 \quad (5)$$

Keterangan:

h_t : ragam dugaan pada waktu ke t

α_0 : konstanta

α_q : koefisien ARCH

β_p : koefisien GARCH

e_{t-q}^2 : sisaan periode ke $(t - q)$

p, q : ordo GARCH

Diagnostik Model

Diagnostik model dilakukan untuk mengevaluasi kualitas dan kelayakan model ARIMA. Model dikatakan baik jika memenuhi tiga asumsi utama, yaitu kebebasan sisaan, kehomogenan ragam, dan kenormalan sisaan. Uji Ljung-Box digunakan untuk memeriksa kebebasan autokorelasi pada sisaan, dengan hipotesis sebagai berikut (Montgomery et al., 2015):

H_0 : tidak terdapat autokorelasi pada sisaan

H_1 : terdapat autokorelasi pada sisaan
 Dengan statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n-k} \quad (6)$$

Keterangan:

n : jumlah pengamatan
 K : lag tertinggi
 k : lag ke k
 r_k^2 : koefisien autokorelasi antarsisaan pada lag ke k

Jika nilai Q kurang dari nilai kritis $\chi_{\alpha, (K-p-q)}^2$ atau nilai p lebih dari taraf signifikansi yang telah ditentukan, maka H_0 gagal ditolak yang berarti tidak terdapat autokorelasi pada sisaan. Selanjutnya, uji *Lagrange Multiplier* digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya pengaruh ARCH atau kehomogenan ragam sisaan, dengan hipotesis sebagai berikut (Hill et al., 2011):

H_0 : sisaan bersifat homogen atau tidak terdapat pengaruh ARCH

H_1 : sisaan bersifat heterogen atau terdapat pengaruh ARCH

Dengan statistik uji:

$$LM = (T - q)R^2 \quad (7)$$

Keterangan:

T : jumlah pengamatan
 R^2 : koefisien determinasi
 q : ordo ARCH

Jika nilai LM lebih dari nilai kritis $\chi_{\alpha, (q)}^2$ atau nilai p kurang dari taraf signifikansi yang telah ditentukan, maka H_0 ditolak yang berarti sisaan bersifat heterogen atau terdapat pengaruh ARCH. Selanjutnya, uji Jarque-Bera digunakan untuk memeriksa kenormalan sisaan, dengan hipotesis sebagai berikut (Gujarati, 2004):

H_0 : galat berdistribusi normal

H_1 : galat tidak berdistribusi normal

Dengan statistik uji:

$$JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right) \quad (8)$$

Keterangan:

n : jumlah pengamatan
 S : skewness (kemencengan)
 K : kurtosis (keruncingan)

Jika nilai JB kurang dari nilai kritis χ_{α}^2 atau nilai p lebih dari taraf signifikansi yang telah ditentukan, maka H_0 gagal ditolak yang berarti galat berdistribusi normal.

Prosedur Analisis Data

Analisis data dilakukan menggunakan *software* Rstudio versi 2024.04.1+748. Prosedur analisis data dan *package* yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Mengeksplorasi data *time series* menggunakan *package* “ggplot2” untuk visualisasi (Wickham, 2016), “dplyr” untuk manipulasi data (Wickham et al., 2023), dan “lubridate” untuk mengelola format tanggal (Grolemund & Wickham, 2011).

2. Membagi data menjadi dua bagian, yaitu 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.
3. Mengecek kestasioneran dengan melihat pola dari plot ACF dan uji ADF pada data pelatihan menggunakan *package* “tseries” (Trapletti & Hornik, 2024).
4. Mengidentifikasi model tentatif ARIMA dengan melihat pola plot ACF, PACF, dan EACF. Pola EACF menggunakan *package* “TSA” (Chan & Ripley, 2022).
5. Menentukan model ARIMA terbaik berdasarkan signifikansi parameter dan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil menggunakan *package* “lmtest” (Zeileis & Hothron, 2002). Formulasi AIC dituliskan sebagai berikut (Hanke & Wichern, 2013; Montgomery et al., 2015):

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{n}r \quad (9)$$

Keterangan:

$\hat{\sigma}^2$: $\left(\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}\right)$, jumlah kuadrat sisaan dibagi jumlah pengamatan

n : jumlah pengamatan

r : jumlah parameter model

6. Melakukan diagnostik model ARIMA terbaik dengan uji Ljung-Box, uji Jarque-Bera menggunakan “tseries” (Trapletti & Hornik, 2024), dan uji *Lagrange Multiplier* menggunakan “FinTS” (Graves, 2024).
7. Melakukan *overfitting* dengan menambahkan satu ordo p atau ordo q pada model ARIMA terbaik. Model terbaik dipilih berdasarkan signifikansi parameter dan nilai AIC terkecil.
8. Menentukan model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik untuk mengatasi ketidakhomogenan ragam sisaan menggunakan *package* “rugarch” (Galanos, 2024) dan “fGarch” (Wuertz et al., 2024).
9. Melakukan diagnostik model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik.
10. Memvalidasi model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik dengan menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara data pengujian dan hasil peramalan. Formulasi MAPE dituliskan sebagai berikut (Hanke & Wichern, 2013; Kasemset et al., 2014):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (10)$$

Keterangan:

Y_t : nilai aktual pada pengamatan ke t

$\hat{Y}_t$: nilai prediksi pada pengamatan ke t

n : jumlah pengamatan

Dengan skala kriteria keakuratan peramalan yang ditunjukkan pada Tabel 1 (Kasemset et al., 2014).

Tabel 1. Kriteria keakuratan peramalan berdasarkan nilai MAPE

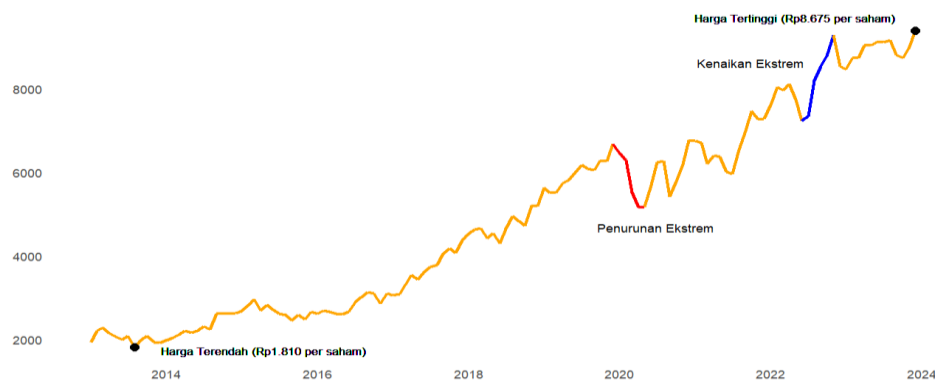
Nilai MAPE	Hasil Peramalan
Kurang dari 10%	Peramalan sangat akurat
11% sampai 20%	Peramalan baik
21% sampai 50%	Peramalan wajar
Lebih dari 50%	Peramalan tidak akurat

11. Melakukan peramalan pada model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik untuk beberapa periode ke depan menggunakan keseluruhan data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

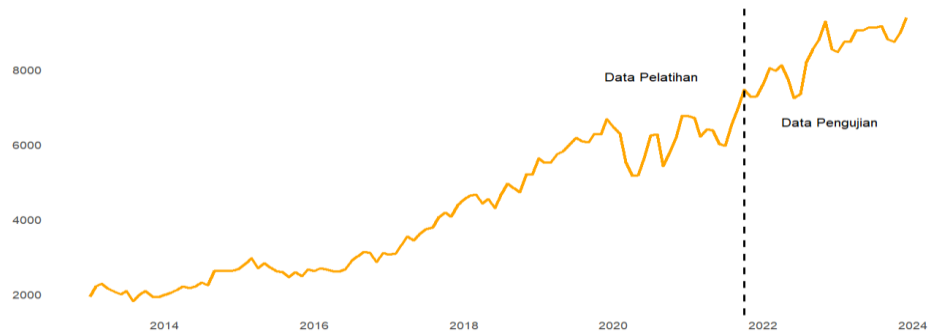
Pergerakan harga saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) dari Januari 2013 hingga Desember 2023 menunjukkan tren kenaikan signifikan, meskipun terdapat beberapa periode fluktuasi, seperti pada Gambar 1. Pada awal tahun 2013, harga saham BBCA tercatat sebesar Rp1.810 per saham yang mencerminkan stabilitas kondisi pasar perbankan Indonesia belum berkembang pesat. Dalam satu dekade berikutnya, harga saham BBCA mengalami peningkatan signifikan hingga mencapai Rp8.675 per saham pada akhir tahun 2023. Kenaikan ini mencerminkan pertumbuhan bisnis yang solid, kinerja keuangan yang konsisten, serta tingginya kepercayaan investor terhadap PT Bank Central Asia Tbk sebagai salah satu bank terbesar di Indonesia.



Gambar 1. Pergerakan harga penutupan saham BBCA (Januari 2013 – Desember 2023)

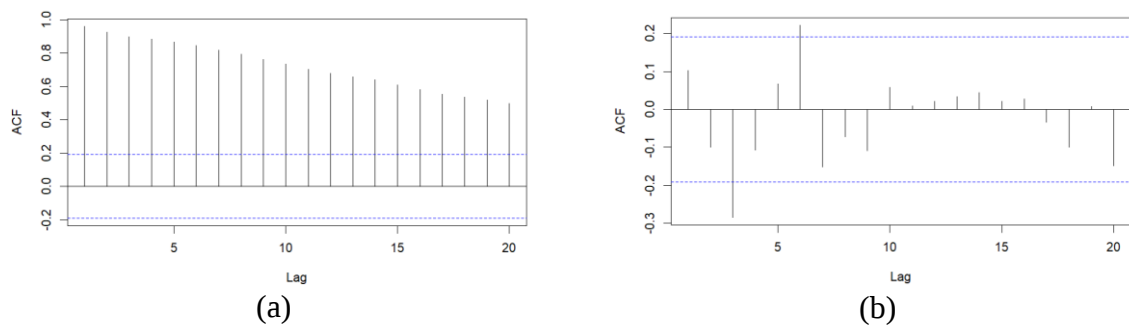
Gambar 1 menunjukkan dua periode fluktuasi yang mencolok dalam pergerakan harga saham BBCA. Pertama, penurunan tajam pada tahun 2020 akibat pandemi COVID-19 yang menyebabkan gangguan ekonomi global dan tekanan sentimen pasar. Kedua, harga saham BBCA meningkat dengan cepat setelah tahun 2022 akibat dorongan pemulihan ekonomi nasional, stimulus pemerintah, serta kebijakan moneter yang mendukung pertumbuhan pasar. Fluktuasi ini mencerminkan ketidakhomogenan volatilitas harga saham BBCA yang berpotensi melanggar asumsi kehomogenan ragam sisaan dalam model ARIMA. Oleh karena itu, pendekatan ARCH/GARCH digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut.

Sebelum dilakukan proses peramalan, data harga saham dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Data pelatihan dimulai dari Januari 2013 hingga Oktober 2021 dengan 106 observasi, sedangkan data pengujian dimulai dari November 2021 hingga Desember 2023 dengan 26 observasi, seperti pada Gambar 2. Pembagian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data di luar data pelatihan.



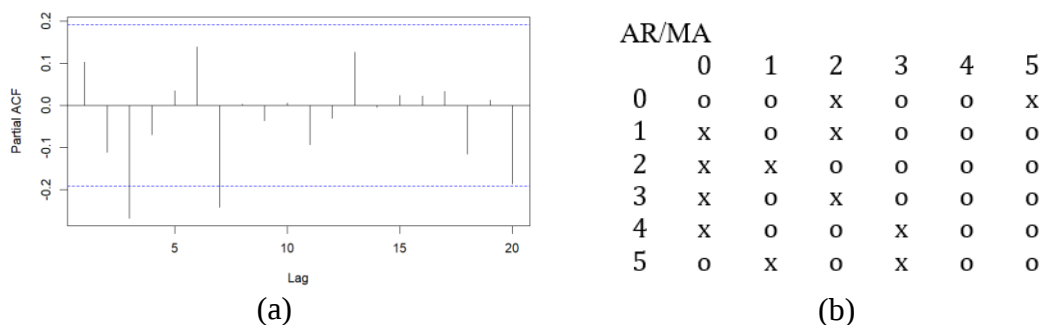
Gambar 2. Pembagian data pelatihan dan pengujian

Data pelatihan perlu diperiksa kestasionerannya untuk menghasilkan peramalan yang optimal. Pemeriksaan kestasioneran dalam rata-rata dilakukan dengan melihat pola plot ACF dan uji ADF. Gambar 3(a) menunjukkan data tidak stasioner dalam rata-rata karena plot ACF memiliki pola nilai autokorelasi menurun secara perlahan. Hal ini diperkuat oleh hasil uji ADF dengan nilai p sebesar 0,4486 yang menunjukkan data tidak stasioner dalam rata-rata karena nilai p lebih dari taraf signifikansi 5%. Ketidakstasioneran ini dapat diatasi dengan melakukan pembedaan (*differencing*) hingga mencapai kestasioneran. Setelah pembedaan ordo pertama, data pelatihan kembali diperiksa kestasionerannya, seperti pada Gambar 3(b).



Gambar 3. Plot ACF data pelatihan (a) sebelum dan (b) setelah pembedaan ordo pertama ($d = 1$)

Gambar 3(b) menunjukkan data pelatihan stasioner setelah pembedaan ordo pertama karena plot ACF memiliki nilai autokorelasi yang tidak turun secara perlahan. Selain itu, hasil uji ADF memiliki nilai p sebesar 0,01 yang menunjukkan data stasioner dalam rata-rata setelah pembedaan ordo pertama karena nilai p kurang dari taraf signifikansi 5%. Selanjutnya, dilakukan identifikasi model tentatif ARIMA dengan melihat pola dari plot ACF, PACF, dan EACF pada data pelatihan setelah pembedaan ordo pertama.



Gambar 4. Plot PACF (a) dan EACF (b) data pelatihan setelah pembedaan ordo pertama

Gambar 3(b) menunjukkan plot ACF mengalami *cuts-off* setelah lag ketiga. Gambar 4(a) menunjukkan plot PACF mengalami *cuts-off* setelah lag ketiga, sedangkan Gambar 4(b) menunjukkan EACF memiliki kombinasi antara model AR ordo p dan model ARMA ordo q yang ditandai dengan simbol “o”. Berdasarkan pola tersebut, model tentatif ARIMA yang digunakan adalah ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,2), dan ARIMA(3,1,3). Hasil pendugaan parameter dari keempat model ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai penduga parameter model tentatif ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	Nilai p	AIC
ARIMA(0,1,1)	MA(1)	0,147	0,116	1453,742
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	0,023	0,948	1455,739
	MA(1)	0,126	0,706	
ARIMA(2,1,2)	AR(1)*	0,493	< 0,001	1446,183
	AR(2)*	-0,960	< 0,001	
	MA(1)*	-0,340	< 0,001	
	MA(2)*	0,100	< 0,001	
ARIMA(3,1,3)	AR(1)*	-0,415	< 0,001	1448,637
	AR(2)*	-0,507	< 0,001	
	AR(3)*	-0,879	< 0,001	
	MA(1)*	0,527	< 0,001	
	MA(2)*	0,690	< 0,001	
	MA(3)*	0,841	< 0,001	

*Parameter signifikan pada taraf signifikansi 5%

Tabel 2 menunjukkan model ARIMA(2,1,2) memiliki nilai penduga parameter signifikan dan nilai AIC terkecil. Hal ini menunjukkan model ARIMA(2,1,2) merupakan model terbaik dibandingkan model tentatif ARIMA lainnya. Selanjutnya, dilakukan uji diagnostik untuk mengevaluasi kualitas dan kelayakan model. Pemeriksaan kebebasan sisaan dilakukan menggunakan uji Ljung-Box, sedangkan pemeriksaan kehomogenan ragam sisaan dengan uji *Lagrange Multiplier*. Menurut Tsay (2010), data dikatakan memiliki pengaruh ARCH jika beberapa lag memiliki nilai p kurang dari taraf signifikansi 5% dalam uji *Lagrange Multiplier*. Hasil uji Ljung-Box dan uji *Lagrange Multiplier* ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji Ljung-Box terhadap sisaan model ARIMA(2,1,2) dan Uji *Lagrange Multiplier* terhadap data pelatihan setelah pembedaan ordo pertama

Uji Ljung-Box		Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	
Lag	Nilai p	Lag	Nilai p
1	0,332	1*	< 0,001
2	0,530	2*	< 0,001
3	0,429	3*	< 0,001
4	0,518	4*	< 0,001
5	0,598	5*	< 0,001
6	0,298	6*	< 0,001

*Lag signifikan pada taraf signifikansi 5%

Tabel 3 menunjukkan model ARIMA(2,1,2) memenuhi asumsi kebebasan sisaan karena hasil uji Ljung-Box memiliki nilai p lebih dari taraf signifikansi 5% hingga lag keenam. Namun, hasil uji *Lagrange Multiplier* memiliki nilai p kurang dari taraf signifikansi 5% hingga

lag keenam. Hal ini menunjukkan data pelatihan setelah pembedaan ordo pertama memiliki sisaan heterogen atau terdapat pengaruh ARCH, sehingga asumsi kehomogenan ragam tidak terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan ARCH/GARCH untuk mengatasi permasalahan tersebut.

Selanjutnya, pemeriksaan kenormalan sisaan dilakukan menggunakan uji Jarque-Bera. Hasil uji Jarque-Bera menunjukkan galat tidak berdistribusi normal karena memiliki nilai p kurang dari taraf signifikansi 5% (nilai p sebesar 0,005). Namun, pelanggaran asumsi kenormalan sisaan tidak selalu berdampak kritis terhadap validitas model, terutama jika ukuran sampel cukup besar (Schaffer et al., 2021). Dengan demikian, asumsi kenormalan sisaan dapat dianggap terpenuhi.

Sebelum memodelkan ARCH/GARCH, perlu dilakukan pengecekan *overfitting* terhadap model ARIMA(2,1,2) dengan menambahkan satu ordo pada AR atau MA. Pengecekan *overfitting* bertujuan untuk memperoleh kemungkinan model ARIMA yang lebih baik. Hasil pendugaan parameter model *overfitting* ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai penduga parameter model *overfitting*

Model	Parameter	Koefisien	Nilai p	AIC
ARIMA(3,1,2)	AR(1)*	0,434	< 0,001	1447,789
	AR(2)*	-0,926	< 0,001	
	AR(3)	-0,067	0,590	
	MA(1)	-0,335	0,246	
	MA(2)	0,100	0,430	
ARIMA(2,1,3)	AR(1)*	0,503	< 0,001	1447,761
	AR(2)*	-0,961	< 0,001	
	MA(1)*	-0,407	< 0,001	
	MA(2)	1,019	0,000	
	MA(3)	-0,071	0,538	

*Parameter signifikan pada taraf signifikansi 5%

Tabel 4 menunjukkan model hasil *overfitting* memiliki beberapa nilai penduga parameter tidak signifikan karena nilai p lebih dari taraf signifikansi 5%. Selain itu, nilai AIC dari kedua model lebih besar daripada model ARIMA(2,1,2). Dengan demikian, model ARIMA(2,1,2) merupakan model terbaik untuk data pelatihan harga penutupan saham BBKA. Persamaan model ARIMA(2,1,2) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = 1,439Y_{t-1} - 1,453Y_{t-2} + 0,96Y_{t-3} + e_t + 0,34e_{t-1} - 0,1e_{t-2} \quad (11)$$

Dengan notasi Y_t berdasarkan hasil pembedaan satu kali, yaitu $Y_t - Y_{t-1}$ sebagai model rata-rata. Selanjutnya, dilakukan pemodelan ARCH/GARCH terhadap model ARIMA(2,1,2) yang tidak memenuhi asumsi kehomogenan ragam sisaan. Penentuan ordo ARCH/GARCH dilakukan dengan *trial and error* dimulai dari ordo yang paling sederhana. Selanjutnya, akan ditambahkan satu ordo dari ordo AR atau MA secara bertahap hingga mendapatkan model terbaik. Hasil model tentatif ARIMA-ARCH/GARCH ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai penduga parameter model tentatif ARIMA-ARCH/GARCH

Model	Parameter	Koefisien	Nilai p	AIC
ARIMA(2,1,2)	μ^*	48,098	0,012	13,752
- ARCH(1)	AR(1)*	-0,671	< 0,001	

Model	Parameter	Koefisien	Nilai p	AIC
	AR(2)*	-0,977	< 0,001	
	MA(1)*	0,634	< 0,001	
	MA(2)*	1,033	< 0,001	
	α_0^*	41425,782	< 0,001	
	α_1	0,260	0,230	
ARIMA(2,1,2) - GARCH(1,1)	μ^*	42,996	0,021	13,620
	AR(1)*	0,984	< 0,001	
	AR(2)*	-1,047	< 0,001	
	MA(1)*	-1,003	< 0,001	
	MA(2)*	-1,039	< 0,001	
	α_0	1136,561	0,860	
	α_1	0,142	0,371	
	β_1^*	0,857	0,007	
ARIMA(2,1,2) - GARCH(1,2)	μ^*	42,964	0,020	13,639
	AR(1)*	0,984	< 0,001	
	AR(2)*	-0,047	< 0,001	
	MA(1)*	-1,003	< 0,001	
	MA(2)*	1,040	< 0,001	
	α_0	1108,737	0,852	
	α_1	0,140	0,357	
	β_1	0,859	0,175	
	β_2	0,000002	0,100	
ARIMA(2,1,2) - ARCH(2)	μ^*	70,730	< 0,001	14,227
	AR(1)*	-0,673	< 0,001	
	AR(2)*	0,230	< 0,001	
	MA(1)*	0,441	< 0,001	
	MA(2)*	-0,741	< 0,001	
	α_0	52,380	0,942	
	α_1^*	0,415	< 0,001	
	α_2^*	0,584	< 0,001	
ARIMA(2,1,2) - GARCH(2,1)	μ^*	49,854	0,002	13,617
	AR(1)*	0,991	< 0,001	
	AR(2)*	-1,034	< 0,001	
	MA(1)*	-1,016	< 0,001	
	MA(2)*	-1,037	< 0,001	
	α_0	7122,340	0,0637	
	α_1	0,047	0,633	
	α_2^*	0,434	0,045	
	β_1^*	0,448	0,009	

*Parameter signifikan pada taraf signifikansi 5%

Tabel 5 menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) memiliki nilai AIC terkecil, meskipun beberapa nilai penduga parameter tidak signifikan pada taraf signifikansi 5%. Hal ini menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) merupakan model terbaik dibandingkan model tentatif ARIMA-ARCH/GARCH lainnya. Selanjutnya, dilakukan uji diagnostik untuk mengevaluasi kualitas dan kelayakan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1). Hasil uji Ljung-Box dan uji *Lagrange Multiplier* ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Uji Ljung-Box dan Uji *Lagrange Multiplier* terhadap sisaan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1)

Uji Ljung-Box		Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	
Lag	Nilai p	Lag	Nilai p
1	0,461	1	0,641
2	0,653	2	0,893
3	0,749	3	0,937
4	0,486	4	0,835
5	0,613	5	0,917
6	0,607	6	0,920

Tabel 6 menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) memenuhi asumsi kebebasan sisaan karena hasil uji Ljung-Box memiliki nilai p lebih dari taraf signifikansi 5% hingga lag keenam. Selain itu, hasil uji *Lagrange Multiplier* memiliki nilai p lebih dari taraf signifikansi 5% hingga lag keenam yang berarti asumsi kehomogenan telah terpenuhi. Hal ini menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) dapat mengatasi pelanggaran asumsi kehomogenan pada data pelatihan. Selanjutnya, hasil uji Jarque-Bera menunjukkan galat berdistribusi normal karena memiliki nilai p lebih dari taraf signifikansi 5% (nilai p sebesar 0,771), sehingga asumsi kenormalan sisaan terpenuhi. Berdasarkan hasil diagnostik model, model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) merupakan model terbaik untuk data pelatihan harga penutupan saham BBKA. Persamaan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = 49,854 + 1,991Y_{t-1} - 1,034Y_{t-2} + e_t - 1,016e_{t-1} - 1,037e_{t-2} \quad (12)$$

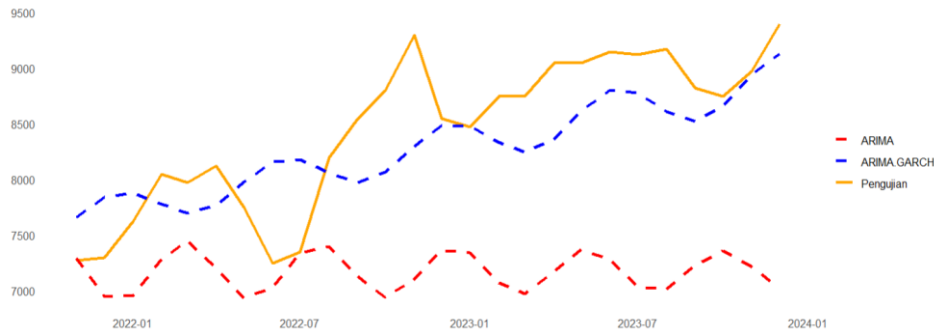
$$h_t = 7122,340 + 0,448h_{t-1} + 0,047e_{t-1}^2 + 0,434e_{t-2}^2 \quad (13)$$

Dengan notasi Y_t berdasarkan hasil pembedaan satu kali, yaitu $Y_t - Y_{t-1}$ sebagai model rata-rata dan notasi h_t sebagai model ragam. Selanjutnya, validasi model dilakukan dengan menghitung nilai MAPE antara data pengujian dan hasil peramalan untuk mendapatkan keakuratan peramalan. Hasil nilai MAPE ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan nilai MAPE model ARIMA(2,1,2) dan ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1)

Model	MAPE (%)
ARIMA(2,1,2)	14,52
ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1)	4,87

Tabel 7 menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) memiliki nilai MAPE yang jauh lebih kecil dibandingkan ARIMA(2,1,2). Merujuk Tabel 1, model ARIMA(2,1,2) memiliki keakuratan peramalan baik, sedangkan ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) memiliki keakuratan peramalan sangat akurat. Perbedaan signifikan nilai MAPE tersebut menunjukkan model ARIMA-ARCH/GARCH lebih efektif dalam mengatasi ketidakhomogenan ragam sisaan pada data harga saham dengan volatilitas tinggi. Perbandingan data pengujian dan hasil peramalan dari model ARIMA(2,1,2) dan ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) ditunjukkan pada Gambar 5.



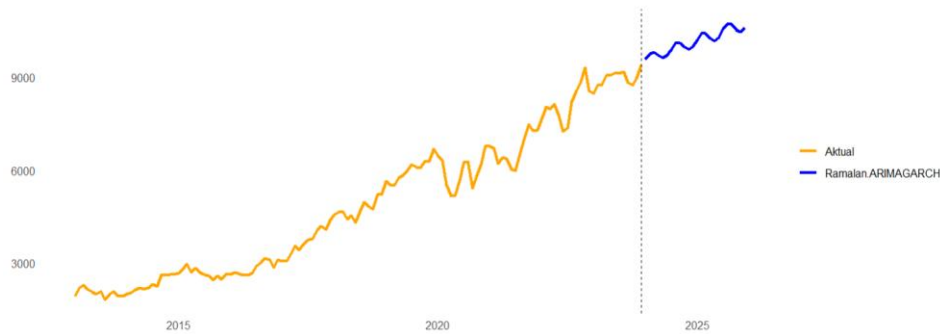
Gambar 5. Perbandingan data pengujian dan hasil peramalan

Gambar 5 menunjukkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menghasilkan peramalan lebih akurat dibandingkan dengan ARIMA(2,1,2). Hal ini terlihat dari garis peramalan ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) yang lebih mendekati garis data pengujian, terutama dalam menangkap fluktuasi harga saham. Dengan demikian, ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) dipilih sebagai model terbaik untuk peramalan harga penutupan saham BBKA. Selanjutnya, dilakukan peramalan untuk 24 periode mendatang menggunakan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1). Hasil peramalan ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai peramalan 24 periode mendatang dengan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1)

Periode	Harga (Rp)	Periode	Harga (Rp)
Januari 2024	9.588,471	Januari 2025	10.222,307
Februari 2024	9.768,238	Februari 2025	10.409,813
Maret 2024	9.803,464	Maret 2025	10.407,838
April 2024	9.704,433	April 2025	10.263,930
Mei 2024	9.621,851	Mei 2025	10.175,351
Juni 2024	9.694,453	Juni 2025	10.288,431
Juli 2024	9.903,850	Juli 2025	10.544,151
Agustus 2024	10.088,303	Agustus 2025	10.732,645
September 2024	10.106,527	September 2025	10.706,957
Oktober 2024	9.985,798	Oktober 2025	10.538,522
November 2024	9.899,296	November 2025	10.450,163
Desember 2024	9.990,459	Desember 2025	10.588,833

Tabel 8 menunjukkan harga penutupan saham BBKA selama 24 periode mendatang cenderung mengalami kenaikan signifikan. Meskipun terdapat fluktuasi, harga saham diprediksi mencapai harga tertinggi sebesar Rp10.732,645 per saham pada Agustus 2025. Keseluruhan data harga penutupan saham BBKA dan hasil peramalannya ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Data harga penutupan saham BBCA dan hasil peramalan dengan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1)

Gambar 6 menunjukkan garis peramalan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) mengikuti pola tren kenaikan dengan sedikit variasi. Pola ini menunjukkan model mampu memprediksi perubahan harga saham secara realistis serta menangkap karakteristik fluktuasi harga saham BBCA. Dengan demikian, model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) memberikan hasil prediksi yang stabil dan dapat diandalkan untuk mendukung pengambilan keputusan investasi pada saham BBCA.

Pembahasan

Eksplorasi data menunjukkan pergerakan harga saham bulanan PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) dari Januari 2013 hingga Desember 2023 mengalami tren kenaikan yang signifikan. Fluktuasi yang terjadi, seperti penurunan tajam pada 2020 akibat pandemi COVID-19 dan kenaikan setelah tahun 2022 pasca pandemi mencerminkan respons pasar terhadap dinamika ekonomi global dan kebijakan moneter domestik. Perubahan ini sesuai dengan teori efisiensi pasar yang menunjukkan pengaruh kondisi ekonomi makro terhadap harga saham (Malkiel, 2003).

Hasil penelitian menunjukkan model ARIMA(2,1,2) berhasil menangkap pola tren historis data harga penutupan saham bulanan BBCA, tetapi memiliki keterbatasan dalam mengatasi ketidakhomogenan ragam sisaan. Integrasi dengan model ARCH/GARCH terbukti efektif dalam mengatasi volatilitas dan meningkatkan akurasi peramalan. Hal ini terlihat dari model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) yang mencapai nilai MAPE sebesar 4,87% jauh lebih rendah dibandingkan model ARIMA(2,1,2) dengan nilai MAPE sebesar 14,52%. Nilai MAPE dalam penelitian ini menunjukkan peningkatan akurasi dibandingkan penelitian R. D. T. Wulandari et al., (2024) yang mencapai MAPE sebesar 11,74% dengan model ARIMA(1,0,1) pada data harian selama empat tahun. Namun, nilai MAPE dalam penelitian ini lebih rendah dibandingkan penelitian Sadewa et al., (2024) yang mencapai MAPE sebesar 1,07% dengan model ARIMA(1,1,0) pada data harian selama satu bulan. Hal ini disebabkan oleh penggunaan periode waktu lebih pendek dan volatilitas lebih rendah pada data yang digunakan dalam penelitian Sadewa et al., (2024).

Sementara itu, dibandingkan dengan penelitian Abidha & Ahdika (2024) yang mencapai nilai MAPE sebesar 3,89% dengan model ARIMA(0,1,1)-GARCH(6,0) pada data harian selama dua tahun, penelitian ini menunjukkan penggunaan ordo GARCH lebih rendah tetap dapat menghasilkan akurasi kompetitif. Hasil ini menegaskan prinsip *parsimonious model* oleh Wu (2006) yang menyatakan model lebih sederhana dapat memberikan kinerja sebanding dengan model kompleks serta mengurangi risiko *overfitting*.

Diagnostik model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menunjukkan model memenuhi tiga asumsi utama, yaitu kebebasan sisaan, kenormalan sisaan, dan kehomogenan ragam sisaan. Hal

ini memperkuat keandalan model untuk memprediksi data harga penutupan saham BBKA dengan volatilitas tinggi, sejalan dengan temuan Marisetty (2024) dan Ayoad (2024) tentang keunggulan model ARCH/GARCH dalam menangani volatilitas pasar saham. Prediksi harga penutupan saham BBKA untuk 24 periode mendatang dengan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menunjukkan tren kenaikan dengan harga tertinggi mencapai Rp10.732,645 per saham pada Agustus 2025. Tren kenaikan ini memberikan dampak positif terhadap kepercayaan investor dan memperkuat posisi BCA sebagai bank dengan kapitalisasi pasar terbesar di Indonesia.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Penggunaan data bulanan menghilangkan detail volatilitas jangka pendek yang dapat diamati pada data harian. Selain itu, fokus penelitian pada harga penutupan saham BBKA membatasi generalisasi hasil untuk pasar saham lainnya. Pemodelan ARIMA-ARCH/GARCH juga hanya menangkap pola linier dan volatilitas, tetapi tidak mampu mengakomodasi pola non-linear kompleks. Oleh karena itu, penelitian di masa depan disarankan menggunakan data frekuensi lebih tinggi (harian atau mingguan) guna menangkap pola volatilitas jangka pendek. Selain itu, integrasi pendekatan ARIMA-ARCH/GARCH dengan metode *machine learning*, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau Random Forest dapat digunakan untuk menangkap pola non-linear yang lebih kompleks serta meningkatkan akurasi peramalan. Dengan pendekatan ini, hasil penelitian di masa depan diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih komprehensif untuk analisis pasar saham.

SIMPULAN

Peramalan data harga penutupan saham PT Bank Central Asia Tbk (BBKA) dengan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(2,1) menghasilkan nilai MAPE sebesar 4,87% dengan tingkat akurasi peramalan sangat akurat. Model ini lebih unggul dibandingkan model ARIMA(2,1,2) karena mampu mengatasi ketidakhomogenan ragam sisaan. Peramalan untuk 24 periode mendatang menunjukkan tren kenaikan dengan harga tertinggi mencapai Rp10.732,645 per saham pada Agustus 2025. Meskipun menggunakan data periode bulanan yang memiliki keterbatasan dalam menangkap volatilitas jangka pendek, hasil penelitian memberikan wawasan penting bagi pengambilan keputusan investasi jangka menengah hingga panjang.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidha, H. L., & Ahdika, A. (2024). Unlocking Market Insight: Forecasting PT Bank Central Asia Tbk Stock Prices with ARIMA-GARCH Analysis. *Desimal: Jurnal Matematika*, 7(2), 217–228. <https://doi.org/10.24042/djm.v7i2.22150>
- Ardianto, F., & Sukardi, A. S. (2024). Pengungkapan Environmental, Social, and Governance Disclosure terhadap Volatilitas Harga Saham Syariah Dimoderasikan oleh Likuiditas. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 10(03), 3171–3180. <https://doi.org/10.29040/jiei.v10i3.15431>
- Ayoade I, A. (2024). On the Hybrid of Arima and Garch Model in Modelling Volatilities in Nigeria Stock Exchange. *Bima Journal of Science and Technology*, 8(1A), 169–180. <https://doi.org/10.56892/bima.v8i1.601>
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2016). *Introduction to Time Series and Forecasting* (3rd ed.). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29854-2>
- Chan, K.-S., & Ripley, B. (2022). *TSA: Time Series Analysis*. R Package Version 1.3.1. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.TSA>
- Galanos, A. (2024). *rugarch: Univariate GARCH Models*. R Package Version 1.5-3. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.rugarch>

- Graves, S. (2024). *FinTS: Companion to Tsay (2005) Analysis of Financial Time Series*. R Package Version 0.4-9. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.FinTS>
- Grolemund, G., & Wickham, H. (2011). Dates and Times Made Easy with lubridate. *Journal of Statistical Software*, 40(3), 1–25. <https://doi.org/10.18637/jss.v040.i03>
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics* (4th ed.). McGraw-Hill Companies.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. (2013). *Business Forecasting* (9th ed.). Pearson.
- Hill, R. C., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2011). *Principles of Econometrics* (4th ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Kasemset, C., Sae-haew, N., & Sopadang, A. (2014). Multiple Regression Model for Forecasting Quantity of Supply of Off-season Longan. *Chiang Mai University Journal of Natural Sciences*, 13(3), 391–402. <https://doi.org/10.12982/cmujns.2014.0044>
- Lisnawati, & Budiyaniti, E. (2011). Perkembangan Pasar Modal dan Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia: Analisis Vector Autoregressions (VAR). *Jurnal Ekonomi Dan Kebijakan Publik*, 2(2), 707–728. <https://doi.org/10.22212/jekp.v2i2.124>
- Malkiel, B. G. (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59–82. <https://doi.org/10.1257/089533003321164958>
- Marisetty, N. (2024). Prediction of Popular Global Stock Indexes Volatility by using ARCH/GARCH Models. *Social Science Research Network (SSRN)*, 1–19. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4904475>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting* (2nd ed.). John Wiley & Sons Inc.
- Rizki, M. I., Taqiyyuddin, T. A., Rahmah, P. F., & Hasana, A. E. (2021). Penerapan Model ARCH/GARCH untuk Memprediksi Harga Saham Perusahaan Tokai Carbon. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 7(2), 50–61. <https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13138>
- Sadewa, M. A. B., Gubu, L., & Pimpi, L. (2024). Peramalan Harga Saham PT. Bank Central Asia, Tbk dengan Menggunakan Metode ARIMA. *Jurnal Derivat: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 11(1), 54–63. <https://doi.org/10.31316/jderivat.v11i1.5329>
- Schaffer, A. L., Dobbins, T. A., & Pearson, S.-A. (2021). Interrupted Time Series Analysis using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models: a Guide for Evaluating Large-Scale Health Interventions. *BMC Medical Research Methodology*, 21(58), 1–12. <https://doi.org/10.1186/s12874-021-01235-8>
- Trapletti, A., & Hornik, K. (2024). *tseries: Time Series Analysis and Computational Finance*. R Package Version 0.10-58. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.tseries>
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series* (3rd ed.). John Wiley & Sons Inc. <https://doi.org/10.1002/9780470644560>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24277-4_9
- Wickham, H., Francois, R., Henry, L., Muller, K., & Vaughan, D. (2023). *dplyr: A Grammar of Data Manipulation*. R Package Version 1.1.4. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.dplyr>
- Wu, J. (2006). Parsimonious Principle of GARCH Models: a Monte-Carlo Approach. *Journal of Risk Finance*, 7(5), 544–558. <https://doi.org/10.1108/15265940610712687>
- Wuertz, D., Chalabi, Y., Setz, T., Maechler, M., & Boshnakov, G. N. (2024). *fGarch: Rmetrics - Autoregressive Conditional Heteroskedastic Modelling*. R Package Version 4033.92. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.fGarch>
- Wulandari, R. D. T., Nurmalitasari, N., & Permatasari, H. (2024). Prediksi Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk Dengan Menggunakan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Infotech: Journal of Technology Information*, 10(2), 173–

178. <https://doi.org/10.37365/jti.v10i2.278>

- Wulandari, R., Sari, V., & Laksita, T. (2022). Penerapan Metode ARIMA-ARCH/GARCH untuk Meramalkan Harga Saham Hanjaya Mandala Sampoerna Tbk. *Journal of Applied Statistics and Data Mining*, 03(01), 13–22. <https://journal.itesa.ac.id/index.php/jasdm/article/view/29>
- Zeileis, A., & Hothron, T. (2002). Diagnostic Checking in Regression Relationships. *R News*, 2(3), 7–10. <https://journal.r-project.org/articles/RN-2002-018/>