

Conditional Covariance Estimation Using CCC-GARCH for Markowitz Portfolio Optimization

Indah Gumala Andirasdini* dan Delila Anggraini Siringo Ringo

Program Studi Sains Aktuaria, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera, Lampung Selatan, Indonesia

*Corresponding author: indah.andirasdini@at.itera.ac.id

Submitted : 03 Juli 2026
Revised : 30 Agustus 2026
Accepted : 31 Agustus 2026

ABSTRACT

The time-varying volatility and heteroskedasticity of stock returns require appropriate volatility modeling for portfolio construction. This study aims to model stock return volatility using the Constant Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (CCC-GARCH) and apply the estimated conditional covariance matrix to optimal portfolio construction based on the Markowitz model. The study employs daily returns of seven sector-representative stocks listed in the LQ45 Index from February 2020 to August 2025. The analysis consists of ARMA-GARCH modeling to estimate the conditional volatility of individual stock returns, CCC-GARCH estimation to obtain the conditional covariance matrix, and portfolio optimization using the Markowitz model. Portfolio performance was evaluated using the Sharpe Ratio. The results indicate that all stock returns exhibit heteroskedasticity, with the ARMA-GARCH(1,1) model providing the best volatility specification for each stock. The CCC-GARCH-based conditional covariance matrix produced an optimal portfolio with an expected return of 0.00041210, a portfolio variance of 0.00011439, and a Sharpe Ratio of 0.02103415. These findings show that the CCC-GARCH model provides a more representative estimate of portfolio risk and supports optimal portfolio construction under dynamic market conditions.

Keywords: CCC-GARCH, Conditional Covariance, Markowitz portfolio, Optimization, Volatility



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Volatilitas return saham yang berubah terhadap waktu (time-varying volatility) merupakan karakteristik umum data keuangan yang memengaruhi estimasi risiko dalam pembentukan portofolio optimal. Karakteristik tersebut menyebabkan model dengan asumsi variansi konstan menjadi kurang sesuai untuk menggambarkan dinamika risiko pasar. Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dikembangkan untuk memodelkan volatilitas bersyarat pada data keuangan dengan mempertimbangkan karakteristik volatility clustering, yaitu kondisi ketika periode volatilitas tinggi cenderung diikuti oleh periode volatilitas tinggi, demikian pula sebaliknya (Bollerslev, 1986). Seiring berkembangnya penelitian, model GARCH dikembangkan menjadi *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (MGARCH) dengan beberapa spesifikasi seperti *Constant Conditional Correlation* (CCC-GARCH) dan *Dynamic Conditional Correlation* (DCC-GARCH), yang banyak digunakan dalam pemodelan kovarians bersyarat pada data keuangan (Bollerslev, 1990; Engle, 2002; Bauwens et al., 2006). Salah satu model MGARCH yang banyak digunakan adalah *Constant Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (CCC-GARCH). Model ini mengombinasikan volatilitas bersyarat dari masing-masing aset dengan asumsi korelasi kondisional yang konstan untuk membentuk matriks kovarians kondisional yang dapat dimanfaatkan dalam analisis risiko dan optimasi portofolio (Caporin & McAleer, 2008; Bibi & Kimouche, 2019).

Di sisi lain, model portofolio Markowitz masih menjadi pendekatan yang banyak digunakan dalam optimasi portofolio karena mampu menentukan kombinasi aset yang memberikan keseimbangan antara risiko dan *expected return* (Markowitz, 1952). Namun, model Markowitz klasik mengasumsikan bahwa variansi dan kovarians antar aset bersifat konstan. Akibatnya, penggunaan matriks kovarians historis yang bersifat statis berpotensi menghasilkan estimasi risiko dan alokasi portofolio yang kurang representatif terhadap kondisi pasar.

Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa model MGARCH, khususnya CCC-GARCH, efektif dalam memodelkan volatilitas dan kovarians antar aset (Bauwens et al., 2006; Caporin & McAleer, 2008; Bibi & Kimouche,

2019; Park et al., 2011). Penelitian Bozkurt Ateş (2026) telah menunjukkan pendekatan MGARCH yang dapat digunakan dalam pemodelan dinamika volatilitas dan struktur koreasi kondisional pada pasar keuangan negara berkembang melalui pendekatan CCC-GARCH dan DCC-GARCH. Horasanlı dan Fidan (2007) serta Nakagawa et al. (2018) menunjukkan bahwa penggunaan kovarians dinamis mampu meningkatkan efisiensi portofolio. Sangga et al. (2023) menerapkan model Markowitz pada saham LQ45, sedangkan Patel dan Ayre (2025) serta Park (2026) mengevaluasi kinerja portofolio menggunakan pendekatan risiko dan return. Namun, penelitian-penelitian tersebut belum memanfaatkan matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH sebagai dasar optimasi portofolio.

Sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada pemodelan volatilitas menggunakan MGARCH atau optimasi portofolio secara terpisah. Pemanfaatan matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH sebagai input dalam optimasi portofolio Markowitz, khususnya pada saham LQ45 Indonesia, belum menjadi fokus utama penelitian sebelumnya. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini memanfaatkan matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH sebagai input utama dalam optimasi portofolio Markowitz sehingga estimasi risiko dapat menyesuaikan karakteristik volatilitas return saham.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis deret waktu dengan model ARMA-GARCH dan CCC-GARCH. Model ARMA digunakan untuk memodelkan rata-rata *return*, sedangkan GARCH digunakan untuk menangkap dinamika volatilitas. Selanjutnya, CCC-GARCH digunakan untuk mengestimasi varians-kovarians dinamis yang digunakan dalam pembentukan portofolio optimal menggunakan model *Markowitz*. Penelitian ini tidak berfokus pada pengembangan model CCC-GARCH, melainkan pada pemanfaatan matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH sebagai input optimasi portofolio Markowitz pada saham LQ45 Indonesia. Indeks LQ45 dipilih karena saham-saham pada konstituen LQ45 memiliki Rata-rata Nilai Transaksi Harian (RNTH) sebesar Rp 10,5-Rp 12,5 triliun dengan puncak transaksi harian mencapai Rp 19,6 triliun. Nilai ini merepresentasikan 60%-65% dari total nilai likuiditas pada perdagangan reguler di bursa (Bursa Efek Indonesia, 2025).

A. Sumber dan Teknik Pengumpulan Data

Data sekunder dalam penelitian ini menggunakan data harga saham harian yang tergabung dalam indeks LQ45 periode Februari 2020 hingga Agustus 2025 yang diperoleh dari situs resmi Bursa Efek Indonesia (IDX). Pemilihan saham dilakukan menggunakan dua tahapan. Tahapan pertama dilakukan dengan melihat komposisi indeks LQ45 secara berkala selama periode Februari 2020 hingga Agustus 2025. Berdasarkan hasil pengamatan didapatkan 23 saham yang konsisten tergabung dalam indeks LQ45 selama periode pengamatan. Selanjutnya, saham-saham tersebut dikelompokkan berdasarkan sektor industri. Tahapan kedua dilakukan dengan memilih perwakilan saham di setiap sektor berdasarkan nilai kapitalisasi pasar terbesar pada akhir periode pengamatan, Agustus 2025. Berdasarkan tahapan tersebut didapatkan tujuh saham sebagai objek penelitian dengan nilai kapitalisasi pasar 2025 berada diantara 51,58 hingga 985,50 Triliun.

Data harga saham harian dari ketujuh saham terpilih selanjutnya digunakan untuk memperoleh return saham harian selama periode Februari 2020 hingga Agustus 2025. Adapun nilai tingkat bebas risiko (R_f) pada penelitian ini menggunakan *BI-7 Day Reverse Repo Rate* sebesar 4,83% yang dipublikasikan oleh Bank Indonesia (2025).

B. Teknik Analisis Data

Tahapan penelitian dilakukan sebagai berikut

1. Uji Stasioneritas Return Saham

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) digunakan untuk menguji kestasioneran data terhadap rata-rata (*mean*) dengan mendeteksi keberadaan *unit root*.

2. Identifikasi Model Deret Waktu

Model deret waktu diidentifikasi melalui analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari return saham untuk menentukan orde model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), atau *Autoregressive Moving Average* (ARMA) (Shumway & Stoffer, 2017).

3. Estimasi Parameter Model ARIMA(p,d,q)

Estimasi parameter dari model ARIMA(p,d,q) yang dituliskan menggunakan Persamaan (1) diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

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

dengan Y_t menyatakan nilai return saham pada waktu ke- t , B merupakan operator Backshift, $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ menyatakan komponen AR, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ menyatakan komponen MA dan ε_t merupakan error dengan sifat *white noise* (Box et al., 2015).

Kondisi stasioneritas dan invertibilitas parameter ARIMA ditentukan berdasarkan modulus akar polinomial karakteristik. Komponen AR dikatakan memenuhi kondisi stasioneritas apabila nilai akar dari $\phi(z) = 1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2 - \dots - \phi_p z^p = 0$ memiliki $|z_i| > 1$, sedangkan komponen MA dikatakan memenuhi kondisi invertibilitas apabila nilai akar dari $\theta(z) = 1 - \theta_1 z - \theta_2 z^2 - \dots - \theta_q z^q = 0$ memiliki $|z_j| > 1$ (Box et al., 2015; Cryer et al., 2008; Shumway & Stoffer, 2017).

4. Uji diagnostik Residual

Uji diagnostik model deret waktu dilakukan menggunakan uji *Ljung-Box* untuk mendeteksi autokorelasi residual, uji *Jarque-Bera* untuk menguji normalitas residual, serta uji *ARCH-Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas bersyarat (efek ARCH/GARCH) pada residual model (Komara Rifai & Zhahirulhaq, 2024)

5. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) menambahkan komponen *autoregressive* pada variansi bersyarat yang dituliskan pada Persamaan (2)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_s \sigma_{t-s}^2$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2)$$

dengan σ_t^2 merupakan variansi bersyarat pada waktu ke- t , σ_{t-j}^2 merupakan variansi bersyarat pada periode sebelumnya, ω merupakan konstanta variansi, ε_{t-i}^2 merupakan kuadrat residual pada periode sebelumnya, α_i merupakan parameter ARCH dan β_j merupakan parameter GARCH. Masing-masing parameter q dan p menunjukkan orde ARCH dan GARCH (Bollerslev, 1986).

6. *Constant Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (CCC-GARCH)

Model CCC-GARCH digunakan untuk memodelkan variansi dan kovarians kondisional beberapa aset yang berubah terhadap waktu dengan mengasumsikan korelasi kondisional antar aset tetap konstan (Bollerslev, 1990; Bauwens et al., 2006; Nakagawa et al., 2018). Pada CCC-GARCH, matriks kovarian kondisional H_t dituliskan berdasarkan Persamaan (3)

$$H_t = D_t R D_t \quad (3)$$

dengan D_t merupakan matriks diagonal yang ditulis pada Persamaan (4)

$$D_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1,t} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t} & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_{N,t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$\sigma_{i,t}$ adalah standar deviasi yang diperoleh dari model GARCH univariat untuk aset ke- i periode ke- t , R merupakan matriks korelasi kondisional konstan antar aset berukuran $N \times N$, dengan elemen diagonal bernilai 1 dan elemen ρ_{ij} pada yang dituliskan pada Persamaan (5) melibatkan nilai residual terstandarisasi $z_{i,t} = \varepsilon_{i,t} / \sigma_{i,t}$ (Bollerslev, 1990)

$$\rho_{ij} = \text{Corr}(z_{i,t}, z_{j,t}) = \frac{\text{Cov}(z_{i,t}, z_{j,t})}{\sqrt{\text{Var}(z_{i,t}) \text{Var}(z_{j,t})}} \quad (5)$$

7. Portofolio

Portofolio merupakan kumpulan dari berbagai aset investasi yang disusun untuk tujuan mengurangi risiko secara keseluruhan. Pembentukan portofolio berlandaskan konsep portofolio, yakni proses pemilihan sekuritas guna mencapai keseimbangan antara meminimalkan risiko atau memaksimalkan *return* (Nakagawa et al., 2018). Tujuan utama dari pembentukan portofolio penelitian ini adalah meminimalkan risiko pada tingkat *return* tertentu. Matriks varian-kovarian (Σ) ditulis menggunakan notasi matriks Persamaan (6)

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1}^2 & \sigma_{1,2} & \cdots & \sigma_{1,n} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_{2,2}^2 & \cdots & \sigma_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n,1} & \sigma_{n,2} & \cdots & \sigma_{n,n}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

8. Markowitz

Model *Markowitz* atau *Modern Portfolio Theory* (MPT) yang dikembangkan oleh Harry Markowitz pada tahun 1952 menekankan pentingnya optimisasi portofolio dengan meminimalkan risiko portofolio (σ_p^2) pada tingkat *return* tertentu (μ_0) atau memaksimalkan *return* pada tingkat risiko tertentu (Sangga et al., 2023). Portofolio berdasarkan model *Markowitz* dengan tujuan meminimalkan risiko portofolio (σ_p^2) dan mendapatkan bobot portofolio (x_i) ditulis pada Persamaan (7)

$$\text{minimum } \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij}$$

Dengan kendala:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n x_i &= 1 \\ \sum_{i=1}^n \mu_i x_i &= \mu_0 \end{aligned} \quad (7)$$

9. Expected return dan risiko portofolio

Expected return portofolio mencerminkan proyeksi hasil investasi berdasarkan bobot alokasi portofolio dan *expected return* setiap saham $E(R_i)$. *Expected return* portofolio $E(R_p)$ dapat dihitung menggunakan Persamaan (8)

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n x_i E(R_i) \quad (8)$$

Sedangkan Risiko portofolio (σ_p^2) dihitung menggunakan Persamaan (9) melibatkan nilai bobot alokasi portofolio yang ditransposkan ($\mathbf{x}'$)

$$\sigma_p^2 = \mathbf{x}' \Sigma \mathbf{x} \quad (9)$$

10. Sharpe Ratio

Sharpe Ratio dikenalkan oleh William F. Sharpe pada tahun 1966, merupakan alat ukur untuk menilai kinerja investasi dengan mengukur berapa besar *return* tambahan (*excess return*) yang dihasilkan portofolio dibandingkan *risk-free rate* yang ditulis berdasarkan Persamaan (10) (Sharpe, 1994; Patel & Ayre, 2025)

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{E(R_p) - R_f}{\sigma_p} \quad (10)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Uji Stasioneritas Return Saham

Berdasarkan hasil uji stasioneritas pada Tabel 1 menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) diperoleh nilai statistik hitung *Dickey-Fuller* yang lebih kecil dari nilai kritis *Dickey-Fuller* ($\alpha = 5\%$) sebesar -2,86 serta memiliki nilai *p-value* sebesar 0,01. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa seluruh data *return* saham bersifat stasioner. Kondisi ini menunjukkan bahwa data memenuhi asumsi awal pemodelan deret waktu sehingga dapat dilanjutkan ke tahap identifikasi model ARMA.

Tabel 1. Hasil Uji Stasioneritas Rataan Return Saham

Saham	Sektor	Dickey-Fuller	P-value	Keterangan
ASII (Astra International Tbk)	Perindustrian	-10,216	0,01	Stasioner
ICBP (Indofood CBP Sukses Makmur Tbk)	Barang konsumsi Primer	-11,746	0,01	Stasioner

Saham	Sektor	Dickey-Fuller	P-value	Keterangan
BBCA (Bank Central Asia Tbk)	Keuangan	-12,203	0,01	Stasioner
TLKM (Telkom Indonesia (Persero) Tbk)	Infrastruktur	-11,953	0,01	Stasioner
ADRO (Adaro Energy Indonesia Tbk)	Energi	-11,468	0,01	Stasioner
ANTM (Aneka Tambang Tbk)	Bahan Baku	-9,6815	0,01	Stasioner
KLBF(Kalbe Farma Tbk)	Kesehatan	-9,907	0,01	Stasioner

B. Menentukan Model ARMA dan Pemilihan Model Terbaik

Identifikasi model deret waktu dilakukan untuk menentukan struktur model ARMA yang sesuai dengan karakteristik *return* saham melalui analisis *plot Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Suatu *lag* dinyatakan signifikan apabila nilai autokorelasi berada di luar batas signifikansi $\pm 1,96/\sqrt{n}$, yang pada penelitian ini sebesar $\pm 0,0535$ ($n = 1.340$). Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil, signifikansi parameter, dan hasil uji diagnostik residual pada tingkat signifikansi 5%. Hasil dari model terbaik ARMA untuk setiap *return* saham ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Model Terbaik ARMA

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-value	Keterangan	AIC	Uji Diagnostik
ASII	ARMA (0,1)	c	0,0001	0,8213	Tidak Signifikan	-6574,18	Heteroskedastisitas
		θ_1	-0,0792	0,0049	Signifikan		
ICBP	ARMA (2,2)	c	0,0000	0,9300	Tidak Signifikan	-6989,07	Heteroskedastisitas
		ϕ_1	-1,3132	0,0000	Signifikan		
		ϕ_2	-0,8363	0,0000	Signifikan		
		θ_1	1,2619	0,0000	Signifikan		
		θ_2	0,7557	0,0000	Signifikan		
BBCA	ARMA (0,1)	c	0,0003	0,4606	Tidak Signifikan	-7185,22	Heteroskedastisitas
		θ_1	-0,0855	0,0024	Signifikan		
TLKM	ARMA (2,3)	c	0,0001	0,9121	Tidak Signifikan	-6744,92	Heteroskedastisitas
		ϕ_1	-1,4506	0,0000	Signifikan		
		ϕ_2	-0,7632	0,0000	Signifikan		
		θ_1	1,4253	0,0000	Signifikan		
		θ_2	0,6269	0,0000	Signifikan		
		θ_3	-0,0951	0,0024	Signifikan		
ADRO	ARMA (0,0)	c	0,0007	0,3768	Tidak Signifikan	-5577,50	Heteroskedastisitas
ANTM	ARMA (1,1)	c	0,0016	0,0808	Tidak Signifikan	-5403,98	Heteroskedastisitas
		ϕ_1	-0,5892	0,0014	Signifikan		
		θ_1	0,6366	0,0003	Signifikan		
KLBF	ARMA (2,0)	c	0,0001	0,8269	Tidak Signifikan	-6399,95	Heteroskedastisitas
		ϕ_1	-0,1463	0,0000	Signifikan		
		ϕ_2	-0,0789	0,0038	Signifikan		

Berdasarkan Tabel 2, setiap *return* saham memiliki model ARMA terbaik yang berbeda sesuai dengan karakteristik data masing-masing. Berdasarkan pemeriksaan akar polinomial karakteristik, seluruh model ARMA yang terpilih memenuhi kondisi stasioneritas dan invertibilitas, karena seluruh akar komponen AR dan MA memiliki modulus lebih besar dari satu. Dengan demikian, meskipun beberapa koefisien AR atau MA memiliki nilai absolut lebih besar dari satu, kondisi model tetap terpenuhi karena penentuannya didasarkan pada modulus akar karakteristik, bukan pada nilai koefisien secara individual. (Box et al., 2015; Cryer et al., 2008; Shumway & Stoffer, 2017). Pada saham ADRO menghasilkan model ARMA (0,0), menunjukkan tidak adanya komponen AR maupun MA pada persamaan rata-rata. Namun, karena residual masih menunjukkan efek heteroskedastisitas, model GARCH tetap diperlukan untuk memodelkan perubahan variansi bersyarat dari waktu ke waktu.

Meskipun model ARMA yang diperoleh telah mampu menjelaskan pola rata-rata *return* saham, hasil uji ARCH-LM menunjukkan bahwa residual seluruh model masih mengandung efek heteroskedastisitas. Hal ini mengindikasikan bahwa variansi residual tidak bersifat konstan dan masih terdapat informasi volatilitas yang belum dapat dijelaskan oleh model ARMA. Oleh karena itu, pemodelan dilanjutkan menggunakan model ARMA-GARCH untuk mengestimasi variansi bersyarat (*conditional variance*) sehingga dinamika volatilitas *return* saham dapat dimodelkan secara lebih representatif. Berdasarkan hasil tersebut, seluruh model ARMA terbaik selanjutnya dikembangkan

menjadi model ARMA-GARCH (1,1) untuk memperoleh estimasi volatilitas bersyarat yang akan digunakan dalam pembentukan matriks kovarians kondisional pada model CCC-GARCH. Model GARCH (1,1) merupakan spesifikasi yang banyak digunakan dalam analisis data keuangan karena mampu menangkap karakteristik secara efektif (Tsay, 2022).

C. Menentukan Model ARMA-GARCH dan Pemilihan Model Terbaik

Model ARMA-GARCH dibangun berdasarkan model ARMA terbaik dengan pembatasan hingga GARCH (2,2). Parameter diestimasi dan diuji signifikansinya, kemudian dilakukan uji diagnostik residual kembali untuk memastikan tidak terdapat efek ARCH/GARCH yang tersisa seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Model ARMA-GARCH pada Masing-Masing Saham

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
ASII	ARMA (0,1)-	c	$-3,0524 \times 10^{-4}$	$4,4758 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-1,0751 \times 10^{-1}$	$1,4016 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
	GARCH (1,1)	ω	$1,8986 \times 10^{-5}$	$5,7175 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		α_1	$8,0380 \times 10^{-2}$	$5,2146 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		β_1	$8,7648 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-3,0371 \times 10^{-4}$	$4,5106 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (0,1)- GARCH (1,2)	θ_1	$-1,0772 \times 10^{-1}$	$1,7036 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$2,2358 \times 10^{-5}$	$1,0909 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$9,7764 \times 10^{-2}$	$5,2378 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		β_1	$5,4304 \times 10^{-1}$	$4,7928 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_2	$3,0791 \times 10^{-1}$	$6,6617 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		c	$-3,0364 \times 10^{-4}$	$4,5015 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (0,1)- GARCH (2,1)	θ_1	$-1,0750 \times 10^{-1}$	$1,4106 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$1,8990 \times 10^{-5}$	$1,1105 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$8,0391 \times 10^{-2}$	$4,6632 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		α_2	$3,9765 \times 10^{-7}$	$9,9999 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$8,7644 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-2,8918 \times 10^{-4}$	$4,7169 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (0,1)- GARCH (2,2)	θ_1	$-1,0960 \times 10^{-1}$	$1,3685 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$3,2514 \times 10^{-5}$	$7,1082 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		α_1	$9,9267 \times 10^{-2}$	$8,1188 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_2	$3,9329 \times 10^{-2}$	$3,4863 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$8,5531 \times 10^{-2}$	$7,0071 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_2	$7,0158 \times 10^{-1}$	$3,1067 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		c	$-1,0168 \times 10^{-4}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ϕ_1	$-5,4375 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
ICBP	ARMA (2,2)- GARCH (1,1)	ϕ_2	$4,4738 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_1	$4,2746 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_2	$-5,8235 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ω	$8,3821 \times 10^{-5}$	$1,9526 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$2,5182 \times 10^{-1}$	$1,3618 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		β_1	$6,1479 \times 10^{-1}$	$8,7769 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		c	$-2,2461 \times 10^{-4}$	$3,9665 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$6,4920 \times 10^{-1}$	$2,9601 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,2)- GARCH (1,2)	ϕ_2	$-3,5938 \times 10^{-2}$	$8,5830 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-8,3171 \times 10^{-1}$	$1,7910 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_2	$1,1591 \times 10^{-1}$	$6,9651 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ω	$7,9338 \times 10^{-5}$	$1,7962 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$2,9263 \times 10^{-1}$	$1,4569 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		β_1	$2,0360 \times 10^{-1}$	$9,7624 \times 10^{-2}$	Tidak Signifikan
		β_2	$3,0185 \times 10^{-1}$	$2,0214 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		c	$-2,3223 \times 10^{-4}$	$3,7979 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,2)- GARCH (2,1)	ϕ_1	$6,0178 \times 10^{-1}$	$3,6722 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_2	$-1,3047 \times 10^{-2}$	$9,5172 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-7,8609 \times 10^{-1}$	$2,3731 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_2	$8,6439 \times 10^{-2}$	$7,8764 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ω	$9,8323 \times 10^{-5}$	$9,3092 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$3,0456 \times 10^{-1}$	$1,0365 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		α_2	$2,0173 \times 10^{-14}$	$1,0000 \times 10^0$	Tidak Signifikan

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
	ARMA (2,2)- GARCH (2,2)	β_1	$4,3869 \times 10^{-1}$	$2,3003 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		c	$-2,2455 \times 10^{-4}$	$3,9538 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$6,4920 \times 10^{-1}$	$2,9171 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_2	$-3,6069 \times 10^{-2}$	$8,5736 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-8,3169 \times 10^{-1}$	$1,7542 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_2	$1,1602 \times 10^{-1}$	$6,9483 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ω	$7,9320 \times 10^{-5}$	$2,3357 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$2,9254 \times 10^{-1}$	$1,3570 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		α_2	$1,4510 \times 10^{-14}$	$1,0000 \times 10^0$	Tidak Signifikan
		β_1	$2,0358 \times 10^{-1}$	$7,4338 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_2	$3,0191 \times 10^{-1}$	$1,0352 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		c	$9,4327 \times 10^{-5}$	$7,4876 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-1,6049 \times 10^{-1}$	$4,4684 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		ω	$1,0560 \times 10^{-5}$	$3,3307 \times 10^{-15}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,6548 \times 10^{-2}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
BBCA	ARMA (0,1)- GARCH (1,1)	β_1	$8,6622 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$9,4273 \times 10^{-5}$	$7,4885 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-1,6028 \times 10^{-1}$	$4,8843 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		ω	$1,0659 \times 10^{-5}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,7519 \times 10^{-2}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		β_1	$8,6509 \times 10^{-1}$	$9,2918 \times 10^{-7}$	Signifikan 5%
		β_2	$1,4773 \times 10^{-6}$	$9,9999 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		c	$9,6199 \times 10^{-5}$	$7,4403 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-1,6036 \times 10^{-1}$	$4,4224 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		ω	$1,1037 \times 10^{-5}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,3940 \times 10^{-2}$	$6,9441 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_2	$5,9227 \times 10^{-3}$	$8,7397 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$8,6135 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$9,6206 \times 10^{-5}$	$7,4402 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		θ_1	$-1,6034 \times 10^{-1}$	$4,5867 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		ω	$1,1045 \times 10^{-5}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
TLKM	ARMA (0,1)- GARCH (2,2)	α_1	$9,3886 \times 10^{-2}$	$1,6430 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		α_2	$5,9901 \times 10^{-3}$	$8,7782 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$8,6093 \times 10^{-1}$	$2,7755 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		β_2	$3,5974 \times 10^{-4}$	$9,9838 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,3)- GARCH (1,1)	c	$-1,9269 \times 10^{-4}$	$6,0828 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-1,2723 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-6,9115 \times 10^{-1}$	$1,2599 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		θ_1	$1,2106 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_2	$5,2155 \times 10^{-1}$	$5,7388 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%
		θ_3	$-1,0660 \times 10^{-1}$	$2,2070 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		ω	$7,3449 \times 10^{-6}$	$4,1538 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$6,8849 \times 10^{-2}$	$5,3233 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%
		β_1	$9,1566 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-1,8885 \times 10^{-4}$	$6,1495 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,3)- GARCH (1,2)	ϕ_1	$-1,2823 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-6,9551 \times 10^{-1}$	$4,2911 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
		θ_1	$1,2205 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_2	$5,2593 \times 10^{-1}$	$3,6111 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%
		θ_3	$-1,0761 \times 10^{-1}$	$2,1363 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		ω	$9,8717 \times 10^{-6}$	$2,6436 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,5845 \times 10^{-2}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		β_1	$5,0412 \times 10^{-1}$	$2,4893 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		β_2	$3,7922 \times 10^{-1}$	$1,6938 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		c	$-1,9259 \times 10^{-4}$	$6,0844 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,3)- GARCH (2,1)	ϕ_1	$-1,2724 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-6,9088 \times 10^{-1}$	$1,2771 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%
		θ_1	$1,2108 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_2	$5,2120 \times 10^{-1}$	$5,7636 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%
		θ_3	$-1,0670 \times 10^{-1}$	$2,2256 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		ω	$7,3760 \times 10^{-6}$	$3,6246 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$6,8943 \times 10^{-2}$	$2,7078 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
	ARMA (2,3)- GARCH (2,2)	α_2	$4,6895 \times 10^{-7}$	$9,9999 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$9,1549 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-1,8887 \times 10^{-4}$	$6,1491 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-1,2822 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-6,9546 \times 10^{-1}$	$4,6579 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
		θ_1	$1,2204 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		θ_2	$5,2583 \times 10^{-1}$	$3,6979 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%
		θ_3	$-1,0761 \times 10^{-1}$	$2,1596 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		ω	$9,8661 \times 10^{-6}$	$2,5948 \times 10^{-7}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,5809 \times 10^{-2}$	$2,7597 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		α_2	$3,5033 \times 10^{-8}$	$1,0000 \times 10^0$	Tidak Signifikan
		β_1	$5,0429 \times 10^{-1}$	$9,5963 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
ADRO	ARMA (0,0)- GARCH (1,1)	c	$4,3635 \times 10^{-4}$	$4,7312 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ω	$5,4971 \times 10^{-5}$	$9,9582 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,8838 \times 10^{-2}$	$3,1099 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		β_1	$8,4734 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
	ARMA (0,0)- GARCH (1,2)	c	$4,3698 \times 10^{-4}$	$4,7258 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ω	$5,5106 \times 10^{-5}$	$1,6186 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		α_1	$9,8917 \times 10^{-2}$	$1,8763 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		β_1	$8,4706 \times 10^{-1}$	$1,5482 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		β_2	$7,9123 \times 10^{-8}$	$1,0000 \times 10^0$	Tidak Signifikan
	ARMA (1,1)- GARCH (1,1)	c	$-1,0103 \times 10^{-3}$	$8,5285 \times 10^{-2}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-7,0170 \times 10^{-1}$	$5,2845 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		θ_1	$7,2832 \times 10^{-1}$	$1,7372 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$8,7622 \times 10^{-6}$	$9,9755 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		α_1	$7,8161 \times 10^{-2}$	$6,3698 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
ANTM	ARMA (1,1)- GARCH (1,2)	β_1	$9,2084 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-1,0107 \times 10^{-3}$	$8,5119 \times 10^{-2}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-7,0190 \times 10^{-1}$	$5,2691 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		θ_1	$7,2848 \times 10^{-1}$	$1,7333 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$8,7056 \times 10^{-6}$	$1,0330 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (1,1)- GARCH (2,1)	α_1	$7,7853 \times 10^{-2}$	$6,5830 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		β_1	$9,2114 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		β_2	$2,1439 \times 10^{-6}$	$9,9995 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		c	$-1,0123 \times 10^{-3}$	$8,4493 \times 10^{-2}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-7,0952 \times 10^{-1}$	$4,3602 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
	ARMA (1,1)- GARCH (2,2)	θ_1	$7,3528 \times 10^{-1}$	$1,4194 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$9,1034 \times 10^{-6}$	$9,3003 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		α_1	$6,2151 \times 10^{-2}$	$1,3909 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_2	$1,8070 \times 10^{-2}$	$6,7113 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$9,1878 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
	ARMA (1,1)- GARCH (2,2)	c	$-1,0270 \times 10^{-3}$	$7,9500 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%
		ϕ_1	$-7,0831 \times 10^{-1}$	$3,5717 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		θ_1	$7,3455 \times 10^{-1}$	$1,1048 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		ω	$1,7613 \times 10^{-5}$	$2,8555 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		α_1	$7,0058 \times 10^{-2}$	$1,8710 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
KLBF	ARMA (2,0)- GARCH (1,1)	α_2	$8,5544 \times 10^{-2}$	$4,0466 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		β_1	$3,0405 \times 10^{-3}$	$9,7923 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_2	$8,4036 \times 10^{-1}$	$9,9920 \times 10^{-15}$	Signifikan 5%
		c	$-3,9840 \times 10^{-4}$	$2,5222 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-1,8647 \times 10^{-1}$	$1,2582 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
	ARMA (2,0)- GARCH (1,2)	ϕ_2	$-1,2840 \times 10^{-1}$	$4,7034 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		ω	$4,3413 \times 10^{-5}$	$4,4862 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$1,9266 \times 10^{-1}$	$2,8513 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		β_1	$7,3202 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%
		c	$-3,9401 \times 10^{-4}$	$2,5873 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
	ARMA (2,0)- GARCH (1,2)	ϕ_1	$-1,8614 \times 10^{-1}$	$1,5824 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-1,2824 \times 10^{-1}$	$4,3003 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		ω	$4,3706 \times 10^{-5}$	$4,9157 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%
		α_1	$2,0064 \times 10^{-1}$	$4,6726 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		β_1	$6,1461 \times 10^{-1}$	$2,9237 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%
		β_2	$1,0854 \times 10^{-1}$	$6,7162 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
	ARMA (2,0)- GARCH (2,1)	c	$-3,9844 \times 10^{-4}$	$2,5240 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-1,8646 \times 10^{-1}$	$1,3904 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-1,2840 \times 10^{-1}$	$4,8374 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		ω	$4,3435 \times 10^{-5}$	$1,1397 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$1,9272 \times 10^{-1}$	$5,5798 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		α_2	$7,2364 \times 10^{-8}$	$1,0000 \times 10^0$	Tidak Signifikan
		β_1	$7,3191 \times 10^{-1}$	$3,6068 \times 10^{-8}$	Signifikan 5%
	ARMA (2,0)- GARCH (2,2)	c	$-3,9406 \times 10^{-4}$	$2,5866 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		ϕ_1	$-1,8615 \times 10^{-1}$	$1,5283 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%
		ϕ_2	$-1,2824 \times 10^{-1}$	$4,2218 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%
		ω	$4,3709 \times 10^{-5}$	$1,2947 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		α_1	$2,0065 \times 10^{-1}$	$4,5195 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%
		α_2	$3,4289 \times 10^{-6}$	$9,9998 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_1	$6,1472 \times 10^{-1}$	$3,4530 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
		β_2	$1,0843 \times 10^{-1}$	$8,0548 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 3, terdapat parameter yang signifikansi pada taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ dan parameter lainnya hanya signifikan pada $\alpha = 10\%$ atau tidak signifikan. Model ARMA-GARCH terbaik tidak ditentukan hanya berdasarkan signifikansi satu parameter, tetapi melalui evaluasi keseluruhan kandidat dengan mempertimbangkan kriteria informasi AIC dan hasil uji diagnostik residual sesuai Tabel 4.

Tabel 4. Model ARMA-GARCH Terpilih pada Masing-Masing Saham

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan	AIC	Uji Diagnostik
ASII	ARMA (0,1)- GARCH (1,1)	c	$-3,0524 \times 10^{-4}$	$4,4758 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan	-5,1234	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		θ_1	$-1,0751 \times 10^{-1}$	$1,4016 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%		
		ω	$1,8986 \times 10^{-5}$	$5,7175 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%		
		α_1	$8,0380 \times 10^{-2}$	$5,2146 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%		
		β_1	$8,7648 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
ICBP	ARMA (2,2)- GARCH (1,1)	c	$-1,0168 \times 10^{-4}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%	-5,4716	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		ϕ_1	$-5,4375 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		ϕ_2	$4,4738 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		θ_1	$4,2746 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		θ_2	$-5,8235 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		ω	$8,3821 \times 10^{-5}$	$1,9526 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan		
		α_1	$2,5182 \times 10^{-1}$	$1,3618 \times 10^{-2}$	Signifikan 5%		
		β_1	$6,1479 \times 10^{-1}$	$8,7769 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%		
BBCA	ARMA (0,1)- GARCH (1,1)	c	$9,4327 \times 10^{-5}$	$7,4876 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan	-5,6304	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		θ_1	$-1,6049 \times 10^{-1}$	$4,4684 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%		
		ω	$1,0560 \times 10^{-5}$	$3,3307 \times 10^{-15}$	Signifikan 5%		
		α_1	$9,6548 \times 10^{-2}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		β_1	$8,6622 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
TLKM	ARMA (2,3)- GARCH (1,1)	c	$-1,9269 \times 10^{-4}$	$6,0828 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan	-5,2222	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		ϕ_1	$-1,2723 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		ϕ_2	$-6,9115 \times 10^{-1}$	$1,2599 \times 10^{-9}$	Signifikan 5%		
		θ_1	$1,2106 \times 10^0$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
		θ_2	$5,2155 \times 10^{-1}$	$5,7388 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%		
		θ_3	$-1,0660 \times 10^{-1}$	$2,2070 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%		
		ω	$7,3449 \times 10^{-6}$	$4,1538 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan		
		α_1	$6,8849 \times 10^{-2}$	$5,3233 \times 10^{-5}$	Signifikan 5%		
		β_1	$9,1566 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
ADRO	ARMA (0,0)- GARCH (1,1)	c	$4,3635 \times 10^{-4}$	$4,7312 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan	-4,4472	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		ω	$5,4971 \times 10^{-5}$	$9,9582 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%		
		α_1	$9,8838 \times 10^{-2}$	$3,1099 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%		
		β_1	$8,4734 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		
ANTM	ARMA (1,1)- GARCH (1,1)	c	$-1,0103 \times 10^{-3}$	$8,5285 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%	-4,4061	<i>White Noise</i> Tidak Berdistribusi Normal Homoskedastisitas
		ϕ_1	$-7,0170 \times 10^{-1}$	$5,2845 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%		
		θ_1	$7,2832 \times 10^{-1}$	$1,7372 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%		
		ω	$8,7622 \times 10^{-6}$	$9,9755 \times 10^{-2}$	Signifikan 10%		
		α_1	$7,8161 \times 10^{-2}$	$6,3698 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%		
KLBF	ARMA (2,0)-	β_1	$9,2084 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%	-5,0357	<i>White Noise</i>
		c	$-3,9840 \times 10^{-4}$	$2,5222 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan		
		ϕ_1	$-1,8647 \times 10^{-1}$	$1,2582 \times 10^{-10}$	Signifikan 5%		

Saham	Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan	AIC	Uji Diagnostik
	GARCH	ϕ_2	$-1,2840 \times 10^{-1}$	$4,7034 \times 10^{-6}$	Signifikan 5%		Tidak Berdistribusi
	(1,1)	ω	$4,3413 \times 10^{-5}$	$4,4862 \times 10^{-3}$	Signifikan 5%		Normal
		α_1	$1,9266 \times 10^{-1}$	$2,8513 \times 10^{-4}$	Signifikan 5%		Homoskedastisitas
		β_1	$7,3202 \times 10^{-1}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	Signifikan 5%		

Berdasarkan Tabel 4, hasil estimasi menunjukkan bahwa seluruh model menghasilkan residual yang telah memenuhi asumsi white noise dan tidak lagi mengandung efek heteroskedastisitas berdasarkan uji ARCH-LM. Meskipun residual belum sepenuhnya berdistribusi normal, kondisi tersebut merupakan karakteristik yang umum dijumpai pada data keuangan karena return saham sering menunjukkan distribusi dengan ekor tebal (*fat tails*) dan penyimpangan dari distribusi normal. Oleh karena itu, ketidaknormalan residual tidak mengurangi kemampuan model GARCH dalam memodelkan volatilitas bersyarat. Temuan ini sejalan dengan penelitian Bollerslev (1986) dan Tsay (2022) yang menyatakan bahwa model GARCH tetap efektif digunakan untuk data keuangan yang menunjukkan volatility clustering dan heteroskedastisitas bersyarat. Pada beberapa model, terdapat nilai parameter konstanta ARIMA (c) dan GARCH (ω) yang tidak signifikan secara statistik. Ketidaksignifikanan parameter tersebut menunjukkan bahwa komponen konstanta pada persamaan *mean* dan komponen dasar variansi kondisional tidak berbeda signifikan dari nol. Namun, ketidaksignifikanan satu parameter tidak digunakan sebagai satu-satunya dasar untuk menolak keseluruhan spesifikasi model. Evaluasi model dilakukan secara menyeluruh dengan mempertimbangkan kelayakan parameter ARCH dan GARCH (α_i, β_j), nilai AIC, dan uji diagnostik residual (Box et al., 2015; Shumway & Stoffer, 2017; Tsay, 2022). Model terpilih menghasilkan residual yang bersifat *white noise* dan tidak lagi menunjukkan efek ARCH, yang mengindikasikan bahwa dinamika variansi bersyarat telah ditangkap secara memadai oleh model (Bollerslev, 1986; Tsay, 2022).

Dengan kata lain, model yang dihasilkan pada Tabel 4 telah mampu memodelkan rata-rata (*conditional mean*) dan variansi (*conditional variance*) return saham secara simultan, sehingga variansi kondisional yang dihasilkan dapat digunakan sebagai input dalam pembentukan matriks kovarians kondisional menggunakan model CCC-GARCH. Dengan diperolehnya model ARMA-GARCH (1,1) yang memenuhi asumsi diagnostik maka estimasi variansi kondisional yang dihasilkan menjadi dasar yang memadai dalam pembentukan matriks kovarians kondisional pada model CCC-GARCH.

D. Model ARMA-GARCH

Berdasarkan hasil estimasi model ARMA-GARCH (1,1) dari Tabel 4 diperoleh variansi kondisional pada periode terakhir yang merepresentasikan tingkat volatilitas masing-masing saham. Estimasi tersebut mempertimbangkan pengaruh residual kuadrat dan variansi kondisional periode sebelumnya. Adapun persamaan model ARMA (0,1)-GARCH (1,1) pada saham ASII mengikuti Persamaan (1) dan (2) dapat dituliskan sebagai berikut

$$Y_t = (-0,00030524) + \varepsilon_t + (-0,10751010)\varepsilon_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = 0,00001899 + 0,08037955\varepsilon_{t-1}^2 + 0,87648350\sigma_{t-1}^2$$

Selanjutnya, perhitungan yang sama dilakukan pada seluruh saham dengan hasil variansi kondisional GARCH untuk setiap saham pada periode akhir ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 5. Nilai variansi kondisional berdasarkan model ARMA(0,1)-GARCH(1,1)

Saham	Variansi GARCH
ASII	0,00065298
ICBP	0,00020797
BBCA	0,00022946
TLKM	0,00053563
ADRO	0,00063880
ANTM	0,00061216
KLBF	0,00053137

Tabel 5 merepresentasikan nilai variansi sebagai tingkat risiko individual setiap saham setelah mempertimbangkan pengaruh volatilitas periode sebelumnya dan residual kuadrat pada periode sebelumnya. Dengan demikian, variansi yang diperoleh tidak hanya menggambarkan fluktuasi historis, tetapi juga mempertimbangkan

dinamika volatilitas yang berubah terhadap waktu. Berdasarkan hasil estimasi, saham ASII memiliki variansi kondisional terbesar sebesar 0,00065298, diikuti oleh ADRO sebesar 0,00063880 dan ANTM sebesar 0,00061216. Nilai tersebut menunjukkan bahwa ketiga saham memiliki tingkat volatilitas yang relatif lebih tinggi dibandingkan saham lainnya, sehingga berpotensi memberikan risiko investasi yang lebih besar. Sebaliknya, saham ICBP memiliki variansi kondisional terkecil sebesar 0,00020797, yang mengindikasikan tingkat volatilitas relatif lebih rendah selama periode pengamatan. Perbedaan variansi kondisional antar saham menunjukkan bahwa setiap saham memiliki karakteristik risiko yang berbeda. Kondisi ini memperlihatkan bahwa penggunaan variansi historis yang konstan berpotensi mengabaikan perubahan tingkat risiko yang terjadi sepanjang periode pengamatan. Oleh karena itu, penggunaan variansi kondisional hasil model GARCH menjadi lebih representatif dibandingkan penggunaan variansi historis konstan. Variansi kondisional masing-masing saham tersebut selanjutnya digunakan sebagai komponen utama dalam pembentukan matriks kovarians kondisional melalui model CCC-GARCH.

E. CCC-GARCH

Setelah diperoleh nilai variansi kondisional masing-masing saham menggunakan model GARCH, tahap selanjutnya adalah membentuk matriks kovarians kondisional menggunakan model *Constant Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (CCC-GARCH). Matriks kovarians ini menggabungkan variansi kondisional setiap saham dengan asumsi korelasi konstan antar saham, sehingga mampu menggambarkan hubungan risiko antar aset pada setiap periode pengamatan yang ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 6. Nilai Matriks Varians Kovarians Bersyarat (CCC GARCH)

Saham	ASII	ICBP	BBCA	TLKM	ADRO	ANTM	KLBF
ASII	0,00065298	0,00005972	0,00013314	0,00016672	0,00015847	0,00015585	0,00011922
ICBP	0,00005972	0,00020797	0,00004080	0,00005951	0,00003276	0,00002539	0,00007827
BBCA	0,00013314	0,00004080	0,00022946	0,00011623	0,00008293	0,00006509	0,00007805
TLKM	0,00016672	0,00005951	0,00011623	0,00053563	0,00010090	0,00010552	0,00010291
ADRO	0,00015847	0,00003276	0,00008293	0,00010090	0,00063880	0,00020522	0,00006590
ANTM	0,00015585	0,00002539	0,00006509	0,00010552	0,00020522	0,00061216	0,00006056
KLBF	0,00011922	0,00007827	0,00007805	0,00010291	0,00006590	0,00006056	0,00053137

Berdasarkan Tabel 6 terlihat bahwa nilai kovarians antar pasangan saham berbeda-beda, yang menunjukkan bahwa hubungan risiko antar saham tidak bersifat seragam. Pasangan saham dengan kovarians yang relatif besar (ADRO,ANTAM) memiliki kecenderungan bergerak searah sehingga manfaat diversifikasinya lebih kecil, sedangkan pasangan saham dengan kovarians yang lebih rendah (KLBF, ANTM) menunjukkan hubungan yang lebih lemah sehingga berpotensi memberikan manfaat diversifikasi yang lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan matriks kovarians kondisional mampu menggambarkan hubungan risiko antar aset secara lebih rinci dibandingkan penggunaan kovarians historis.

F. Pembentukan Portofolio Optimal

Portofolio optimal dibentuk menggunakan model *Markowitz* dengan dua pendekatan yaitu matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH menggunakan Persamaan (7) dan matriks kovarians statis. Kedua optimasi menggunakan target *expected return* yang sama ($\mu_0 = 0,00041210$). Dengan demikian kedua pendekatan akan menghasilkan bobot portofolio dan tingkat risiko berbeda dengan target return yang sama.

Tabel 7. Bobot Saham Portofolio melibatkan matriks kovarians statis dan kondisional CCC- GARCH

Saham	Bobot Saham (Kovariansi Statis)	Bobot Saham (Kovariansi Kondisional)
ASII	0,03921246	-0,01330822
ICBP	0,22558893	0,36229982
BBCA	0,33555085	0,31652834
TLKM	0,06528953	0,02913017
ADRO	0,06263305	0,07364637
ANTM	0,15599246	0,16470222
KLBF	0,11573272	0,06700131

Hasil optimasi pada Tabel 7 menghasilkan perbedaan bobot masing-masing saham antara portofolio berbasis kovariansi statis dengan portofolio berbasis kovariansi kondisional. Hal ini dikarenakan adanya struktur kovarians antar return saham yang diestimasi dengan pendekatan berbeda. Bobot portofolio yang melibatkan matriks kovarians

kondisional CCC-GARCH menghasilkan nilai bobot negatif yang mengindikasikan adanya penggunaan strategi *short selling*, yaitu menjual aset yang tidak dimiliki dengan harapan membelinya kembali pada harga yang lebih rendah.

Penggunaan bobot negatif (*short selling*) dalam penelitian ini didasarkan pada model matematis dasar Markowitz *unconstrained* (tanpa batasan) berdasarkan Persamaan 7. Namun, sebagai batasan penelitian bahwa berdasarkan regulasi Bursa Efek Indonesia, praktik *short selling* di pasar riil Indonesia sangat dibatasi dan memerlukan izin khusus, dan tidak dapat diakses secara bebas oleh investor ritel harian. Oleh karena itu, hasil alokasi dengan bobot negatif dalam penelitian ini dipandang sebagai hasil teoritis dari model Markowitz sedangkan implementasinya di pasar modal disesuaikan dengan regulasi yang berlaku, seperti bagi investor institusi besar yang memiliki fasilitas pinjam-meminjam efek (*securities lending and borrowing*).

Berdasarkan bobot portofolio yang dihasilkan Tabel 7, risiko portofolio dapat dihitung menggunakan Persamaan (9) dengan nilai 0,00011439 untuk matriks kovarians kondisional CCC-GARCH dan 0,00017385 untuk matriks kovariansi stasis. Dengan demikian risiko portofolio dengan melibatkan matriks kovarians kondisional CCC-GARCH menghasilkan nilai risiko yang lebih rendah.

G. Sharpe Ratio

Kinerja portofolio selanjutnya dievaluasi menggunakan *Sharpe Ratio*, yang mengukur besarnya *excess return* yang diperoleh untuk setiap satu satuan risiko portofolio. Hasil perhitungan berdasarkan Persamaan (10) menghasilkan nilai *Sharpe Ratio* sebesar 0,01706228 pada portofolio berbasis kovarians stasis dan 0,02103415 pada portofolio berbasis CCC-GARCH. Selanjutnya perbedaan kinerja portofolio dapat diamati dengan mempertimbangkan variansi, standar deviasi portofolio dan nilai *Sharpe Ratio* melalui target *expected return* yang sama (Tabel 8).

Tabel 8. Perbandingan return, risiko dan *sharpe ratio* berdasarkan kovarians stasis dan kondisional CCC- GARCH

Indikator	Kovariansi Stasis	Kovariansi Kondisional
<i>expected return</i>	0,00041210	0,00041210
Variansi portofolio	0,00017385	0,00011439
Standar deviasi portofolio	0,01318521	0,01069532
<i>Sharpe Ratio</i>	0,01706228	0,02103415

Hasil pada Tabel 8 menunjukkan bahwa dengan target *expected return* yang sama, portofolio berbasis CCC-GARCH memiliki risiko yang lebih rendah dan menghasilkan *excess return* per unit risiko yang lebih tinggi dibandingkan portofolio berbasis kovarians stasis (*Sharpe Ratio*). Namun, sesuai dengan prinsip evaluasi relatif Sharpe (1994), fokus utama perhitungan ini adalah perbandingan efisiensi antar-model. Meskipun nilai *Sharpe Ratio* pada portofolio berbasis kovarians stasis dan portofolio berbasis CCC-GARCH bernilai rendah, portofolio berbasis CCC-GARCH tetap memiliki nilai *Sharpe Ratio* yang lebih tinggi. Dengan kata lain, penggunaan kovarians kondisional CCC-GARCH menghasilkan kombinasi return dan risiko yang lebih efisien dibandingkan penggunaan kovarians stasis. Namun, perbedaan *Sharpe Ratio* tersebut tidak diuji secara inferensial sehingga tidak diinterpretasikan sebagai perbedaan yang signifikan secara statistik.

H. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan model *Constant Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (CCC-GARCH) dalam mengestimasi matriks kovarians kondisional sebagai dasar pembentukan portofolio optimal menggunakan model Markowitz pada tujuh saham perwakilan sektor yang tergabung dalam indeks LQ45. Hasil analisis menunjukkan bahwa seluruh return saham mengandung efek heteroskedastisitas sehingga pemodelan ARMA-GARCH(1,1) sesuai dalam mengestimasi volatilitas masing-masing saham. Matriks kovarians kondisional yang dihasilkan melalui model CCC-GARCH selanjutnya digunakan dalam optimasi portofolio dan menghasilkan portofolio dengan *expected return* sebesar 0,00041210, variansi sebesar 0,00011439, serta *Sharpe Ratio* sebesar 0,02103415. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pemanfaatan matriks kovarians kondisional hasil estimasi CCC-GARCH mampu memberikan estimasi risiko yang lebih representatif dalam pembentukan portofolio pada kondisi pasar yang dinamis. Namun, penelitian ini masih terbatas pada asumsi nilai korelasi antar saham bersifat konstan sepanjang periode pengamatan, sehingga belum mampu menangkap perubahan korelasi yang dapat terjadi selama periode gejolak pasar. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan model *Dynamic Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (DCC-GARCH) atau model MGARCH lainnya yang mampu mengakomodasi korelasi yang berubah terhadap waktu, memperluas objek

penelitian, serta menggunakan beberapa ukuran evaluasi portofolio agar diperoleh gambaran kinerja yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Bank Indonesia. (2025). *BI-7 Day Reverse Repo Rate*. <https://www.bi.go.id>
- Bauwens, L., Laurent, S., & Rombouts, J. V. K. (2006). Multivariate GARCH models: A survey. *Journal of Applied Econometrics*, 21(1), 79–109. <https://doi.org/10.1002/jae.842>
- Bibi, A., & Kimouche, K. (2019). Whittle estimation in multivariate CCC-GARCH processes. *Communications in Statistics – Theory and Methods*, 48(15), 3921–3940. <https://doi.org/10.1080/03610926.2018.1484140>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model. *The Review of Economics and Statistics*, 72(3), 498–505. <https://doi.org/10.2307/2109358>
- Bozkurt Ateş, G. (2026). Modeling financial contagion between Türkiye and Indonesia: A multivariate GARCH approach. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 44(1), 47–63. <https://doi.org/10.17065/huniibf.1679846>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Bursa Efek Indonesia. (2025). *Indeks LQ45*. <https://www.idx.co.id>
- Caporin, M., & McAleer, M. (2008). Scalar dynamic conditional correlation GARCH models: Theoretical and empirical analysis. *Econometric Reviews*, 27(4–6), 505–542. <https://doi.org/10.1080/07474930801960031>
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time series analysis: With applications in R* (2nd ed.). Springer.
- Engle, R. F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339–350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
- Ghalanos, A. (2024). *rugarch: Univariate GARCH models* (R package version 1.5-4). <https://CRAN.R-project.org/package=rugarch>
- Hafner, C. M., & Franses, P. H. (2003). *A generalized dynamic conditional correlation model for many asset returns* (Econometric Institute Report EI 2003-18). Erasmus University Rotterdam.
- Horasanlı, M., & Fidan, N. (2007). Portfolio selection by using time varying covariance matrices. *Journal of Economic and Social Research*, 9(2), 1–22.
- Komara Rifai, N. A., & Zahirulhaq, M. A. (2024). Forecasting inflation in Indonesia using the autoregressive integrated moving average method. *Parameter: Journal of Statistics*, 4(1), 37–45.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Nakagawa, K., Imamura, M., & Yoshida, K. (2018). Risk-based portfolios with large dynamic covariance matrices. *International Journal of Financial Studies*, 6(2), 44. <https://doi.org/10.3390/ijfs6020044>

- Otoritas Jasa Keuangan. (2024). *Peraturan Otoritas Jasa Keuangan Nomor 6 Tahun 2024 tentang Pembiayaan Transaksi Efek oleh Perusahaan Efek bagi Nasabah dan Transaksi Short Selling oleh Perusahaan Efek*. [Otoritas Jasa Keuangan](#).
- Park, R. H., Choi, M. S., & Hwan, S. Y. (2011). Asymmetric CCC modelling in multivariate GARCH with illustrations of multivariate financial data. *Korean Journal of Applied Statistics*, 24(5), 821–838.
<https://doi.org/10.5351/KJAS.2011.24.5.821>
- Park, T. (2026). Multivariate GARCH models for portfolio risk management: A comparative study. *International Journal of Science and Research Archive*, 18(2), 492–505. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2026.18.2.0282>
- Patel, O. P., & Ayre, V. (2025). A study on portfolio management by Markowitz and Sharpe index model of selected stocks of NASDAQ. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 6(1), 9318–9322.
- Sangga, U., Bandung, B., & Indonesia, U. P. (2023). Markowitz portfolio optimization applied on companies listed on the Indonesia Stock Exchange LQ-45. *Jurnal Ekono Insentif*, 17(1), 34–48.
- Sharpe, W. F. (1994). The Sharpe ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21(1), 49–58.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). *Time series analysis and its applications* (4th ed.). Springer.
- Tsay, R. S. (2022). *Analysis of financial time series* (4th ed.). John Wiley & Sons.