

Perbandingan Model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dan *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* pada Peramalan Curah Hujan

Amalia Andrianingrum¹, Sitti Sahriman^{2*}, Andi Kresna Jaya³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Hadanuddin, Makassar, 60294, Indonesia

* Corresponding author, email: sittisahrimansalam@gmail.com

Abstract

Rainfall plays an important role in life and is closely related to other weather elements. Rainfall data is used for various purposes, including flood and drought risk mitigation and water resource planning. Makassar City has significant rainfall variability and requires accurate forecasting to manage its negative impacts. This study aims to predict rainfall in Makassar City from January 2021 to May 2023. The methods used are *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TGARCH) and *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH). The results showed that the ARMA (2,1)-GARCH (1,2) model had MAPE and RMSEP values of 1.234 and 33.411, respectively. The ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) model had MAPE and RMSEP values of 1.330 and 29.357, respectively. The ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) model has MAPE and RMSEP values of 0.924 and 32.641, respectively. The smallest MAPE and RMSEP values are in the ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) model. Thus, the ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) model was selected as the best or optimal model for rainfall forecasting in Makassar City.

Keywords: ARMA, *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, Rainfall, MAPE, RMSEP.

Abstrak

Curah hujan memiliki peran penting dalam kehidupan dan berhubungan erat dengan unsur cuaca lainnya. Data curah hujan digunakan untuk berbagai keperluan, termasuk mitigasi risiko banjir dan kekeringan serta perencanaan sumber daya air. Kota Makassar memiliki variabilitas curah hujan yang signifikan dan membutuhkan peramalan yang akurat untuk mengelola dampak negatifnya. Penelitian ini bertujuan meramalkan curah hujan di Kota Makassar pada kurun waktu Januari 2021 hingga Mei 2023. Metode yang digunakan yaitu *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TGARCH) dan *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH). Hasil penelitian menunjukkan model ARMA (2,1)-GARCH (1,2) memiliki nilai MAPE dan RMSEP berturut-turut sebesar 1,234 dan 33,411. Model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) memiliki nilai MAPE dan RMSEP berturut-turut sebesar 1,330 dan 29,357. Model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) memiliki nilai MAPE dan RMSEP berturut-turut sebesar 0,924 dan 32,641. Nilai MAPE dan RMSEP terkecil yaitu pada model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2). Sehingga, model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) terpilih sebagai model terbaik atau optimal untuk peramalan curah hujan di Kota Makassar.

Kata Kunci: ARMA, Curah Hujan, *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, MAPE, RMSEP.

1. Pendahuluan

Cuaca dan iklim merupakan salah satu komponen ekosistem alam serta memiliki hubungan dinamis terhadap unsur-unsur cuaca, salah satunya curah hujan. Curah hujan merupakan fenomena alam yang memiliki dampak yang signifikan bagi kehidupan sehari-hari. Secara umum manfaat informasi data curah hujan yaitu meningkatkan kewaspadaan terhadap akibat negatif yang dapat ditimbulkan oleh curah hujan sehingga terhindar dari kerugian dan bencana [1]. Kemampuan dalam memahami serta meramalkan pola curah hujan menjadi sangat penting dan krusial dalam upaya mengatasi risiko bencana alam serta perencanaan sumber daya air [2].

Kota Makassar merupakan salah satu wilayah sekaligus ibukota Provinsi Sulawesi Selatan. Secara astronomis, Kota Makassar terletak antara 119°24'17"38" BT dan 5°8'6"19" LS dengan luas wilayah tercatat 175.77 kilometer persegi dari 15 kecamatan. Curah hujan di Makassar menunjukkan variabilitas yang signifikan yang dapat mempengaruhi berbagai sektor, termasuk pengelolaan sumber daya air dan pertanian [3]. Namun, potensi banjir akibat intensitas hujan yang tinggi dan kekeringan selama musim kemarau menjadi tantangan serius dan perlu diatasi. Salah satu cara untuk mengatasi yaitu dengan peramalan curah hujan yang tepat.

Terdapat tantangan dalam meramalkan curah hujan yaitu variabilitasnya yang tinggi sehingga dapat menyebabkan kasus heterokedastisitas. ARCH dan GARCH merupakan salah satu metode yang dapat mengatasi kasus heterokedastisitas. Model peramalan yang dapat digunakan yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan model varians tidak konstan seperti *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH). Model ARCH/GARCH lebih efektif dalam menangani data yang variabilitasnya berubah-ubah, seperti curah hujan, karena mampu memodelkan ketidakstabilan varians yang sering terjadi dalam data cuaca [4].

Pengembangan model GARCH mengakomodasi kemungkinan adanya respon volatilitas yang asimetris. Terdapat beberapa teknik pemodelan respon GARCH asimetris yaitu *Threshold GARCH* (TGARCH) dan *Exponential GARCH* (EGARCH). Volatilitas menyebabkan peningkatan lebih setelah penurunan dari pada setelah kenaikan dalam jumlah yang sama atau disebut *leverage effect*. Efek ini dapat diketahui menggunakan model TGARCH dan EGARCH dimana dapat digunakan untuk menutupi kelemahan model ARCH/GARCH dalam menangkap fenomena asimetris *good news* dan *bad news* dalam volatilitas [5]. Oleh karena itu, diperlukan penelitian mengenai *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dan *Exponential Generalized*

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity untuk meramalkan curah hujan di Kota Makassar.

2. Material dan Metode

2.1 Runtun Waktu

Runtun waktu adalah suatu deret observasi yang berturut dalam waktu. Analisis data runtun waktu digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Model data runtun waktu yang sering digunakan yaitu model *Box Jenkins*. Model ini terdiri dari model runtun waktu stasioner adalah model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) [6].

2.2 Stasioneritas

Secara sederhana suatu data bersifat stasioner jika ia memiliki tendensi untuk bergerak di sekitar nilai tertentu dengan rentang yang konstan serta autokovarians yang konstan. Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut [20]. Dalam mengatasi data yang tidak stasioner terhadap nilai tengah dapat dilakukan proses *differencing* (pembedaan) terhadap data [21].

2.3 Uji ADF

Uji ADF sering digunakan untuk mendeteksi stasioneritas atau tidaknya data [15]. Uji ADF dapat dilakukan dengan tahap pengujian sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: |\phi_1| = 1$ (terdapat akar unit dalam atau data tidak stasioner)

$H_1: |\phi_1| < 1$ (tidak terdapat akar unit dalam atau data stasioner)

Statistik uji:

$$T = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{SE(\hat{\phi}_1 - 1)} \quad (1)$$

Kriteria penolakan:

H_0 ditolak jika $T < ADF_{n,\alpha}$ atau $P\text{-value} < \alpha$, sehingga Z_t adalah proses stasioner.

2.4 Model Autoregressive

Model *autoregressive* (AR) merupakan variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen itu sendiri. Bentuk umum persamaan model AR (p) yaitu sebagai berikut [7]:

$$\phi_p(B)Y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

2.5 Model Moving Average

Model *moving average* (MA) digunakan untuk menjelaskan suatu fenomena bahwa suatu observasi pada waktu ke t dinyatakan sebagai kombinasi linear dari sejumlah acak. Bentuk umum persamaan model MA (q) adalah sebagai berikut [8]:

$$Y_t = \mu + \phi_p(B)\varepsilon_t$$

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

2.6 Model Autoregressive Moving Average

Model ARMA merupakan gabungan dari model *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). Secara umum model ARMA dapat ditulis sebagai berikut [7]:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

2.7 Uji Kesesuaian Model

Statistik uji yang digunakan dalam memeriksa kelayakan model atau *white noise* adalah uji *Ljung-Box* (*Ljung-Box Test*) sebagai berikut:

Hipotesis:

- H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat *white noise*)
 H_1 : Minimal terdapat satu $\rho_m \neq 0, m = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistic Uji [16]:

$$Q = N(N+2) \sum_{n=1}^k \frac{\hat{\rho}_n^2}{N-n} \quad (5)$$

Kriteria penolakan:

Tolak H_0 apabila $Q > X_{(k,\alpha)}^2$ atau Ketika p -value lebih kecil dari α , dengan α merupakan taraf nyata yang digunakan pada data [17].

Uji normalitas residual dilakukan untuk mengetahui apakah residual secara normal atau tidak. Pengujian normalitas residual dapat menggunakan uji jarque bera.

Hipotesis:

- H_0 : residual berdistribusi normal
 H_1 : residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$JB = \left[\left(\frac{n}{6} \right) S^2 + \left(\frac{n}{24} \right) (K-3)^2 \right] \quad (6)$$

Kriteria penolakan:

Tolak H_0 apabila nilai JB lebih besar dari nilai tabel $X^2_{(a,n)}$ atau probabilitasnya kurang dari 5% [18].

Uji ARCH *Lagrange Multiplier* bertujuan untuk mengetahui masalah heterokedastisitas dalam data deret waktu. Statistik uji *Lagrange Multiplier* adalah sebagai berikut [15].

Hipotesis :

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_t = 0$ (sisaan memiliki masalah heterokedastisitas)

H_1 : Minimal ada satu nilai $\alpha_t \neq 0$; $t = 1, 2, \dots, K$ (sisaan tidak memiliki masalah heterokedastisitas)

Statistik uji:

$$F = \frac{SSR_0/h}{SSR_1/T-h-1} \quad (7)$$

2.8 Pemilihan Model Terbaik

Akaike's Information Criterion (AIC) adalah salah satu kriteria pemilihan model terbaik yang diperkenalkan oleh Akaike pada tahun 1973 dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = n \times \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2f + n + n \times \ln(2\pi) \quad (8)$$

dengan:

$\ln$: *natural Log*

SSE : *Sum Square Error*

n : banyaknya data

f : banyaknya parameter dalam model

π : 3.14

Semakin kecil nilai AIC yang diperoleh berarti semakin baik model yang digunakan [22].

2.9 Model GARCH

Pengembangan model ARCH ke dalam model yang lebih umum yang dikenal sebagai *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) digunakan untuk mengatasi orde yang terlalu besar pada model ARCH [11]. Bentuk umum model GARCH(p,q) adalah sebagai berikut [12]:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_k^q \alpha_k \varepsilon_t^2 + \sum_k^p \beta_k \sigma_{t-k}^2 \quad (9)$$

Koefisien estimasi α_k dan β_k dapat dijumlahkan yang menunjukkan tingkat dari volatilitas. Sehingga volatilitas dapat diketahui dengan melihat dari nilai penjumlahan α_k dan β_k , dimana α_k adalah koefisien ARCH dan β_k adalah koefisien GARCH. Terdapat tolak pengukuran dalam volatilitas yaitu *Low volatility* menunjukkan volatilitas yang

terjadi rendah ketika $\alpha_k + \beta_k < 1$, *High volatility* menunjukkan volatilitas yang terjadi tinggi ketika $\alpha_k + \beta_k = 1$, serta *Extremely high volatility* menunjukkan volatilitas yang terjadi tinggi ketika $\alpha_k + \beta_k > 1$ [13].

2.10 Efek Asimetris

Pengaruh asimetris (*leverage effect*) pada data *time series* dapat di uji setelah membentuk model GARCH, yang kemudian melihat korelasi silang antara kuadrat residual model ARIMA terhadap lag residualnya [14]. Pemeriksaan efek asimetris dapat menggunakan uji *sign bias* sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \varphi_1 = \varphi_2 = \dots = \varphi_k = 0$ (residual bersifat simetris)

H_0 : minimal terdapat satu $\varphi_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$ (residual bersifat asimetris)

Statistik uji:

$$F = \frac{SSR_0/k}{SSR_1/(N-k-1)} \quad (10)$$

Kriteria penolakan:

Tolak H_0 apabila $p\text{-value} < \alpha$

2.11 Model TGARCH

Model TGARCH dapat mengakomodasi gejala asimetris. Spesifikasi TAGRCH untuk varian (*conditional variance*) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \dots + \alpha_p \sigma_{t-p}^2 + \phi e_{t-1} d_{t-1} + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \quad (11)$$

Model TGARCH, berita baik (*good news*) pada periode $t - 1$ ($a_{t-1} < 0$) dan berita buruk (*bad news*) pada periode $t - 1$ ($a_{t-1} > 0$) mempunyai efek yang berbeda terhadap *conditional varian*. Berita baik mempunyai dampak terhadap α dan berita buruk mempunyai dampak terhadap $\alpha + \phi$ jika $\phi \neq 0$ maka terjadi efek asimetris [5].

2.12 Model EGARCH

Model EGARCH juga dapat mengakomodasi gejala asimetris. Spesifikasi EGARCH untuk varian (*conditional variance*) sebagai berikut:

$$\ln \sigma_t^2 = \sigma^2 + \alpha_1 \left| \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \phi_1 \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \dots + \alpha_p \left| \frac{a_{t-p}}{\sigma_{t-p}} \right| + \phi_p \frac{a_{t-p}}{\sigma_{t-p}} + \lambda_1 \ln \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \quad (12)$$

Pemakaian bentuk $\ln$ pada persamaan *conditional variance* menunjukan bahwa *conditional* bersifat eksponensial bukan dalam bentuk kuadratik seperti persamaan *conditional variance* di dalam model ARCH/GARCH maupun TGARCH. Selain itu

penggunaan $\ln$ juga menjamin varian tidak pernah negatif. Efek asimetris terjadi jika $\phi \neq 0$ [5].

2.13 MAPE

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah nilai rata-rata perbedaan absolut yang ada diantara nilai hasil peramalan dan nilai aktual yang disebutkan sebagai hasil presentase dari nilai aktual. MAPE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (13)$$

Kriteria dalam nilai MAPE yaitu $< 10\%$ artinya sangat baik, $10-20\%$ artinya Baik, $21-50\%$ artinya layak, dan $> 50\%$ artinya buruk [19].

2.14 RMSEP

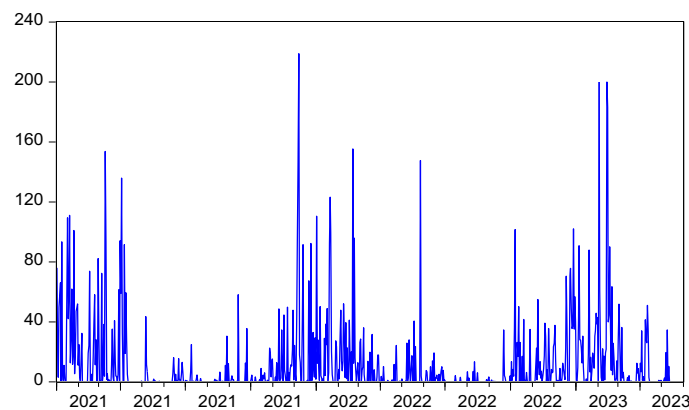
Root Mean Square Error of Prediction (RMSEP) merupakan metode alternatif untuk mengevaluasi model yang digunakan dalam peramalan untuk mengukur tingkat akurasi hasil perkiraan dari model tersebut. Nilai yang dihasilkan RMSEP merupakan nilai rata-rata kuadrat dari jumlah kesalahan pada model prediksi. RMSEP merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSEP maka hasil prediksi akan semakin akurat. Nilai RMSEP dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut [19]:

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (14)$$

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Plot Time Series

Plot *time series* curah hujan yaitu sebagai berikut.



Gambar 1. Plot Time Series Curah Hujan Harian

Gambar 1 menunjukkan plot time series data curah hujan harian periode 01 Mei 2021 hingga 31 Mei 2023 di Kota Makassar. Jumlah curah hujan harian cenderung berfluktuatif

artinya nilai curah hujan harian mengalami perubahan naik/turun yang tidak pasti. Kondisi ini ditunjukkan garis pada grafik yang cenderung naik/turun. Pada tahun 2021 jumlah curah hujan harian cenderung lebih rendah dibandingkan tahun 2022. Sebaliknya, pada tahun 2022 jumlah curah hujan harian cenderung lebih tinggi dibandingkan jumlah curah hujan harian pada tahun 2021. Setiap mendekati pergantian tahun, baik tahun 2021 ke 2022 maupun tahun 2022 ke 2023, terlihat curah hujan harian cenderung naik. Hal ini dapat disebabkan mulai masuk pada musim hujan.

3.2 Uji ADF

Tahapan awal sebelum melakukan estimasi model ARMA yaitu mengecek kestasioneran data menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*). Uji ADF menghasilkan nilai p-value sebesar $0,000 < \alpha = 0,05$, maka data curah hujan harian sudah stasioner dan tidak perlu melakukan *differencing*.

3.3 Identifikasi Model

Identifikasi model AR dan MA dari suatu time series dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF menunjukkan plot PACF *cut off* pada lag ke-2, sehingga kemungkinan model yaitu AR (2), ARMA (2,1), ARMA (2,2) dan ARMA (2,3). Model ARMA akan dibandingkan untuk menentukan model ARMA terbaik.

3.4 Estimasi Parameter Model ARMA

Estimasi parameter model ARMA ditampilkan pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Estimasi Parameter Model ARMA

Model	Parameter	Estimasi Parameter	P-value	AIC
AR (2)	μ	11.381	0.000*	9.100
	ϕ_1	0.296	0.000*	
	ϕ_2	0.154	0.000*	
AR (2) tanpa μ	ϕ_1	0.363	0.000*	9.151
	ϕ_2	0.220	0.000*	
	μ	14.478	0.056	
ARMA (2,1)	ϕ_1	1.195	0.000*	9.070
	ϕ_2	-0.206	0.000*	
	θ_1	-0.929	0.000*	
ARMA (2,1) tanpa μ	ϕ_1	1.210	0.000*	9.071
	ϕ_2	-0.213	0.000*	
	θ_1	-0.940	0.000*	
ARMA (2,2)	μ	14.619	0.060	9.068
	ϕ_1	1.415	0.000*	
	ϕ_2	-0.422	0.000*	
	θ_1	-1.157	0.000*	

ARMA (2,2) tanpa μ	θ_2	0.203	0.078	9.070
	ϕ_1	1.432	0.000*	
	ϕ_2	-0.433	0.000*	
	θ_1	-1.170	0.000*	
	θ_2	0.209	0.061	
ARMA (2,3)	μ	14.656	0.059	9.068
	ϕ_1	1.107	0.000*	
	ϕ_2	-0.118	0.660	
	θ_1	-0.854	0.002*	
	θ_2	0.023	0.909	
ARMA (2,3) tanpa μ	θ_3	-0.097	0.059	9.070
	ϕ_1	1.124	0.000*	
	ϕ_2	-0.126	0.626	
	θ_1	-0.867	0.001*	
	θ_2	0.028	0.887	
	θ_3	-0.098	0.057	

Berdasarkan hasil estimasi model ARMA menunjukkan model ARMA (2,1) tanpa konstanta memiliki nilai AIC terkecil sebesar 9,071. Sehingga terpilih model ARMA (2,1) tanpa konstanta sebagai model terbaik. Persamaan model ARMA (2,1) yaitu sebagai berikut:

Model rata-rata:

$$Y_t = 1.210Y_{t-1} - 0.213Y_{t-2} - 0.940e_{t-1} + e_t$$

3.5 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model ARMA (2,1) tanpa konstanta yang ditampilkan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Uji Kesesuaian Model ARMA

Uji Kesesuaian	P-value
Uji <i>Ljung-Box</i>	0.010* (Lag ke-4)
Uji <i>Jarque Bera</i>	0.000*
Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	0.000*

Tabel 2 menunjukkan residual model ARMA (2,1) tanpa konstanta terdapat autokorelasi, tidak berdistribusi normal, serta terdapat efek ARCH. Perlu mengatasi efek ARCH menggunakan model GARCH.

3.6 Estimasi Parameter Model GARCH

Tahapan model GARCH yaitu pendugaan estimasi model GARCH dan Uji diagnostik berdasarkan nilai AIC terkecil dan seluruh parameter signifikan. Estimasi model GARCH ditampilkan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Estimasi Parameter Model GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	P-Value	AIC
ARMA (2,1) GARCH (1,2)	ϕ_1	0.534	0.000*	8.424
	ϕ_2	0.136	0.000*	
	θ_1	-0.175	0.000*	
	ω	14.972	0.000*	
	α_1	0.475	0.000*	
	β_1	-0.016	0.000*	
	β_2	0.685	0.000*	

Tabel 3 menghasilkan model ARMA-GARCH (1,2) memiliki nilai AIC terkecil dan keseluruhan parameter signifikan ($p\text{-value} < \alpha = 0,05$). Persamaan model ARMA (2,1)-GARCH (1,2) yaitu sebagai berikut.

Model rata-rata:

$$Y_t = 0.534Y_{t-1} + 0.136Y_{t-2} - 0.175e_{t-1} + e_t$$

Model varians:

$$\sigma_t^2 = 14.972 + 0.475v_{t-1}^2 - 0.016\sigma_{t-1}^2 + 0.685\sigma_{t-2}^2$$

3.7 Uji Kesesuaian Model GARCH

Uji kesesuaian model ARMA-GARCH (1,2) yang ditampilkan pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Uji Kesesuaian Model GARCH

Uji Kesesuaian	P-value
Uji <i>Ljung-Box</i>	0.000* (Lag ke-4)
	0.010* (Lag ke-8)
	0.025* (Lag ke-12)
	0.026* (Lag ke-16)
Uji <i>Jarque Bera</i>	0.000*
Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	0.671

Tabel 4 menunjukkan residual model ARMA (2,1)-GARCH (1,2) terdapat autokorelasi, dan tidak berdistribusi normal. Pada uji *Lagrange Multiplier* tidak terdapat efek ARCH pada residual.

3.8 Persamaan Volatilitas Model GARCH

Persamaan volatilitas yang ditampilkan pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Persamaan Volatilitas Model GARCH

Koefisien α dan β	P-value	Persamaan	Volatilitas as ($\alpha + \beta$)
$\alpha=0.475$	0.000*	$\sigma_t^2 = 14.972 + 0.475\varepsilon_{t-1}^2$ $+ 0.668\sigma_{t-1}^2$	1.143
$\beta=0.668$	0.000*		

Tabel 5 menunjukkan nilai volatilitas pada curah hujan mencapai 1.143. Berdasarkan tolak ukur pengukuran volatilitas, nilai volatilitas lebih dari satu menunjukkan *extremely high volatility*. Sehingga volatilitas yang terjadi pada curah hujan sangat tinggi. Pada koefisien ARCH (α) memiliki p-value sebesar $0.000 < \alpha = 0.05$ yang artinya koefisien α signifikan. Begitu pula pada koefisien GARCH (β) memiliki p-value sebesar $0.000 < \alpha = 0.05$ yang artinya koefisien β signifikan.

3.9 Uji Asimetris Model GARCH

Perlu mengecek efek asimetris pada model GARCH yang ditampilkan pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Uji Sign Bias Model GARCH

Model	P-value
ARMA (2,1)-GARCH (1,2)	0.000*

Tabel 6 menunjukkan uji *sign bias* memiliki p-value sebesar $0.000 < \alpha = 0.05$, sehingga diputuskan tolak H_0 yang berarti residual asimetris.

3.10 Estimasi Parameter Model TGARCH

Tahapan model TGARCH yaitu pendugaan estimasi model TGARCH dan Uji diagnostik berdasarkan nilai AIC terkecil dan seluruh parameter signifikan. Estimasi model TGARCH ditampilkan pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Estimasi Parameter Model TGARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	z-statistic	P-Value	AIC
ARMA (2,1) TGARCH (2,1)	ϕ_1	1.090	26.055	0.000*	8.386
	ϕ_2	-0.092	-2.188	0.029*	
	θ_1	-0.868	-40.131	0.000*	
	α_0	5.550	6.839	0.000*	
	α_1	0.440	8.226	0.000*	
	γ_1	0.620	6.013	0.000*	
	α_2	-0.338	-7.160	0.000*	
	β_1	0.821	37.071	0.000*	

Tabel 6 menghasilkan model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) memiliki nilai AIC terkecil dan keseluruhan parameter signifikan (p-value < $\alpha = 0.05$). Persamaan model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) yaitu sebagai berikut:

Model rata-rata:

$$Y_t = 1.090Y_{t-1} - 0.092Y_{t-2} - 0.868e_{t-1} + e_t$$

Model varians:

$$\sigma_t^2 = 5.550 + 0.440a_{t-1}^2 - 0.620S_{t-1}^- a_{t-1}^2 - 0.340a_{t-2}^2 + 0.821\sigma_{t-1}^2$$

3.11 Uji Kesesuaian Model TGARCH

Uji kesesuaian model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) yang ditampilkan pada Tabel 8 berikut:

Tabel 8. Uji Kesesuaian Model TGARCH

Uji Kesesuaian	P-value
Uji <i>Ljung-Box</i>	>0.05 (Seluruh Lag)
Uji <i>Jarque Bera</i>	0.000*
Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	0.942

Tabel 8 menunjukkan residual model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) tidak terdapat autokorelasi, dan tidak berdistribusi normal. Pada uji *Lagrange Multiplier* tidak terdapat efek ARCH pada residual.

3.12 Uji Asimetris Model TGARCH

Perlu mengecek efek asimetris pada model TGARCH yang ditampilkan pada Tabel 9 berikut:

Tabel 9. Uji Sign Bias Model GARCH

Model	P-value
ARMA (2,1)-TGARCH (2,1)	0.055

Tabel 9 menunjukkan uji *sign bias* memiliki p-value sebesar $0.000 > \alpha = 0.05$, sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang berarti residual simetris.

3.13 Estimasi Parameter Model EGARCH

Tahapan model EGARCH yaitu pendugaan estimasi model EGARCH dan Uji diagnostik berdasarkan nilai AIC terkecil dan seluruh parameter signifikan. Estimasi model EGARCH ditampilkan pada Tabel 10 berikut:

Tabel 10. Estimasi Parameter Model EGARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	z-statistic	P-value	AIC
ARMA (2,1)	ϕ_1	1.154	22.279	0.000*	8.371
	ϕ_2	-0.155	-2.984	0.003*	
EGARCH (1,2)	θ_1	-0.877	-99.209	0.000*	
	ω	0.306	7.021	0.000*	

α_1	0.616	9.557	0.000*
γ_1	-0.116	-2.534	0.011*
β_1	0.370	6.527	0.000*
β_2	0.512	7.937	0.000*

Tabel 10 menghasilkan model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) memiliki nilai AIC terkecil dan keseluruhan parameter signifikan (p-value < $\alpha = 0,05$). Persamaan model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) yaitu sebagai berikut.

Model rata-rata:

$$Y_t = 1,154Y_{t-1} - 0,155Y_{t-2} - 0,877e_{t-1} + e_t$$

Model varians:

$$\ln(\sigma_t^2) = 0,306 + 0,370 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0,512 \ln(\sigma_{t-2}^2) + 0,616 \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) - 0,116 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

3.14 Uji Kesesuaian Model EGARCH

Uji kesesuaian model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) yang ditampilkan pada Tabel 11 berikut:

Tabel 11. Uji Kesesuaian Model EGARCH

Uji Kesesuaian	P-value
Uji <i>Ljung-Box</i>	>0.05 (Seluruh Lag)
Uji <i>Jarque Bera</i>	0.000
Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	0.979

Tabel 11 menunjukkan residual model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) tidak terdapat autokorelasi, dan tidak berdistribusi normal. Pada uji *Lagrange Multiplier* tidak terdapat efek ARCH pada residual.

3.15 Uji Asimetris Model EGARCH

Perlu mengecek efek asimetris pada model EGARCH yang ditampilkan pada Tabel 12 berikut:

Tabel 12. Uji Sign Bias Model GARCH

Model	P-value
ARMA (2,1)-EGARCH (1,2)	0.053

Tabel 12 menunjukkan uji *sign bias* memiliki p-value sebesar $0.000 > \alpha = 0.05$, sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang berarti residual simetris.

3.16 Perbandingan Model

Perbandingan model GARCH, TGARCH dan EGARCH menggunakan data *testing* dengan membandingkan nilai korelasi, MAPE, dan RMSEP yang ditampilkan pada Tabel 13 berikut:

Tabel 13. Perbandingan Akurasi Model

Model	MAPE	RMSEP
ARMA (2,1)-GARCH (1,2)	1.234%	33.411
ARMA (2,1)-TGARCH (2,1)	1.330%	29.357
ARMA (2,1)-EGARCH (1,2)	0.924%	32.641

Tabel 13 menunjukkan Model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) memiliki nilai MAPE terkecil. Sehingga model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) terpilih sebagai model GARCH asimetris terbaik untuk meramalkan data curah hujan harian di Kota Makassar.

3.17 Peramalan

Peramalan data curah hujan di Kota Makassar berdasarkan model terbaik. Model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) untuk keseluruhan data pada periode 1 Januari 2021- 31 Mei 2023 sebagai berikut.

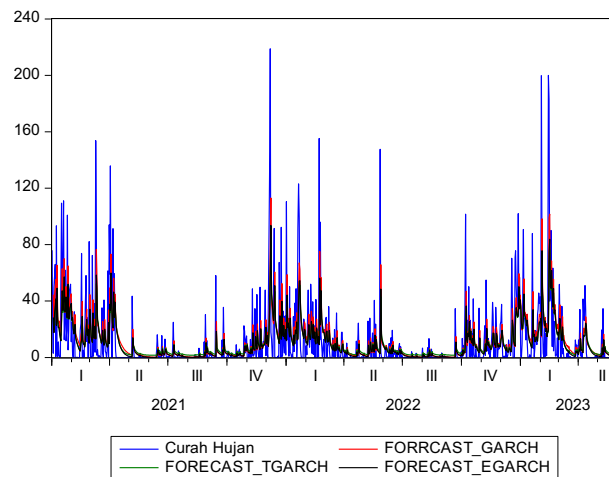
Model rataaan:

$$Y_t = 1,162Y_{t-1} - 0,184Y_{t-2} - 0,850e_{t-1} + e_t$$

Model variants:

$$\ln(\sigma_t^2) = 0,289 + 0,286 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0,600 \ln(\sigma_{t-2}^2) + 0,719 \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) - 0,259 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

Nilai curah hujan pada waktu t , dipengaruhi oleh nilai curah hujan pada waktu $t - 1$ dan $t - 2$, serta residual pada waktu ke $t - 1$. Nilai varian residual pada waktu t , dipengaruhi oleh nilai residual pada waktu $t - 1$, serta nilai varian residual pada waktu $t - 1$ dan $t - 2$. Nilai peramalan curah hujan periode selanjutnya pada periode 1 juni 2023 sebesar 0,180 mm. Grafik data curah hujan dengan peramalan masing-masing model GARCH, TGARCH dan EGARCH pada periode 1 Juni 2023 - 31 Juni 2023 ditampilkan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Grafik Curah Hujan dan Peramalan

Gambar 2 menunjukkan perbandingan data curah hujan aktual dengan nilai peramalan curah hujan masing masing model. Pada grafik menunjukkan dari model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) ditandai garis berwarna hitam mendekati nilai curah hujan aktual ditandai garis berwarna biru. Sehingga model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) sudah menghasilkan nilai peramalan curah hujan yang baik. Hal ini mendukung perbandingan model sebelumnya yang menyebutkan ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) terpilih sebagai model GARCH asimetris terbaik untuk meramalkan data curah hujan harian di Kota Makassar.

4. Kesimpulan

Perbandingan model terbaik dalam meramalkan curah hujan di Kota Makassar menggunakan model TGARCH dan EGARCH. Model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) menghasilkan persamaan model yaitu:

Model rataaan:

$$Y_t = 1,090Y_{t-1} - 0,092Y_{t-2} - 0,868e_{t-1} + e_t$$

Model variants:

$$\sigma_t^2 = 5,550 + 0,440a_{t-1}^2 - 0,620S_{t-1}^- a_{t-1}^2 - 0,340a_{t-2}^2 + 0,821\sigma_{t-1}^2$$

Model ARMA (2,1) – EGARCH (1,2) menghasilkan persamaan model yaitu:

Model rataaan:

$$Y_t = 1,162Y_{t-1} - 0,184Y_{t-2} - 0,850e_{t-1} + e_t$$

Model variants:

$$\ln(\sigma_t^2) = 0,289 + 0,286 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0,600 \ln(\sigma_{t-2}^2) + 0,719 \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) - 0,259 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

Model ARMA (2,1)-TGARCH (2,1) memiliki nilai MAPE dan RMSEP berturut-turut sebesar 1.330 dan 29.357. Model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) memiliki nilai MAPE dan RMSEP terkecil berturut-turut sebesar 0.924 dan 32.641. Nilai MAPE dan

RMSEP terkecil yaitu pada model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2). Sehingga Model ARMA (2,1)-EGARCH (1,2) terpilih sebagai model terbaik atau optimal untuk peramalan curah hujan di Kota Makassar.

Daftar Pustaka

- [1] Desvina, A. P., & Ratnawati. Penerapan Model Vector Autoregressive (VAR) Untuk Peramalan Curah Hujan Kota Pekanbaru. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 11(2), 151–159, 2014.
- [2] Silfiani, M., Lumintang, I. A., & Winda, R. L. Perbandingan Beberapa Metode Univariat Time Series pada Peramalan Curah Hujan. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 3(1), 22–31, 2024, doi: <https://doi.org/10.32665/statkom.v3i1.2730>
- [3] Sanusi, W., Mulbar, U., Jaya, H., Purnamawati, & Side, S. Modeling of Rainfall Characteristics for Monitoring of the Extreme Rainfall Event in Makassar City. *American Journal of Applied Sciences*, 14(4), 456–461, 2017, doi: <https://doi.org/10.3844/ajassp.2017.456.461>
- [4] Darmawan, R., Puspita, E., & Agustina, F. *Penerapan Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic (TGARCH) Dalam Peramalan Harga Emas Dunia*. 2015.
- [5] Julia, Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. Analisis Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (TGARCH) dan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (EGARCH) (Studi Kasus: Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada Januari 2011 sampai dengan Juni 2017). *Jurnal EKSPONENSIAL*, 9(2), 2018.
- [6] Kelikume, I., & Salami, A. Time Series Modeling And Forecasting Inflation: Evidence From Nigeria. *The International Journal of Business and Finance Research*, 8, 2014.
- [7] Aritonang, & Lerbin, R. *Peramalan Bisnis (Edisi Kedua)*. Ghalia Indonesia, 2009.
- [8] Sugiarto, & Harijono. *Peramalan Bisnis*. Penerbit Rineka Cipta, 2000.
- [9] Mokorimban, F. E., Nainggolan, N., Langi, Y. A. R., & Kunci, K. *Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado*. 2021.
- [10] Wibowo, M. N., Sugito, & Rusgiyono, A. Pemodelan Return Saham Perbankan Menggunakan Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH). *Jurnal Gaussian*, 6(1), 91–99, 2016.
- [11] Bollerslev, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal Economy*, 1986.

- [12] Tsay, R. S. *Analysis of Financial Time Series*. New York : John Wiley & Sons, Inc, 2002.
- [13] Bakari, Y., Anindita, R., & Syafrial. Analisis Volatilitas Harga, Transmisi Harga, dan Volatility Spillover pada Pasar Dunia Crude Palm Oil (CPO) dengan Pasar Minyak Goreng di Indonesia. *Agrise*, 13(3), 253–264, 2013.
- [14] Tagliafichi, R. *The GARCH Model and Their Application to the VaR*. Buenos Aires, Argentina, 2003.
- [15] Iqbal, M., & Ningsih, N. W. Prediksi Harga Saham Harian PT BTPN Syariah Tbk Menggunakan Model Arima dan Model Garch. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 7(03), 1573–1580, 2021.
- [16] Cryer, J., & Chan, K. *Time Series Analysis with Applications in R*. Spring Street, 2008.
- [17] Panjaitan, H., & Prahutama, A. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA, Intervensi Dan ARFIMA (Studi Kasus : Penumpang Kereta Api Kelas Lokal Ekonomi DAOP IV Semarang). 7(1), 96–109, 2018.
- [18] Fitri, A., Kusnandar, D., & Perdana, H. Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan Dengan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 10(3), 2021.
- [19] Sanjaya, F. I., & Heksaputra, D. Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 7(2), 163–174, 2020.
- [20] Wibowo, M. N., Sugito, & Rusgiyono, A. Pemodelan Return Saham Perbankan Menggunakan Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (E-GARCH). *Jurnal Gaussian*, 6(1), 91–99, 2016.
- [21] Aulia, F., Yozza, H., & Devianto, D. PERAMALAN CURAH HUJAN BULANAN KABUPATEN TANAH DATAR DENGAN MODEL SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA). *Jurnal Matematika UNAND*, 8(2), 37, 2019.
- [22] Aswi, & Sukma. *Analisis Deret Waktu*. Andira Publisher, 2006.