



## Penerapan ARIMA pada Data Curah Hujan di Stasiun Meteorologi Kelas II Minangkabau Padang Pariaman

Rizki Amalia Nur<sup>1</sup>, Darvi Mailisa Putri <sup>2</sup>

Matematika Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang, Indonesia<sup>1,2</sup>

email: [rizkiamalianur388@gmail.com](mailto:rizkiamalianur388@gmail.com)<sup>1</sup>, [darvigailisa@uinib.ac.id](mailto:darvigailisa@uinib.ac.id)<sup>2</sup>

Received 13 Maret 2024, Accepted 31 Maret 2024, Published 31 Maret 2024

### Abstrak


Curah hujan merupakan salah satu indikator perubahan iklim yang berdampak. Stasiun Meteorologi kelas II Minangkabau Padang Pariaman adalah salah satu lokasi yang memiliki dampak terhadap curah hujan. Lokasi ini merupakan Bandara International Minangkabau sehingga informasi curah hujan menjadi hal yang sangat penting. Data curah hujan yang digunakan pada penelitian ini adalah data bulanan dengan periode Januari 2017 sampai dengan Juni 2022. Diterapkan model ARIMA untuk melakukan peramalan atau prediksi terhadap data curah hujan periode selanjutnya. Hasil penelitian berdasarkan analisis nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) diperoleh model terbaik ARIMA (3,1,0).

**Kata Kunci:** Curah hujan; ARIMA; AIC

### Abstract

Rainfall is one of the indicators of climate change that has an impact. Class II Minangkabau Meteorological Station Padang Pariaman is one of the locations that has an impact on rainfall. This location is Minangkabau International Airport so that rainfall information is very important. The rainfall data used in this study is monthly data with the period January 2017 to June 2022. The ARIMA model is applied to perform forecasting or prediction of rainfall data for the next period. The results of the study based on the analysis of the *Akaike Information Criterion* (AIC) value obtained the best model ARIMA (3,1,0).

**Keywords:** *Rainfal*; ARIMA; AIC

 Corresponding author

## PENDAHULUAN

Perubahan iklim merupakan fenomena yang terjadi secara umum, namun dampak perubahan iklim tidak dirasakan di setiap tempat secara bersamaan. Salah satu pengaruh yang penting dalam ilmu iklim adalah curah hujan. Naik dan turunnya curah hujan di suatu daerah mempengaruhi kelangsungan aktivitas manusia [1]. Salah satu daerah yang mengalami naik atau turunnya curah hujan adalah Kabupaten Padang Pariaman.

Berdasarkan data curah hujan dari tahun 2018-2022 di Kabupaten Padang Pariaman khususnya Bandara International Minangkabau, rata-rata curah hujan perhari terbanyak berada pada bulan September di setiap tahunnya. Nilai rata-rata curah hujan berkisar di 24,96 milimeter. Selanjutnya analisis rata-rata curah hujan perhari paling sedikit terjadi pada bulan Januari di setiap tahunnya, dengan rata-rata curah hujan 15,8 milimeter (BMKG Stasiun Meteorologi Kelas II Minangkabau, 2023). Fenomena ini menjadi hal yang penting untuk dikaji khususnya pada Bandara International Minangkabau, yang menjadi pusat penerbangan di Sumatra Barat. Fluktuasi yang dinamis pada data curah hujan memiliki arti terjadinya peningkatan curah hujan signifikan dalam satu tahun atau sebaliknya. Ketidakpastian pola iklim yang terjadi ini, maka perlu adanya informasi yang akurat tentang jumlah curah hujan. Data curah hujan termasuk ke dalam data *time series*, dimana data akan bergantung terhadap waktu [2].

Salah satu metode yang dapat diterapkan adalah metode Box-Jenkins. Metode ini adalah melibatkan beberapa teknik, yaitu Autoregressive (AR), Moving Average (MA), Autoregressive Moving Average (ARMA) dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) [3]. Model Autoregressive Moving Average (ARMA) adalah model yang menunjukkan sifat stasioner terhadap nilai tengah dan varians. Sedangkan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah model yang digunakan ketika data tidak stasioner pada nilai tengah dan varians. Apabila ada data tidak stasioner pada nilai tengah dan varians, maka untuk mengatasinya dengan menerapkan metode *differencing* dan transformasi [4].

Metode Box-Jenkins masih menjadi metode yang banyak digunakan oleh beberapa peneli. Beberapa penelitian yang menggunakan model ARIMA adalah mengkaji tentang peramalan harga saham, *BI rate*, dan curah hujan [4], [5], [6]. Selanjutnya, salah satu penelitian yang melibatkan model ARMA adalah mengkaji tentang peramalan inflasi di Indonesia [7]. Hasil penelitian dengan metode Box-Jenkins mengestimasi model berdasarkan nilai minimum AIC dan BIC atau salah satu dari keduanya [8]. Namun, sebelum itu estimasi parameter telah dilakukan di semua model yang diperoleh serta melakukan uji asumsi *white noise* dan asumsi distribusi normal terhadap residual [9].

Berdasarkan uraian diatas, maka penelitian ini akan menganalisis data curah hujan dengan periode bulanan dari Januari 2017 sampai dengan Juni 2022. Data ini dijadikan indikator pembentukan model ARIMA. Setelah model ARIMA terbaik terpilih, peneliti atau pihak terkait dapat menggunakan model guna mengestimasi data curah hujan untuk beberapa periode bulan berikutnya.

## METODOLOGI

Jenis penelitian yang diterapkan adalah penelitian kuantitatif dengan menggunakan data sekunder curah hujan ( $X_t$ ) dengan periode bulanan. Data dimulai dari Januari 2017 hingga Juni 2022 yang diperoleh dari BMKG Stasiun Meteorologi Kelas II Minangkabau Padang Pariaman. Teknik pengambilan sampel merupakan teknik dokumentasi dan dianalisis dengan model ARIMA. Tahapan analisis data dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Plot Data Awal.
2. Uji Stasioneritas Data.

Stasioneritas pada data deret waktu adalah asumsi dasar yang harus dipenuhi. Diantara uji stasioneritas data yang dilakukan adalah stasioner terhadap nilai tengah dan stasioner terhadap varians [10].

- a. Stasioner terhadap nilai tengah

Misalkan  $\{X_t\}$  merupakan deret waktu dengan  $X_t$  sebagai pengamatan terhadap waktu  $t$ . Data dikatakan stasioner terhadap nilai tengah jika  $E(X_t) = \mu$ , artinya nilai rata-rata tidak bergantung terhadap waktu. Namun saat nilai rata-rata tidak stasioner maka dilakukan *differencing*. *Differencing* pertama adalah selisih antara data ke- $t$  dengan data ke- $t - 1$  atau dapat ditulis.

$$\nabla^1 X_t = X_t - X_{t-1} \quad (2.1)$$

- b. Stasioner terhadap varians

Data deret waktu  $\{X_t\}$  dikatakan stasioner terhadap varians saat  $\text{Var}(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2$ . Jika data tidak stasioner maka transformasi Box-Cox digunakan untuk mengatasinya dengan formula berikut (Wei,2006):

$$T(X_t) = \begin{cases} \frac{x_t^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \ln \lambda & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

$T(X_t)$  adalah fungsi transformasi  $X_t$  dan  $\lambda$  adalah parameter transformasi.

3. ACF dan PACF

Plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dilakukan untuk menentukan orde  $p$  dan  $q$  pada model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). ACF berfungsi untuk melihat hubungan linear antara observasi ( $X_t$ ) dan ( $X_{t+k}$ ) dari proses yang sama yang hanya terpisah  $k$  lag waktu. Autokorelasi mengindikasikan adanya hubungan antar observasi. Fungsi autokorelasi dapat dihitung melalui persamaan berikut [11].

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (2.3)$$

PACF merupakan korelasi antara  $(X_t)$  dan  $(X_{t+k})$  setelah dependensi linear pada variabel  $X_{t+1}, X_{t+2}, \dots, X_{t+k}$  dihilangkan. Fungsi autokorelasi parsial dapat dihitung dengan persamaan

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.4)$$

#### 4. Model Time Series

##### a. Model Autoregressive (AR)

Model *Autoregressive* (AR) menggambarkan keterkaitan antara nilai saat ini  $(X_t)$  dengan nilai sebelumnya  $(X_{t-1})$ , dengan tambahan pengaruh dari nilai residu  $(a_t)$ . Autoregresif berorde  $p$ , memiliki bentuk sistematis berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad (2.5)$$

##### b. Model Moving Average (MA)

Model *Moving Average* (MA) menggambarkan keterkaitan antara nilai saat ini  $(X_t)$  dengan nilai residu di masa lalu  $a_{t-k}$ . Model *Moving average* dengan orde  $q$  yang memiliki persamaan sebagai berikut:

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.6)$$

##### c. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) adalah kombinasi dari pola model AR dan MA. Model umum yang merupakan kombinasi dari model AR orde- $p$  dan model MA orde- $q$ , biasanya disebut sebagai ARMA orde- $p, q$  dapat ditulis berikut ini:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.7)$$

##### d. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) adalah kombinasi dari karakteristik model AR dan MA. Model umum yang merupakan kombinasi model AR orde- $p$  dan MA orde- $q$ , biasanya disebut sebagai ARMA orde- $p, q$  dapat ditulis berikut ini

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.8)$$

dengan  $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p)$  (2.9)

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.10)$$

5. Akaike Information Criteria (AIC)

Akaike Information Criteria (AIC) merupakan indikator pemilihan model terbaik dari model ARIMA. Semakin kecil nilai AIC maka model ARIMA semakin baik menginterpretasikan data. Persamaan AIC ditulis sebagai berikut [10].

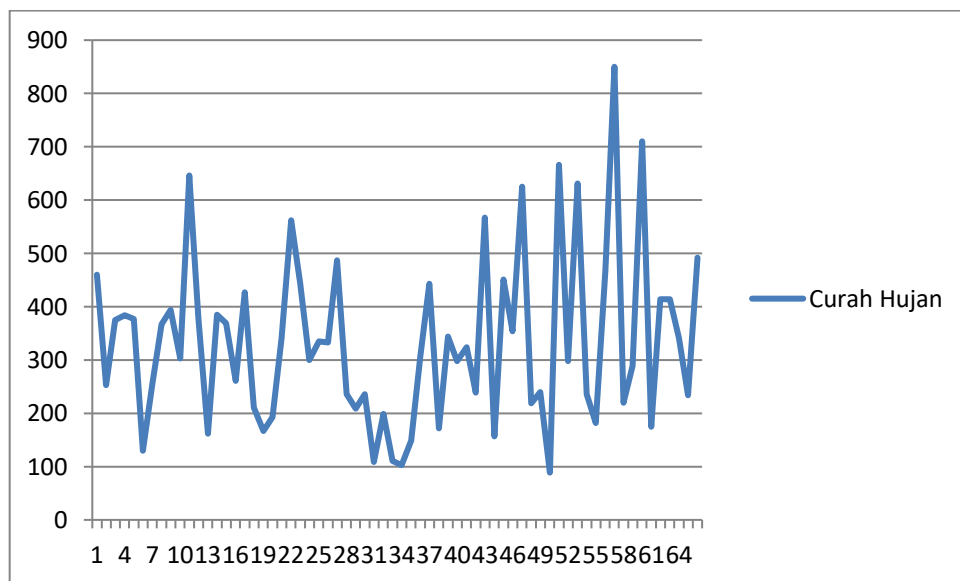
$$AIC = \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{n} \tag{2.11}$$

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Analisis awal dimulai dengan melakukan plot awal data dan diakhiri dengan mengestimasi model terbaik.

**3.1 Plot Data**

Plot data awal berfungsi untuk melihat kestasioner data terhadap nilai *mean* dan varians. Gambar 3.1 menampilkan 66 data curah hujan dengan periode bulanan dimulai dari Januari 2017 hingga Juni 2022. Pada sumbu-*x* merupakan urutan data curah hujan berdasarkan periode, sedangkan sumbu-*y* merupakan jumlah nilai curah hujan per bulannya.

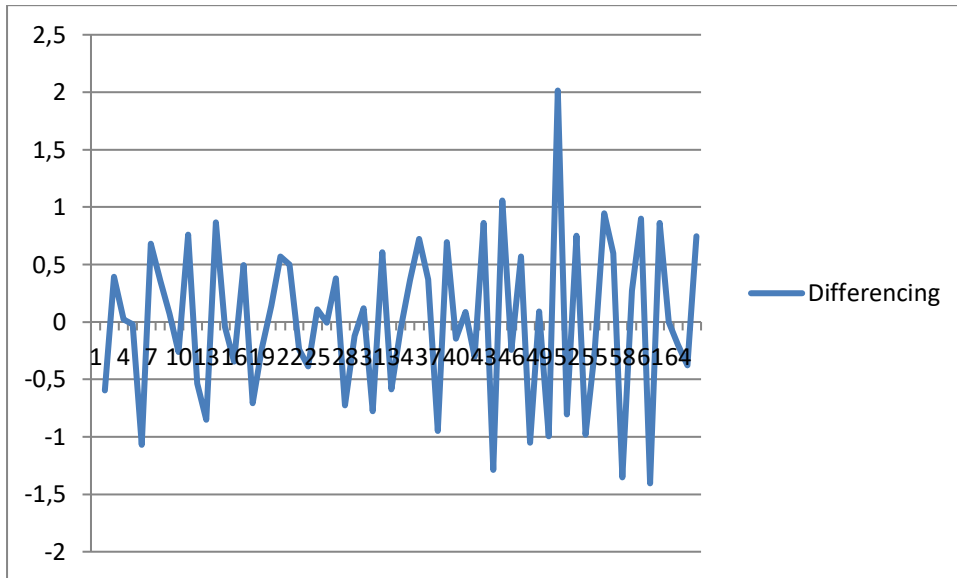


Gambar 3.1 Plot Data Curah Hujan Periode Januari 2017 hingga Juni 2022

Data mengalami fluktuasi dan tidak tersebar disekitar nilai *mean* serta tidak konstan varians. Selain itu uji ADF menunjukkan sebesar 0,08271 yang artinya hipotesis  $H_0$  diterima, maka secara jelas bahwa data belum stasioner terhadap *mean*. Pada uji Box-Cox didapat lamda sebesar nol yang mengindikasikan bahwa data juga tidak stasioner terhadap varians. Berdasarkan uraian tersebut maka data perlu dilakukan *differencing* dan transformasi.

Langkah awal diterapkan transformasi  $\ln X_t$  pada data. Nilai lamda sudah menunjukkan satu, sehingga data sudah stasioner terhadap varians. Lalu diuji

kembali stasioneritas data terhadap *mean*. Nilai *p-value* menunjukkan 0,09088 yang artinya data belum stasioner terhadap *mean*, sehingga dilakukan differencing terhadap data. Berikut merupakan plot data curah hujan setelah *differencing*.

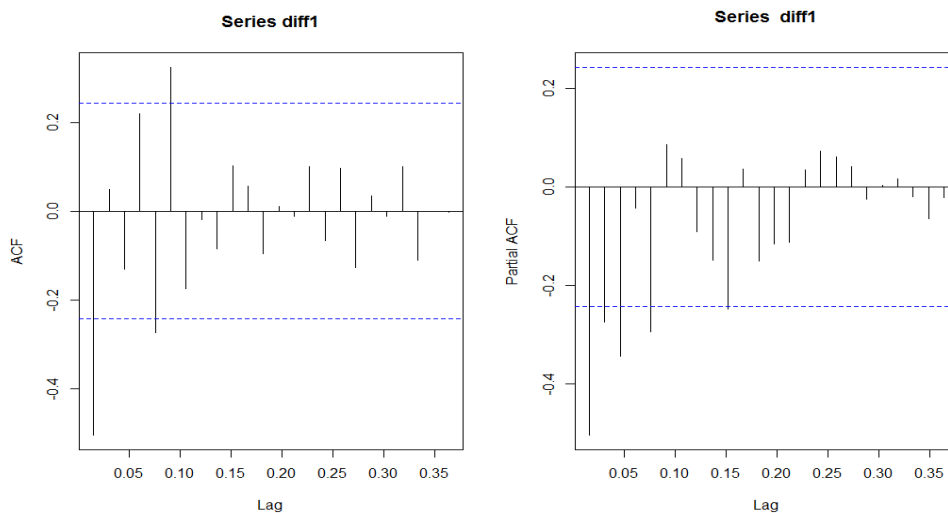


Gambar 3.2 Plot Data Curah Hujan Setelah Differencing

Gambar 3.2 menampilkan plot data curah hujan setelah differencing mengalami fluktuasi di sekitar garis tengah yang konstan. Berdasarkan uji ADF diperoleh *p-value* sebesar 0,01 maka  $H_0$  ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa data tersebut sudah stasioner terhadap nilai tengah.

### 3.2 Identifikasi Model ARIMA

Model ARIMA dapat diidentifikasi melalui plot ACF dan PACF. Hasil Plot ACF digunakan untuk menentukan orde MA ( $q$ ) dan PACF digunakan untuk menentukan orde AR ( $p$ ). Hasil plot ACF dan PACF diuraikan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Plot ACF dan PACF Data

Plot ACF masuk setelah lag 1 dan plot PACF berangsur turun menuju nol pada lag 3. Berdasarkan hal tersebut maka dapat diduga bahwa model AR memiliki orde 3 dan model MA memiliki orde 1, sehingga model dugaan sementara adalah ARIMA (3,1,1). Model ARIMA (3,1,1) memiliki beberapa kombinasi model diantaranya ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (2,1,0), ARIMA (2,1,1), ARIMA (3,1,0) dan ARIMA (3,1,1).

### 3.3 Estimasi Model Terbaik

Estimasi model terbaik dilihat berdasarkan signifikansi parameter tiap model yang telah diperoleh. Estimasi dan uji signifikansi parameter model dijelaskan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Estimasi dan Uji Signifikan Paramter

Model Sementara	Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	Std. Error	P-Value	Keputusan
ARIMA (1,1,0)	$\hat{\phi}_1$	-0,52699	0,10569	$6,157e^{-7}$	Signifikan
ARIMA (0,1,1)	$\hat{\theta}_1$	-0,937962	0,074008	$< 2,2e^{-16}$	Signifikan
ARIMA (1,1,1)	$\hat{\phi}_1$	-0,103604	0,138291	0,4538	T.signifikan
	$\hat{\theta}_1$	-0,910184	0,080471	$< 2e^{-16}$	Signifikan
ARIMA (2,1,0)	$\hat{\phi}_1$	-0,71698	0,11601	$6,389e^{-10}$	Signifikan
	$\hat{\phi}_2$	-0,35969	0,11506	0,001771	Signifikan
ARIMA (2,1,1)	$\hat{\phi}_1$	-0,128125	0,149409	0,3911	T.signifikan
	$\hat{\phi}_2$	-0,063500	0,146333	0,6643	T.signifikan
	$\hat{\theta}_1$	-0,887770	0,098247	$< 2e^{-16}$	Signifikan
ARIMA (3,1,0)	$\hat{\phi}_1$	-0,85958	0,11386	$4,365e^{-14}$	Signifikan
	$\hat{\phi}_2$	-0,64219	0,13273	$1,31e^{-6}$	Signifikan
	$\hat{\phi}_3$	-0,39078	0,11205	0,0004875	Signifikan
ARIMA (3,1,1)	$\hat{\phi}_1$	-0,15693	0,17772	0,3772	T.signifikan
	$\hat{\phi}_2$	-0,09346	0,17455	0,5924	T.signifikan
	$\hat{\phi}_3$	-0,05432	0,16031	0,7347	T.signifikan
	$\hat{\theta}_1$	-0,85934	0,14111	$8,703e^{-8}$	

					Signifikan
--	--	--	--	--	------------

Hasil yang diperoleh pada Tabel 3.1 dapat disimpulkan bahwa terdapat beberapa model yang memiliki parameter yang signifikan, yaitu model ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (2,1,0), dan ARIMA (3,1,0). Model lainnya seperti, model ARIMA(1,1,1), ARIMA (2,1,1) dan ARIMA (3,1,1) terdapat beberapa parameter yang tidak signifikan.

Tahapan selanjutnya adalah menguji asumsi residu apakah residu berkorelasi dengan residu lainnya. Asumsi ini dinamakan asumsi *white noise* dengan menggunakan statistik uji Ljung-Box. Hasil uji diberikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Uji White Noise

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA(1,1,0)	0,1117	White Noise
ARIMA(0,1,1)	0,477	White Noise
ARIMA(1,1,1)	0,9252	White Noise
ARIMA(2,1,0)	0,2202	White Noise
ARIMA(2,1,1)	0,9395	White Noise
ARIMA(3,1,0)	0,8311	White Noise
ARIMA(3,1,1)	0,9938	White Noise

Nilai *p-value* pada uji Ljung-Box untuk semua model bernilai lebih dari 0,05. Artinya semua model ARIMA memenuhi asumsi *white noise* sehingga semua model dilanjutkan dengan pengujian distribusi normal. Statistik uji *shapiro-wilk* diterapkan untuk mengevaluasi normalitas residual dan hasil uji ditamikan pada tabel berikut.

Tabel 3.3 Pengujian Berdistribusi Normal

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA(1,1,0)	0,441	Berdistribusi Normal
ARIMA(0,1,1)	0,0008236	T. Berdistribusi Normal
ARIMA(1,1,1)	0,001434	T. Berdistribusi Normal
ARIMA(2,1,0)	0,02182	T. Berdistribusi Normal
ARIMA(2,1,1)	0,002099	T. Berdistribusi Normal
ARIMA(3,1,0)	0,3188	Berdistribusi Normal
ARIMA(3,1,1)	0,003588	T. Berdistribusi Normal



Hasil uji *shapiro-wilk* menunjukkan bahwa hanya terdapat dua model ARIMA yang memenuhi asumsi residual berdistribusi normal, yaitu ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (3,1,0). Hal ini terlihat dari nilai *p-value* yang diperoleh lebih dari 0,05 (5%). Selanjutnya model ARIMA lainnya tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal sehingga semua model ini bisa dieliminasi dari pemilihan model terbaik. Berdasarkan dua model yang terpilih sebagai pemenuhan dua asumsi residual, yaitu asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Selanjutnya digunakan Akaike Information Criterion (AIC) untuk memilih model terbaik dari yang terbaik. Model yang terpilih adalah model dengan nilai AIC terkecil.

Tabel 3.4 Hasil Kriteria AIC

Model	AIC
ARIMA(1,1,0)	876,26
ARIMA(3,1,0)	860,28

Nilai AIC yang diperoleh oleh model ARIMA (3,1,0) hampir sama atau berdekatan dengan model ARIMA (1,1,0). Namun jika dibandingkan model ARIMA (3,1,0) memiliki nilai yang paling kecil. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa model terbaik dari data curah hujan periode Januari 2017 hingga Juni 2022 adalah model ARIMA (3,1,0). Persamaan model ARIMA (3,1,0) dijelaskan pada persamaan berikut. curah hujan dengan persamaan model sebagai berikut:

$$X_t = X_{t-1}(\phi_1 + 1) + X_{t-2}(\phi_2 - \phi_1) + X_{t-3}(\phi_3 - \phi_2) - \phi_3 X_{t-4}$$

Jika nilai estimasi parameter dimasukkan, maka model tersebut akan menjadi:

$$X_t = (0,14042)X_{t-1} + (0,21739)X_{t-2} + (0,25141)X_{t-3} + (0,39078)X_{t-4}$$

Dimana:

$X_t$  : pengamatan orde ke  $t$

$X_{t-1}$  : pengamatan orde ke  $t - 1$

$a_t$  : residual orde ke  $t$

$a_{t-1}$  : residula orde ke  $t - 1$

## SIMPULAN

Berdasarkan analisis data *time series* menggunakan model ARIMA, pengolahan data curah hujan bulanan dari bulan Januari 2017 hingga Juni 2022 memperoleh model terbaik adalah ARIMA(3,1,0). Model ini dipilih sesuai dengan signifikansi parameter, residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal serta nilai AIC yang paling kecil. Estimasi parameter pada model ARIMA(3,1,0) diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$X_t = (0,14042)X_{t-1} + (0,21739)X_{t-2} + (0,25141)X_{t-3} + (0,39078)X_{t-4}$$

Persamaan di atas dapat digunakan peneliti atau pihak pengguna untuk melakukan prediksi data curah hujan untuk periode bulan selanjutnya. Namun terdapat syarat yang harus dipenuhi yaitu rentang waktu (bulan) tidak terlalu jauh dari data yang dianalisis. Hal ini disebabkan karena model ARIMA hanya dapat meramalkan data untuk periode jangka pendek.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih penulis ucapkan kepada Stasiun Meteorologi Kelas II Minangkabau Padang Pariaman dan Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. E. Aldrian, B. Eng, D. M. Karmini, and I. Budiman, "Perubahan Iklim di Indonesia".
- [2] D. M. Putri and L. H. Hasibuan, "Penerapan Gerak Brown Geometrik pada Data Saham PT. ANTM," *Mathematics & Applications Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 1-10, 2020.
- [3] D. N. Gujarati, *Student solutions manual for use with "Basic econometrics,"* 4. ed. in McGraw-Hill higher education. Boston: McGraw Hill, 2003.
- [4] D. M. Putri, L. H. Hasibuan, R. A. Nur, and E. Asfa'ani, "OPTIMASI PREDIKSI CURAH HUJAN KOTA PADANG DENGAN MODEL ARIMA".
- [5] D. M. Putri and Aghsilni, "Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk. dengan ARIMA," *MAp Journal: Mathematics and Applications*, vol. 1, pp. 1-12, Dec. 2019.
- [6] K. N. Khikmah, K. Sadik, and I. Indahwati, "TRANSFER FUNCTION AND ARIMA MODEL FOR FORECASTING BI RATE IN INDONESIA," *BAREKENG: J. Math. & App.*, vol. 17, no. 3, pp. 1359-1366, Sep. 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss3pp1359-1366.
- [7] C. A. Melyani, A. Nurtsabita, G. Z. Shafa, and E. Widodo, "PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (ARMA)," *JaMES*, vol. 4, no. 2, pp. 67-74, Oct. 2021, doi: 10.32665/james.v4i2.231.
- [8] S. Cania, D. M. Putri, and I. D. Rianjaya, "Penerapan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) pada Jumlah Penumpang Kereta Api di Sumatera Barat," *JOSTECH: Journal of Science and Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 209-220, Sep. 2023.
- [9] L. H. Hasibuan, S. Musthofa, D. M. Putri, and M. Jannah, "COMPARISON OF SEASONAL TIME SERIES FORECASTING USING SARIMA AND HOLT WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING (CASE STUDY: WEST SUMATRA EXPORT DATA)," *BAREKENG: J. Math. & App.*, vol. 17, no. 3, pp. 1773-1784, Sep. 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss3pp1773-1784.
- [10] H. Lutkepohl and M. Kratzig, "APPLIED TIME SERIES ECONOMETRICS".
- [11] D. D. C. P. Damodar N. Gujarati, *Basic Econometrics Fifth Edition*.