

## OPTIMASI PREDIKSI CURAH HUJAN KOTA PADANG DENGAN MODEL ARIMA

### *OPTIMIZATION OF RAINFALL PREDICTION IN PADANG CITY USING THE ARIMA MODEL*

Darvi Mailisa Putri<sup>1§</sup>, Lilis Harianti Hasibuan<sup>2</sup>, Rizki Amalia Nur<sup>3</sup>, Ezhari Asfa'ani<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Imam Bonjol Padang [Email: [darvimailisa@uinib.ac.id](mailto:darvimailisa@uinib.ac.id)]

<sup>2</sup>Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Imam Bonjol Padang [Email: [lilisharianti@uinib.ac.id](mailto:lilisharianti@uinib.ac.id)]

<sup>3</sup>Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Imam Bonjol Padang [Email: [rizkiamalianur388@gmail.com](mailto:rizkiamalianur388@gmail.com)]

<sup>4</sup>Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Imam Bonjol Padang [Email: [ezhariasfaani@uinib.ac.id](mailto:ezhariasfaani@uinib.ac.id)]

<sup>§</sup>*Corresponding Author*

Received 11<sup>th</sup> Oct 2023; Accepted 27<sup>th</sup> Oct 2023; Published 1<sup>st</sup> Dec 2023;

#### Abstrak

Hujan merupakan fenomena alam yang masih menjadi perhatian beberapa pihak. Khususnya pengkajian curah hujan pada suatu daerah. Hal ini menjadi penting karena curah hujan yang tinggi akan berakibat pada bencana alam dan berdampak pada kehidupan masyarakat. Maka perlu dilakukan prediksi curah hujan, walaupun ini adalah masalah yang kompleks. Penelitian ini bertujuan mengoptimasikan prediksi data curah hujan kota Padang dengan data bulanan periode Januari 2018 s.d. Desember 2021. Model ARIMA digunakan untuk menganalisis data dengan syarat data harus stasioner. Kestasioneran data dapat dilihat dari uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Setelah uji ADF dilakukan, plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) membantu dalam penentuan orde dari model ARIMA. Diperoleh model ARIMA (0,1,1) sebagai model terbaik berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil.

**Kata Kunci:** curah hujan, ARIMA, AIC

#### Abstract

*The rain is a natural phenomenon that is still a concern for several parties. Especially the assessment of rainfall in an area. This is important because high rainfall will result in natural disasters and have an impact on people's lives. So it is necessary to predict rainfall, although this is a complex problem. This research aims to optimise the prediction of Padang city rainfall data with monthly data for the period January 2018 to December 2021. The ARIMA model is used to analyse the data provided that the data must be stationary. Data stationarity can be seen from the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test. After the ADF test is performed, the Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) plots help in determining the order of the ARIMA model. The ARIMA (0,1,1) model was found to be the best model based on the smallest Akaike's Information Criterion (AIC) value.*

**Keywords:** rainfall, ARIMA, AIC

## 1. Pendahuluan

Curah hujan merupakan isu yang masih menarik untuk dikaji sampai saat ini. Terutama pada bidang meteorologi dalam hal layanan peringatan bahaya yang disebabkan oleh hujan. Salah satu bahaya intensitas hujan yang tinggi adalah terjadinya banjir di beberapa daerah di Indonesia [1]. Jika tidak ditangani secara serius akan berdampak pada kehidupan masyarakat, misalnya infrastuktur, kesehatan, dan bisnis, terutama di bidang pertanian.

Curah hujan tidak hanya berdampak negatif, namun ada juga berdampak positif. Hal ini dibuktikan oleh penelitian Santoso, dkk. Penelitian ini mengkaji beberapa tipe curah hujan dan menyimpulkan bahwa tipe curah hujan ekuatorial dapat meningkatkan hasil pertanian, yaitu produksi padi gogo [2]. Selain itu, curah hujan membantu dalam mengatasi kebakaran hutan dan lahan gambut. Melalui penelitian *hotspot* sebagai indikator terjadinya kebakaran hutan dan lahan gambut [3].

Berdasarkan uraian di atas, maka penting dilakukan prediksi curah hujan, walaupun ini termasuk salah satu masalah yang kompleks. Curah hujan sangat dipengaruhi oleh tekanan atmosfer, suhu, kelembaban, titik embun dan kecepatan angin [4]. Namun hal ini tidak menjadi halangan bagi para peneliti. Setiyaris memprediksi curah hujan menggunakan jaringan saraf tiruan Levenberg Marquardt [5]. Begitu juga peneliti lainnya telah melakukan penelitian prediksi curah hujan dengan model fuzzy time

series dan metode type-2 fuzzy logic system [6][7].

Prediksi curah hujan dapat juga diaplikasikan pada model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ini adalah pengembangan dari model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) dimana datanya tidak stasioner sehingga dilakukan *differencing*. Banyak kasus yang bisa diterapkan pada model ARIMA, diantaranya adalah prediksi harga saham [8], komoditi bawang merah [9], kasus COVID-19 [10] dan data ekspor [11]. Kajian penelitian komoditi bawang merah berhasil mengeksplorasi penetapan biaya pemanfaatan bawang merah di Kota Tegal. Sedangkan pada kasus COVID-19, penelitian Ospina dkk berhasil meramalkan kasus COVID-19 yang terkonfirmasi dan pulih di seluruh fase rencana pencegahan di Recife.

Oleh karena itu, penelitian ini akan mengkaji optimasi prediksi curah hujan kota Padang. Prediksi dilakukan dengan menganalisis data-data pada periode sebelumnya. Tujuan dari penelitian ini adalah melihat pergerakan curah hujan yang terjadi di kota Padang. Dengan mengetahui pergerakan curah hujan diharapkan ini membantu pihak yang kegiatannya bergantung pada curah hujan. Misal, seorang petani, dapat memperkirakan kapan masa penanaman bibit dapat dilakukan agar tidak terjadi kerugian saat curah hujan tinggi. Begitu juga di bidang penerbangan, pihak terkait dapat mengatur jadwal

yang tidak membahayakan semua pihak.

## 2. Landasan Teori

Kajian yang diperlukan untuk memperoleh model prediksi terbaik dari Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF), hasil plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*), Uji Parameter, Uji Normalitas Residual dan White Noise dan perhitungan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC).

### 2.1 Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

Asumsi dasar yang harus dipenuhi oleh data deret waktu adalah data harus stasioner. Artinya proses suatu deret data pengamatan tidak berubah seiring dengan adanya perubahan waktu [12]. Deret waktu  $Z_t$  dikatakan stasioner apabila *mean* dan variansi deret waktu tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan. Maka proses pengamatan berfluktuasi statis.

Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) merupakan uji kestasioneritas suatu data deret waktu. Dikenalkan oleh David Dickey dan Wayne Fuller. Adapun Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \delta = 0 \text{ (data tidak stasioner)}$$

$$H_1 : \delta \neq 0 \text{ (data stasioner)}$$

Selanjutnya, statistik uji *Augmented Dickey-Fuller* adalah:

$$ADF = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (1)$$

dimana  $SE(\hat{\delta})$  adalah standar error untuk  $\hat{\delta}$ .

Kriteria pengambilan keputusan yaitu

1. Jika nilai mutlak statistik-t > statistik uji ADF maka tolak  $H_0$  dengan kata lain data stasioner.
2. Jika nilai mutlak statistik-t < statistik uji ADF maka terima  $H_0$  dengan kata lain data tidak stasioner.

### 2.2 ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

Koefisien autokorelasi dapat melihat keeratan hubungan linier antara data pengamatan yang berbeda lag. Pada hasil output ACF dan PACF digunakan untuk mengidentifikasi orde model deret waktu.

**Definisi 2.1.** [13] Misalkan  $\{X_t\}$  adalah data deret waktu stasioner, maka fungsi autokovarians (ACVF) dari  $\{X_t\}$  pada lag  $k$  adalah

$$\gamma_k = Cov(X_t, X_{t+k}) = E[(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)]$$

Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Partial (PACF) dari  $\{X_t\}$  adalah

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = Corr(X_t, X_{t+k}) \quad (2)$$

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad (3)$$

### 2.3 Uji Parameter Model

Uji signifikansi parameter sangat penting dilakukan guna melihat apakah suatu parameter model layak digunakan atau tidak. Diantara model yang dihasilkan adalah:

### Model Autoregressive

Model *autoregressive* (AR) adalah model stasioner dari data deret waktu dimana nilai pengamatan waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh nilai pengamatan sebelumnya. Model autoregressive dengan orde  $p$  dinotasikan dengan AR ( $p$ ). Bentuk umum model AR( $p$ ) adalah [12]:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t \quad (4)$$

dimana  $\phi_i$  adalah parameter ke- $i$  dimana dan  $e_t$  adalah error kesalahan saat  $t$  dengan  $e_t \sim WN(0, \sigma^2)$ .

### Model Moving Average

Model *moving average* (MA) menunjukkan pengamatan pada waktu  $t$ ,  $X_t$  dipengaruhi oleh galat pada  $q$  waktu-waktu  $t$  sebelumnya. Model MA dengan orde  $q$  dinotasikan dengan MA ( $q$ ). Bentuk umum model MA( $q$ ) adalah [12]:

$$X_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (5)$$

dimana  $\theta_i$  adalah koefisien *moving average* dan  $e_t$  adalah error saat  $t$  dengan  $e_t \sim WN(0, \sigma^2)$ .

### Model ARMA (Autoregressive Moving Average)

Dalam kasus analisis data runtun waktu, proses AR maupun MA cukup memadai, namun kadangkala ditemui kasus dimana identifikasi model menghasilkan kesimpulan bahwa data mengikuti proses AR sekaligus MA atau sebagian mengikuti proses AR sedangkan sebagian lagi mengikuti proses MA. Dalam hal ini data dikatakan mengikuti proses ARMA.

Model umum untuk campuran proses AR dan MA adalah seperti berikut [12]

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (6)$$

Dimana  $\phi_i$  dan  $\theta_i$  adalah berturut-turut koefisien *autoregressive* dan koefisien *moving average*. Model ARMA dapat dituliskan seperti

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) X_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) e_t$$

atau bisa ditulis

$$\phi_p(B) X_t = \theta_q(B) e_t \quad (7)$$

### Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model campuran AR dan MA setelah dilakukan *differencing*.

Bentuk umum model ARIMA adalah [12]:

$$(1 - B)^d X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} + e_t$$

atau bisa ditulis sebagai berikut

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B) e_t \quad (8)$$

dimana  $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$  dan  $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$  serta  $B$

adalah operator *backward shift* dan  $(1 - B)^d X_t$  adalah deret waktu yang stasioner pada pembedaan ke- $d$ . Proses ini dilambangkan dengan ARIMA ( $p, d, q$ ).

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dengan hipotesis:

$$H_0 : \text{Parameter model tidak signifikan}$$

$$H_1 : \text{Parameter model signifikan}$$

Kriteria Pengujian: Tolak  $H_0$  apabila  $P - \text{value} < \alpha$  dengan  $\alpha$  taraf signifikansi yaitu 0,05.

## 2.4 Uji Normalitas Residual dan White Noise

Pengujian normalitas residual dilakukan dengan analisis grafik normal *probability plot*. Uji normalitas berfungsi untuk mengetahui apakah residu berdistribusi normal atau tidak. Hipotesis pengujian diberikan sebagai berikut

$H_0$  : Data residual berdistribusi normal

$H_1$  : Data residual tidak berdistribusi normal

dengan kriteria pengujian:

Tolak  $H_0$  jika *probability*  $< \alpha$  dengan  $\alpha$  sebesar 5%. Suatu data dikatakan berdistribusi normal, jika nilai residunya mendekati nol dimana nilai residu merupakan selisih antara nilai sesungguhnya dengan nilai dugaannya.

Proses  $\{Z_t\}$  dikatakan *white noise* apabila memiliki *mean* 0 dan ragam  $\sigma^2$  atau dapat ditulis  $\{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2)$ .

Hipotesis:

$H_0$  :  $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k$

(residual memenuhi *white noise*)

$H_1$  : Minimal ada satu nilai  $\rho_k \neq 0; k = 1, 2, 3, \dots$ ,

(residual tidak memenuhi *white noise*).

Statistik uji Ljung-Box:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (9)$$

Kriteria Pengujian:

Tolak  $H_0$  apabila  $P - value < \alpha$ .

## 2.5 Akaike's Information Criterion (AIC)

*Akaike's Information Criterion* (AIC) pertama kali diperkenalkan oleh Akaike untuk

mengidentifikasi model dari suatu kumpulan data.

Persamaan AIC dalam pemilihan model adalah:

$$AIC = \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{n} \quad (10)$$

dimana :  $\log \hat{\sigma}^2$  = ukuran *likelihood*

$k$  = jumlah parameter

$n$  = banyak pengamatan

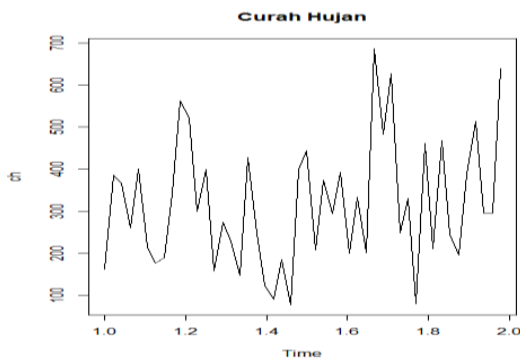
Nilai AIC terkecil mengindikasikan model terbaik dari beberapa model yang telah didapatkan.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini mengkaji optimasi prediksi data curah hujan kota Padang dengan model ARIMA. Pengolahan data bulanan curah hujan diperoleh dari *website* BPS kota Padang periode Januari 2018 s.d. Desember 2021. Analisis diawali dengan plot data dan diakhiri dengan estimasi model terbaik.

### 3.1 Plot Data

Analisis tahap awal adalah melihat kestasioneran data terhadap *mean* dan varians melalui plot data. Apabila data belum stasioner terhadap *mean*, maka perlu melakukan differencing. Sedangkan transformasi data dapat dilakukan jika data tidak stasioner terhadap varians. Gambar 3.1 menampilkan plot data time series curah hujan dari bulan Januari 2018 s.d. Desember 2021.

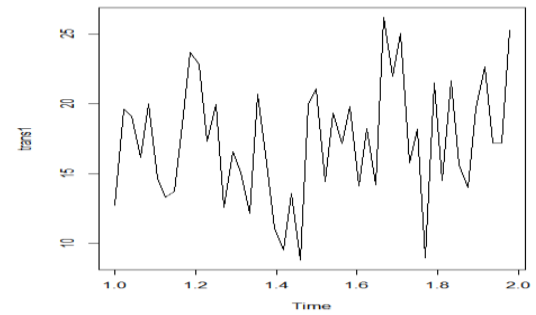


Gambar 3.1 Plot Data Curah Hujan Periode Januari 2018 s.d. Desember 2021

Pada Gambar 3.1 menampilkan data mengalami fluktuasi namun sebarannya tidak berada disekitar *mean* serta varians data tidak konstan. Maka dari itu, data dinyatakan belum stasioner terhadap nilai mean dan varians.

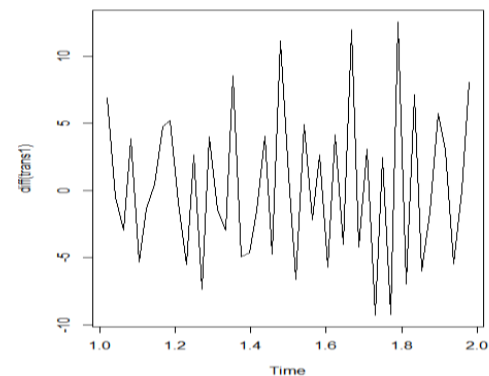
Uji ADF juga dapat dilakukan untuk meyakinkan bahwa data tidak stasioner terhadap *mean*. Penggunaan software R-Studio, diperoleh nilai ADF p-value = 0,08952. Nilai p-value > 0,05 maka hipotesis  $H_0$  diterima, yang artinya bahwa data belum stasioner terhadap nilai *mean*.

Selanjutnya stasioneritas data terhadap varians dapat dilakukan dengan uji Box-Cox. Pengujian Box-Cox diperoleh lamda sebesar 0,4242424. Maka dapat dikatakan bahwa data belum stasioner terhadap varians, sehingga data perlu ditransformasikan menggunakan  $\sqrt{X_t}$ . Setelah data ditransformasi diperoleh lamda 0,8686869. Jika diestimasi mendekati nilai 1, yang mengindikasikan bahwa data stasioner terhadap varians. Berikut plot data setelah ditransformasi.



Gambar 3.2 Plot Data Curah Hujan Setelah Transformasi

Gambar 3.2 menampilkan plot data curah hujan sebarannya tidak berada di sekitar nilai *mean*. Hasil uji ADF juga menunjukkan nilai *P-value* sebesar 0,08332 maka  $H_0$  diterima. Dapat diartikan bahwa data tersebut belum stasioner terhadap *mean*. Dengan demikian, perlu melakukan differencing. Berikut hasil plot data curah hujan setelah *differencing* satu kali.

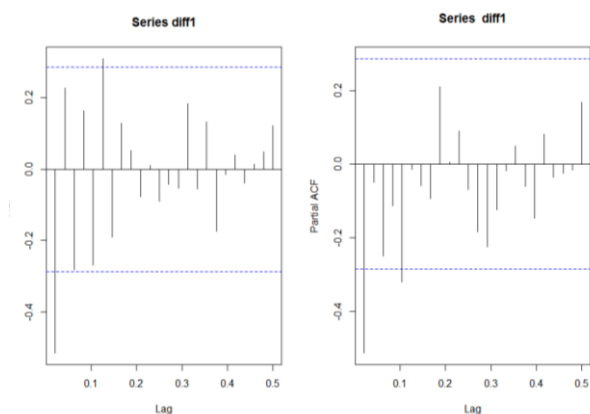


Gambar 3.3 Plot Data Curah Hujan Setelah Differencing

Hasil deskriptif menampilkan plot data curah hujan setelah differencing mengalami fluktuasi di sekitar garis tengah yang konstan. Berdasarkan uji ADF, memperoleh *P-value* = 0,01. Dikarenakan *P-value* < 0,05 maka  $H_0$  ditolak, artinya data sudah stasioner terhadap *mean*.

### 3.2 Identifikasi Model ARIMA

Hasil plot ACF dan PACF membantu dalam menentukan orde dari model ARIMA. Hasil Plot ACF digunakan untuk menentukan orde MA(q) dan PACF digunakan untuk menentukan orde AR(p).



Gambar 3.4 Plot ACF dan PACF

Hasil grafik ACF terjadi potongan pada lag 1 dan plot ACF berangsur turun menuju nol pada lag 1. Berdasarkan correlogram ACF dan PACF dari data setelah differencing sebanyak sekali maka model dugaan sementara adalah ARIMA (1,1,1). Berdasarkan model ARIMA (1,1,1) maka kombinasi model yang mungkin diantaranya adalah ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,1).

### 3.3 Estimasi Model Terbaik

Tahapan selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter model dan menguji signifikansi parameter. Nilai estimasi parameter model dan uji signifikan parameter disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Estimasi dan Uji Signifikan Paramter

Model Sementara	Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	P-Value
ARIMA (1,1,0)	$\hat{\phi}_1$	-0,53638	2,733e-05
ARIMA (0,1,1)	$\hat{\theta}_1$	-0,927833	<2,2e-16
ARIMA (1,1,1)	$\hat{\phi}_1$ $\hat{\theta}_1$	0,099665 -0,945764	0,54 <2e-16

Hasil parameter pada model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1) signifikan, hal ini dikarenakan nilai  $P\text{-value} < 0,05$ . Sedangkan parameter model ARIMA (1,1,1) tidak signifikan, karena nilai  $P\text{-value} > 0,05$ .

Tahapan selanjutnya adalah perlu dilakukan uji white noise. Hal ini untuk melihat apakah residu berkorelasi dengan residu lainnya. Residu dikatakan *white noise*, apabila residu tidak berkorelasi dengan residu lainnya. Berikut hasil output dari uji *white noise*.

Tabel 3.2 Uji White Noise

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA (1,1,0)	0,8424	<i>White noise</i>
ARIMA (0,1,1)	0,6256	<i>White noise</i>

Nilai  $P\text{-value} > 0,05$  maka disimpulkan bahwa kedua model ARIMA memenuhi asumsi *white noise*. Maka pemilihan model terbaik dengan kriteria AIC akan dilakukan sebagai berikut.

Tabel 3.3 Nilai AIC

Model	AIC
ARIMA (1,1,0)	616,84
ARIMA (0,1,1)	609,77

Nilai AIC pada Tabel 3.3 memilih model ARIMA (0,1,1) sebagai model terbaik. Hal ini terlihat dari nilai AIC terkecil. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,1) merupakan model yang

terbaik untuk mengoptimasi prediksi curah hujan dengan persamaan model sebagai berikut:

$$X_t = X_{t-1} + a_t - \theta a_{t-1}$$

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

$$X_t = X_{t-1} + a_t + 0,927833a_{t-1}$$

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  $t - 1$

#### 4. Kesimpulan Dan Saran

Pengoptimasian prediksi data curah hujan bulanan periode Januari 2018 s.d. Desember 2021 memperoleh model terbaik ARIMA (0,1,1). Model dipilih sesuai dengan signifikansi parameter, asumsi white noise dan nilai AIC terkecil. Berikut hasil akhir model yang diperoleh.

$$X_t = X_{t-1} + a_t + 0,927833a_{t-1}$$

Penelitian ini sangat bisa dikembangkan, baik dari segi data maupun metode. Terutama metode yang berkaitan dengan data time series, seperti ARFIMA, SARIMA dan lain-lain.

#### 5. Ucapan Terima Kasih

Pada artikel ini penulis ucapkan terimakasih kepada BPS kota Padang dan Prodi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Imam Bonjol Padang.

#### Daftar Pustaka

- [1] K. Suci Wulandari and T. Diterima Tanggal Disetujui Tanggal Dipublikasikan Link Doi Artikel, "Analisis Intensitas Curah Hujan Kecamatan Banyuwangi Menggunakan Climate Predictability Tools," *J. Kumparan Fis.*, vol. 6, no. 2, pp. 97–106, 2023, [Online]. Available: [https://ejournal.unib.ac.id/index.php/kumparan\\_fisika](https://ejournal.unib.ac.id/index.php/kumparan_fisika)
- [2] A. B. Santoso, T. Supriana, and M. A. Girsang, "Pengaruh Curah Hujan pada Produksi Padi Gogo di Indonesia," *J. Ilmu Pertan. Indones.*, vol. 27, no. 4, pp. 606–613, 2022, doi: 10.18343/jipi.27.4.606.
- [3] D. A. E. Bambang Hero Saharjo, "KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN GAMBUT DI KABUPATEN TANJUNG JABUNG TIMUR, PROVINSI JAMBI The Effect of Rainfall and Forest and Land Fires in East Tanjung Jabung," vol. 14, no. 02, pp. 126–131, 2023.
- [4] N. Z. Mohd Safar, A. A. Ramli, H. Mahdin, D. Ndzi, and K. M. N. Ku Khalif, "Rain prediction using fuzzy rule based system in north-west Malaysia," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 3, pp. 1564–1573, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v14.i3.pp1564-1573.
- [5] M. A. Hariyadi, Setiyaris and C. Crysdiyan, "Prediksi Curah Hujan Bulanan Berdasarkan Parameter Cuaca Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Levenberg Marquardt," vol. 7, pp. 1125–1133, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6328.
- [6] H. R. Prasetyo, I. Palupi, and B. A. Wahyudi, "Prediksi Menggunakan Model Fuzzy Time Series Studi Kasus Curah Hujan di Kabupaten Bandung," vol. 1, no. 1, pp. 8–13, 2023.
- [7] A. M. Sajiah, R. Sanjaya, and B. Pramono, "Aplikasi Perkiraan Curah Hujan Kota Kendari Menggunakan Metode Interval Type - 2 Fuzzy Logic System," *J. Fokus Elektroda*, vol. 08, no. 02, pp. 86–91, 2023.



- [8] D. M. Putri and Aghsilni, "Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk Dengan Arima," *MAP J.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–12, 2019.
- [9] H. Afridar, ... G. G.-I. J. of, and undefined 2022, "Penerapan Metode ARIMA untuk Prediksi Harga Komoditi Bawang Merah di Kota Tegal," *Journal.Peradaban.Ac.Id*, vol. 3, no. 2, pp. 18–29, 2023, [Online]. Available: <http://journal.peradaban.ac.id/index.php/ijir/article/view/1214>
- [10] R. Ospina, J. A. M. Gondim, V. Leiva, and C. Castro, "An Overview of Forecast Analysis with ARIMA Models during the COVID-19 Pandemic: Methodology and Case Study in Brazil," *Mathematics*, vol. 11, no. 14, pp. 1–18, 2023, doi: 10.3390/math11143069.
- [11] L. H. Hasibuan, S. Musthofa, D. M. Putri, and M. Jannah, "COMPARISON OF SEASONAL TIME SERIES FORECASTING USING S ARIMA AND HOLT WINTER ' S EXPONENTIAL SMOOTHING ( CASE STUDY : WEST SUMATRA EXPORT DATA )," vol. 17, no. 3, pp. 1773–1784, 2023.
- [12] S. C. Hillmer and W. W. S. Wei, "Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods.," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 86, no. 413, p. 245, 1991, doi: 10.2307/2289741.
- [13] W. D. Ray, P. J. Brockwell, and R. A. Davis, *Time Series: Theory and Methods.*, vol. 153, no. 3. 1990. doi: 10.2307/2982983.