

Peramalan Jumlah Curah Hujan di Kota Pariaman Menggunakan Metode ARIMA

^{1*}Deya Junida Putri, ²Zamahsary Martha, ³Admi Salma

^{1,2,3} Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Padang, Indonesia

*Corresponding Author e-mail: ajadhea284@gmail.com

Received: July 2026; Revised: July 2026; Published: August 2026

Abstrak

Curah hujan merupakan salah satu unsur iklim yang berpengaruh terhadap berbagai sektor, seperti pertanian, perikanan, kesehatan, transportasi serta pengelolaan sumber daya di Indonesia. Kota Pariaman yang merupakan wilayah pesisir dengan tingkat kerentanan banjir yang memerlukan sistem peramalan jumlah curah hujan yang akurat sebagai antisipasi dampak bencana yang ditimbulkan dan untuk mendukung perencanaan pembangunan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan data deret waktu jumlah curah hujan di Kota Pariaman dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari website Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Pariaman terkait jumlah curah hujan dari Januari 2020 sampai Desember 2024. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA (2,0,2) dengan nilai MSE terkecil dan residual yang berdistribusi normal. Hasil analisis juga menunjukkan nilai MAPE sebesar 6,81% artinya model ARIMA (2,0,2) sudah sangat akurat digunakan. Hasil peramalan ini diharapkan dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan bagi pemerintah dan masyarakat dalam mengantisipasi dampak bencana dan mendukung perencanaan pembangunan di Kota Pariaman.

Kata kunci: Curah hujan; Kota Pariaman; Deret Waktu; Peramalan; ARIMA

Forecasting the Amount of Rainfall in Pariaman City Using ARIMA Method

Abstract

Rainfall is one of the climate elements that affect various sectors, such as agriculture, fisheries, health, transportation and resource management in Indonesia. Pariaman City, which is a coastal area that has a high vulnerability to flood disasters, requires an accurate rainfall forecasting system to anticipate the impact of disasters caused and to support development planning. This study aims to forecast time series data on the amount of rainfall in Pariaman city using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. This research uses secondary data taken from the Pariaman City Statistics Agency (BPS) website regarding the amount of rainfall from January 2020 to December 2024. Based on the results of the analysis, the best model is the ARIMA (2,0,2) model with the smallest MSE value and normally distributed residuals. The analysis results also show a MAPE value of 6.81%, meaning that the ARIMA (2,0,2) model is very accurate to use. The results of this forecasting are expected to be used as a basis for decision making for the supporting development planning in Pariaman City.

Keywords: Rainfall; Pariaman City; Time Series; Forecasting; ARIMA

How to Cite: Putri, D. J., Martha, Z. ., & Salma, A. . (2026). Peramalan Jumlah Curah Hujan di Kota Pariaman Menggunakan Metode ARIMA. *Journal of Authentic Research*, 5(3), 6116-6131. <https://journal-center.litpam.com/index.php/jar/article/view/6451>



<https://journal-center.litpam.com/index.php/jar/article/view/6451>

Copyright© 2026, Putri et al.

This is an open-access article under the

CC-BY-SA License.



PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan salah satu komponen utama dalam sistem iklim yang memiliki pengaruh besar terhadap sektor, seperti pertanian, perikanan, transportasi dan kesehatan serta pengelolaan sumber daya di Indonesia (Tukidi, 2010) (Putri et al., 2026). Ketidakpastian dalam peramalan cuaca akan menimbulkan berbagai masalah, seperti kegagalan panen, banjir, longsor, hingga kekeringan, yang berdampak langsung pada produktivitas ekonomi dan keberlanjutan ekosistem (Fadlan et al., 2022; Polawan & Alam, 2019) (Mulsandi et al., 2024). Hujan ekstrem, yang ditandai dengan intensitas curah hujan yang tinggi, memiliki potensi terjadinya banjir (Laia & Setyawan, 2020) (Laia & Setyawan, 2020) (Qian, 2020). Secara umum terdapat unsur-unsur yang mempengaruhi suatu keadaan cuaca serta iklim di area tertentu, yaitu: suhu udara, kelembaban udara, tekanan udara, serta curah hujan (Ramadhan, 2025) (Mulsandi et al., 2024).

Kota Pariaman yang berada dekat dengan laut dan merupakan daerah dataran rendah membuat daerah ini menjadi rawan bencana seperti banjir yang disebabkan oleh curah hujan yang tinggi (Maizir, 2015). Informasi dari data Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Pariaman pada bulan Agustus 2024, menyebutkan bahwa terdapat 13 wilayah yang terendam banjir di Kota Pariaman (Maizir, 2015). Akibat banjir ini membuat kerusakan rumah warga serta menyebabkan pohon-pohon tumbang dan menutup akses sehingga terhambatnya aktivitas masyarakat sekitar (Maizir, 2015). Selain itu jumlah curah hujan yang tinggi juga berdampak terhadap program pembangunan pemerintah seperti tertundanya proyek-proyek pembangunan infrastruktur dan terhalangnya proses distribusi pertanian dan bahan bangunan terutama pada daerah yang terjadi banjir (Husna et al., 2024) (Putri et al., 2026).

Dalam Laporan Penyelenggaraan Pemerintahan Daerah Kota Pariaman Tahun 2024, disebutkan Kota Pariaman merupakan daerah yang beriklim tropis basah yang sangat dipengaruhi oleh angin barat dan mempunyai musim kering yang sangat pendek (Putri et al., 2026). Curah hujan pertahun mencapai angka sekitar 4,055 mm pada tahun 2006 dengan lama hari hujan 198 hari (Putri et al., 2026). Sehingga untuk Kota Pariaman yang mayoritas penduduknya mengandalkan pertanian dan perikanan juga merasakan dampaknya (Ramadhan et al., 2026). Curah hujan yang tinggi menyebabkan genangan air di sawah dan ladang sehingga tanaman menjadi busuk (Lubis et al., 2025) (Ramadhan et al., 2026).

Dengan berbagai masalah yang telah ditimbulkan akibat curah hujan maka sangat diperlukan upaya untuk pencegahan dan perencanaan pembangunan (Putri et al., 2026). Salah satu langkah awal yang bisa dilakukan adalah melakukan peramalan terhadap jumlah curah hujan di Kota Pariaman (Robert, 2022).

Salah satu pendekatan yang efektif untuk meramalkan data deret waktu menggunakan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Menurut Makridakis et al (Jenkins, 2014). (1998) (Jenkins, 2014). ARIMA merupakan metode yang fleksibel dan banyak digunakan untuk menganalisis serta meramalkan data deret waktu yang bersifat non-stasioner (Ho et al., 2002). Kemampuan ARIMA dalam menentukan pola dalam data historis menghasilkan peramalan di masa depan dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah (Dona & Sugiman, 2021) (Ho et al., 2002).

Dengan menggunakan data jumlah curah hujan di Kota Pariaman dari Januari 2020 sampai Desember 2024 yang diperoleh dari BPS Kota Pariaman, analisis ini bertujuan untuk melakukan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA. Adapun hasil dari ramalan ini nantinya diharapkan dapat memberikan gambaran terhadap jumlah curah hujan di masa akan datang untuk pencegahan, serta perencanaan program pemerintahan dan untuk masyarakat sekitar Kota Pariaman sebagai pihak utama yang terdampak.

METODE

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan metode analisis data dan peramalan data deret waktu (Jenkins, 2014). Salah satu alasan menggunakan metode ini adalah kemampuannya dalam menangani data yang tidak stasioner, yaitu data yang fluktuasinya berubah dari waktu ke waktu tanpa adanya pola yang jelas (Hartati, 2017) (Hartati, 2017) (Jenkins, 2014). Metode ini dikembangkan pertama kali oleh George Box dan Gwilym Jenkins dan dikenal dengan model Box-Jenkins pada tahun 1970 (Yunita, 2019) (Jenkins, 2014).

Bentuk umum ARIMA (p,d,q), dimana p merupakan ordo dari Autoregressive (AR), d untuk integrated (I), dan q dari ordo moving average (MA) (Jenkins, 2014). Komponen autoregressive (AR) mengasumsikan bahwa data periode saat ini dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya (Jenkins, 2014). Komponen integrasi (I) menunjukkan seri waktu harus dilakukan diferensiasi agar stasioner, agar varian dapat tetap konstan setiap waktu (Jenkins, 2014). Kemudian untuk komponen moving average (MA) menunjukkan jika nilai dalam seri waktu sekarang berhubungan dengan nilai-nilai kesalahan (residual) dari model sebelumnya (Lubis et al., 2025) (Jenkins, 2014). Dengan adanya tiga komponen ini model ARIMA dapat digunakan untuk meramalkan jumlah curah hujan dengan kemampuannya menangani data deret waktu yang tidak stasioner, seperti adanya fluktuasi musiman atau trend (Jenkins, 2014). Dengan proses differencing, ARIMA menggabungkan elemen autoregressive (AR), moving average (MA), dan differencing sehingga mampu menangkap pola historis untuk peramalan yang akurat (Dona & Sugiman, 2021) (Jenkins, 2014).

1. *Autoregressive Model (AR)*

AR diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1926 kemudian dikembangkan oleh Walker pada tahun 1931, Model Autoregressive dengan ordo p AR(p) atau ARIMA (p,0,0) dan dinyatakan sebagai berikut (Halim 2006): (Jenkins, 2014)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \alpha_t$$

di mana :

Y_t = Variabel dengan Periode ke- t

δ = Konstanta

ϕ_p = Parameter autoregresif ke- p

α_t = Nilai kesalahan pada saat t

2. Moving Average Model (MA)

Model Moving Average (MA) diperkenalkan oleh Shutzky pada tahun 1973, dengan ordo q ditulis $MA(q)$ atau $ARIMA(0,0,q)$ kemudian dikembangkan oleh wadsworth pada tahun 1989 dan dinyatakan sebagai berikut (Halim 2006): (Jenkins, 2014)

$$Y_t = \delta + \alpha_t - \phi_1 \alpha_{t-1} + \phi_2 \alpha_{t-2} - \dots - \phi_q \alpha_{t-k}$$

di mana :

ϕ_1 sampai ϕ_q = Parameter-parameter *moving average*

α_{t-k} = Nilai Kesalahan pada saat ke $t-k$

3. Model campuran

a. Proses ARMA (Autoregressive Moving Average)

Model umum untuk campuran proses $AR(1)$ murni dan $MA(1)$ murni, misalnya $ARIMA(1,0,1)$ dinyatakan sebagai berikut: (Jenkins, 2014)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \alpha_t - \phi_1 \alpha_{t-p}$$

atau

$$(1 - \phi_1 B)Y_t = \delta + (1 - \phi_1 B) + \alpha_t$$

Dimana: Operator B akan memperlihatkan nilai dari moving average berlaku pada nilai-nilai error yang terjadi pada periode sebelumnya, dengan B menggeser nilai-nilai error ke belakang satu langkah (Jenkins, 2014).

b. Proses ARIMA

Apabila non stasioneritas dimasukkan pada campuran proses ARMA, maka model umum ARIMA (p,d,q) akan terpenuhi (Hartati, 2017) (Jenkins, 2014). Adapun untuk persamaannya pada kasus ARIMA sederhana adalah sebagai berikut: (Jenkins, 2014)

$$\phi_{(1)}(B)Z_t = \delta + \phi_q \alpha_t$$

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \delta + \phi_p(B)\alpha_t$$

Tahapan Analisis

Tahapan dalam peramalan menggunakan metode ARIMA terdapat beberapa tahap yang harus dilakukan adalah sebagai berikut: (Andersen, 1982)

1. Tahap Identifikasi

Pada tahapan ini untuk memastikan apakah data sudah stasioner terhadap rata-rata dan varian (Atkinson et al., 2021). Apabila data belum stasioner terhadap varian maka dapat dilakukan transformasi, sebaliknya apabila data belum stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan proses differencing (Jenkins, 2014).

2. Menentukan model ARIMA (p,d,q) berdasarkan plot ACF dan PACF

3. Melakukan uji signifikansi parameter dan uji *White Noise* untuk memilih model dugaan terbaik.
4. Melakukan perbandingan nilai MSE terhadap model ARIMA yang dipilih untuk menentukan model terbaik.
5. Melakukan peramalan untuk periode tahun berikutnya selama satu periode yaitu dari Januari 2025 sampai Desember 2025.

Tahapan Identifikasi

Pada tahapan ini untuk memastikan apakah data sudah stasioner terhadap rata-rata dan varian (Atkinson et al., 2021). Apabila data belum stasioner terhadap varian maka dapat dilakukan transformasi, sebaliknya apabila data belum stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan proses differencing (Irawan, 2014) (Atkinson et al., 2021). Untuk melihat stasioneritas terhadap varian dapat dilihat dengan transformasi Box-Cox (Atkinson et al., 2021). Bentuk umum transformasi Box-Cox dinyatakan sebagai berikut (Yunita, 2019): (Atkinson et al., 2021)

$$T(Y_t) = \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda}$$

di mana:

Y_t = Variabel dengan Periode ke- t

λ = Nilai parameter transformasi

Tabel 1. Transformasi Box-Cox

Nilai λ (lambda)	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0,0	$\text{Ln}(Y_t)$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1,0	Y_t

Sedangkan untuk melihat stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan melihat plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) (Jenkins, 2014). Data yang tidak stasioner terhadap rata-rata akan menunjukkan terdapat lebih dari tiga lag yang melebihi garis merah atau white noise (Jenkins, 2014).

a. *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

Untuk menentukan apakah data stasioner atau tidak stasioner dapat dilakukan dengan uji ADF (Dickey & Fuller, 1979).

Untuk persamaan dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} - Y_t + \varepsilon_t, -1 \leq \rho \leq 1 \\ &= (\rho - 1) Y_{t-1} + \varepsilon_t \\ \Delta Y_t &= \delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

di mana:

$$\Delta Y_t = \begin{array}{l} \text{Perubahan nilai } Y_t \\ \text{yaitu } Y_t - Y_{t-1} \end{array}$$

Estimasi Parameter

Setelah didapatkan model ARIMA (p,d,q) maka selanjutnya akan dilakukan uji estimasi parameter yang dilakukan dengan metode Maximum Likelihood (ML) (Jenkins, 2014). ML digunakan untuk memperkirakan parameter model dengan cara memaksimalkan fungsi likelihood (Jenkins, 2014). Fungsi likelihood dihitung berdasarkan asumsi distribusi residual dari model (biasanya normal) (Jenkins, 2014)

Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dapat dilakukan dengan uji white noise dan uji normalitas (Zhu, 2016).

- Uji white noise dapat dilihat dengan uji statistik Ljung-Box (Zhu, 2016).

Uji Ljung-Box bertujuan untuk melihat apakah terdapat korelasi pada residual antar lag pada model (Zhu, 2016).

Untuk perhitungan statistik sebagai berikut.

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^k (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2$$

di mana:

$$\begin{aligned} Q &= \text{Nilai Statistik } Q \\ n &= \text{Jumlah Pengamatan} \\ k &= \text{Nilai Lag maksimum} \\ \hat{\rho}_k^2 &= \text{Korelasi hingga lag ke- } k \end{aligned}$$

Hipotesis:

H_0 : Residual *white noise* terpenuhi

H_1 : Residual *white noise* tidak terpenuhi

Kriteria Uji:

H_0 diterima maka nilai signifikansi (p-value) pada *Ljung-Box* $> \alpha$, dengan nilai $\alpha = 0,05$

• Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov (Putri & Junaedi, 2022).

Hipotesis yang diuji adalah residual berdistribusi normal (Putri & Junaedi, 2022).

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji:

$$D = \sup |S(\alpha_t) - F_0(\alpha_t)|$$

di mana:

$$\sup |S(\alpha_t) - F_0(\alpha_t)| = \text{Nilai Supremum dari } |S(\alpha_t) - F_0(\alpha_t)|$$

$$S(\alpha_t) = \text{Fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari sampel}$$

$$F_0(\alpha_t) = \text{Fungsi peluang kumulatif distribusi normal}$$

Kriteria Uji:

jika nilai p-value *Kolmogorov-Smirnov* $> \alpha$, sehingga keputusannya bahwa cukup bukti untuk menerima H_0 yang artinya residual berdistribusi normal.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan ukuran untuk mengetahui seberapa besar nilai kesalahan dari perbandingan hasil peramalan dengan data aktual (Hyndman & Koehler, 2006). Semakin kecil nilai MAPE, maka hasil peramalan akan semakin akurat (Hyndman & Koehler, 2006).

Adapun untuk rumus MAPE adalah sebagai berikut (Amelia & Sari, 2025).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left[\frac{Y_t - f_t}{Y_t} \right]}{n} \times 100\%$$

di mana:

n = Jumlah periode peramalan

Y_t = Nilai aktual pada periode ke-t

f_t = Nilai peramalan pada periode ke-t

Tabel 2. Indikator nilai MAPE

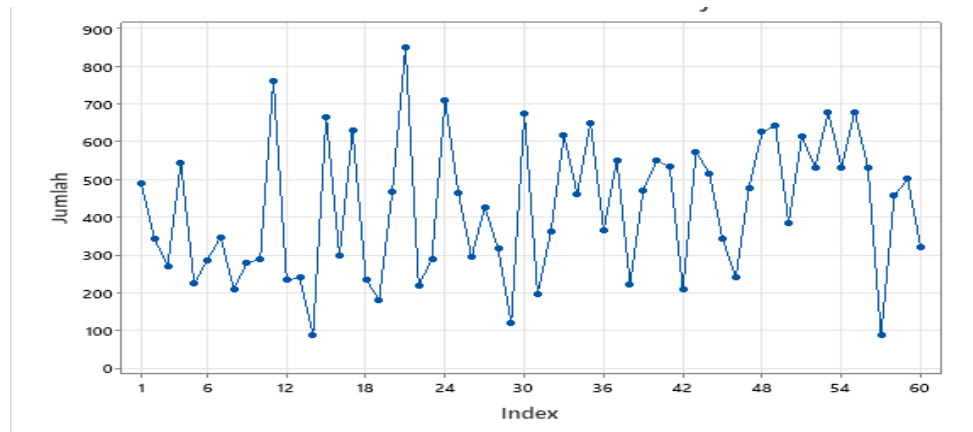
MAPE	Indikator
< 10%	Peramalan Sangat Akurat
10- 20%	Peramalan Akurat
20-50%	Peramalan Cukup Akurat
>50%	Peramalan Tidak Akurat

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari publikasi badan pusat statistik (BPS) Kota Pariaman. Analisis data dilakukan dengan menggunakan software R, minitab dan excel untuk pengolahan data awal (Jenkins, 2014).

Plot Deret Waktu

Langkah pertama yang akan dilakukan dalam peramalan adalah melihat pola data dari plot deret waktu untuk memeriksa apakah terdapat trend dalam data (Jenkins, 2014). Dengan menggunakan software R, dihasilkan plot data seperti pada gambar 3.1 (Jenkins, 2014).

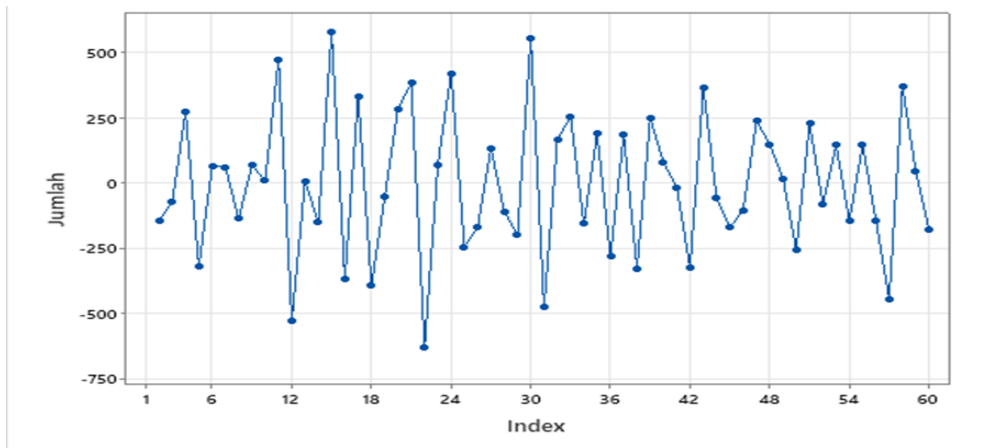


Gambar 1. Plot Jumlah Curah Hujan

Gambar 1 diatas menggambarkan plot jumlah curah hujan di Kota Pariaman dari Januari 2020 sampai Desember 2024 dengan 60 data amatan yang digunakan (Putri et al., 2026). Pada plot tersebut dapat disimpulkan jika jumlah curah hujan di Kota Pariaman mengalami kenaikan dan penurunan yang cukup signifikan (Putri et al., 2026). Fluktuasi curah hujan di Kota Pariaman tidak hanya merefleksikan variasi lokal, tetapi juga dapat dipengaruhi oleh interaksi laut-atmosfer berskala regional, termasuk ENSO dan Indian Ocean Dipole yang memodulasi intensitas serta distribusi hujan di Indonesia (Mulsandi et al., 2024). Di wilayah Sumatra, respons hujan terhadap ENSO bersifat tidak seragam secara spasial dan dipengaruhi oleh sirkulasi monsun, siklus diurnal, serta kondisi laut di sekitarnya, sehingga pemantauan pola hujan secara berkelanjutan diperlukan untuk mendukung interpretasi hasil peramalan (Qian, 2020).

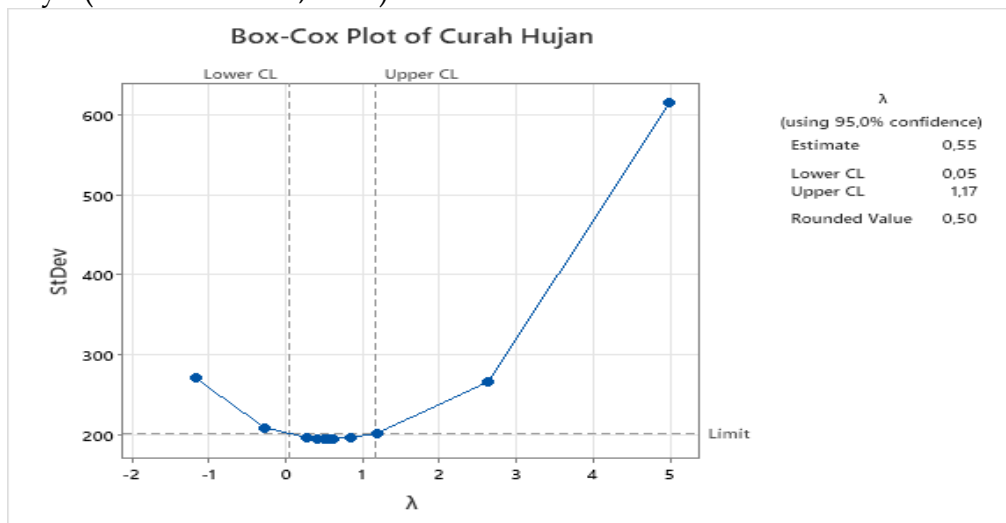
Tahapan Identifikasi

Setelah melihat pola data, maka selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan data apakah data sudah stasioner atau belum, baik itu stasioner dalam rata-rata maupun dalam varian (Jenkins, 2014). Apabila data belum stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan differencing dan jika belum stasioner terhadap varian maka harus dilakukan proses transformasi (Jenkins, 2014). Untuk melihat stasioneritas terhadap varian dapat dilihat dengan Box-Cox transformasi (Atkinson et al., 2021). Jika nilai rounded value atau lambda (λ) sama dengan 1, maka dapat disimpulkan data telah stasioner dalam varian (Atkinson et al., 2021). Namun jika lambda (λ) belum memenuhi nilai 1, maka perlu dilakukan transformasi sampai nilai rounded value pada Box-Cox bernilai 1 (Atkinson et al., 2021).

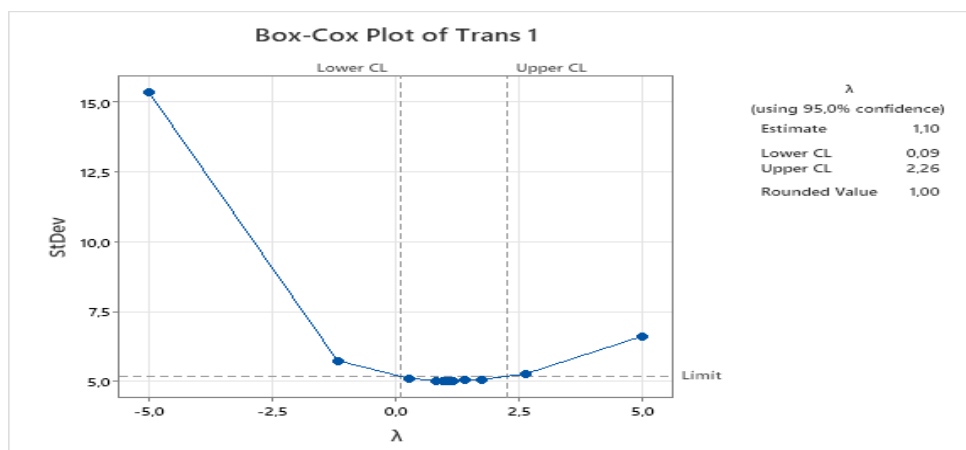


Gambar 2. Plot Data Stasioner

Nilai uji stasioneritas data jumlah curah hujan di Kota Pariaman dari Januari 2020 sampai Desember 2024 menunjukkan lamda (λ) sebesar 0,50, hal ini menandakan terdapat variasi yang cukup besar, nilai ekstrem sehingga diperlukan transformasi untuk mendapatkan nilai λ menjadi 1 agar data lebih seragam untuk analisis selanjutnya (Atkinson et al., 2021).

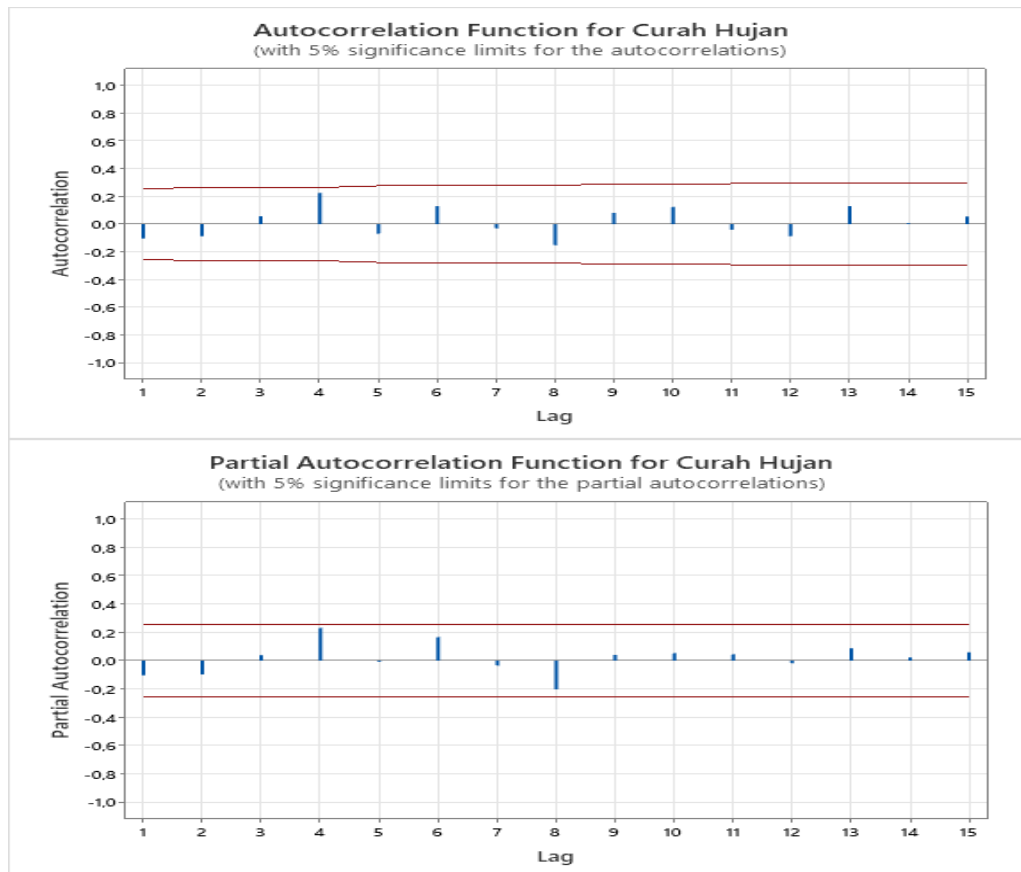


Gambar 3. Output Box-Cox Data curah hujan di Kota Pariaman



Gambar 4. OutPut Box Cox Data Curah Hujan di Kota Pariaman.

Setelah dilakukannya satu kali transformasi Box Cox, didapatkan hasil nilai rounded value sebesar 1,00 dengan selang kepercayaan 95 % (Atkinson et al., 2021). Artinya data jumlah curah hujan di Kota Pariaman dari Januari 2020 sampai Desember 2024 sudah stasioner dalam varian (Atkinson et al., 2021). Selanjutnya untuk melihat stasioner dalam rata-rata dapat dilihat pada gambar plot ACF dan PACF berikut.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Data Curah Hujan di Kota Pariaman

Untuk melihat stasioner dalam rata-rata dapat dilihat melalui plot deret waktu atau plot ACF dan PACF (Jenkins, 2014). Data yang tidak stasioner dalam rata-rata akan menunjukkan terdapat lebih dari tiga lag yang melebihi garis merah atau garis white noise (Jenkins, 2014). Pada Gambar 3.6 terlihat bahwa plot ACF dan PACF tidak ada garis lag yang melewati garis white noise (Jenkins, 2014). Sehingga untuk kesimpulan sementara dikatakan jika data telah stasioner terhadap rata-rata (Jenkins, 2014). Sehingga tidak perlu lagi dilakukan differencing (Jenkins, 2014). Dikarenakan itu hanya hasil sementara untuk hasil yang lebih akurat, maka akan dilakukan pengecekan dengan uji ADF (Augmented Dikey-Fuller), sebagai berikut (Dickey & Fuller, 1979).

Hipotesis yang digunakan:

H_0 : Data Tidak Stasioner

H_1 : Data Stasioner

$\alpha = 0,05$

Kriteria Uji:

Tolak H_0 , jika P-Value $\leq 0,05$

Gagal Tolak H_0 , P-Value $> 0,05$

Tabel 3. Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

Nilai ADF	P-Value
-3,7907	0,025

Berdasarkan Tabel 3.1 terlihat bahwa nilai p-value sebesar 0,025 yang artinya $p\text{-value} < \alpha$, 0,05 sehingga diputuskan untuk tolak dan terima (Dickey & Fuller, 1979). Disimpulkan bahwa data sudah stasioner terhadap rata-rata dan tidak perlu dilakukan differencing (Dickey & Fuller, 1979).

Estimasi Parameter

Setelah dilakukan proses transformasi maka data sudah dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata dan varian sehingga selanjutnya adalah menentukan model ARIMA (Jenkins, 2014). Menentukan model berdasarkan plot ACF untuk menentukan MA(q) dan PACF untuk AR(p) dan d dari proses differencing yang dilakukan (Jenkins, 2014). Berdasarkan analisis plot ACF dan PACF, terlihat jika tidak ada grafik yang signifikan pada lag (Jenkins, 2014). Sehingga untuk menentukan MA(q) dan AR(d) dapat dilakukan dengan metode trial and error (Irawan, 2014) (Jenkins, 2014). Maka dapat mencoba berbagai kombinasi nilai p (untuk AR) dan q (untuk MA) secara berulang-ulang, dan menganalisis kualitas model yang terbentuk, dengan melihat nilai dari MSE (Means Squared errors) dan SSE (Sum of Squared Errors) (Hyndman & Koehler, 2006). Keduanya memiliki hubungan yang erat (Hyndman & Koehler, 2006). MSE dianggap sebagai ukuran perataan SSE berdasarkan jumlah observasi, yang memberikan gambaran seberapa akurat peramalan model dalam memperkirakan nilai sebenarnya (aktual) (Hyndman & Koehler, 2006). Dimana semakin rendah SSE dan MSE, maka akan semakin baik model dalam menjelaskan data dan meminimalkan kesalahan prediksi (Sungkawa, 2011) (Hyndman & Koehler, 2006). Oleh karena itu, untuk model sementara ARIMA(p,d,q) dikarenakan tidak ada proses differencing maka untuk d bernilai 0 (Jenkins, 2014). Sehingga model ARIMA yang diperoleh adalah sebagai berikut: (Jenkins, 2014)

Tabel 4. Nilai ARIMA

Model ARIMA	Type	P-Value	P-Value Ljung-Box	MSE
ARIMA (1,0,1)	AR	0,902	0,550	34470,4
	MA	0,812	0,550	34470,4
ARIMA(0,0,1)	MA	0,352	0,595	33912,0
ARIMA(1,0,0)	AR	0,430	0,611	33984,6
ARIMA(2,0,2)	AR	0,000	0,721	33001,8
	AR	0,000	0,721	33001,8
	MA	0,000	0,721	33001,8

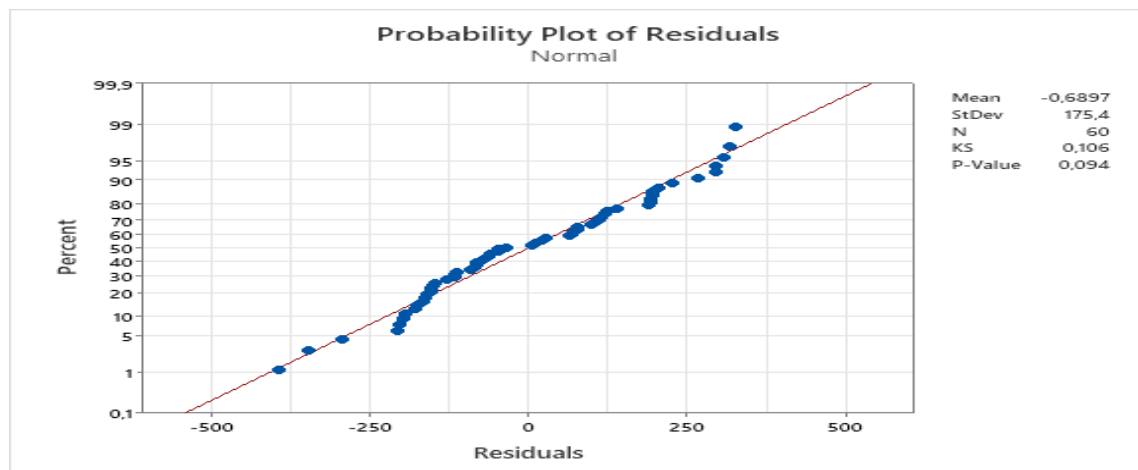
MA	0,000	0,721	33001,8
----	-------	-------	---------

Berdasarkan Tabel 3.2 untuk menentukan model terbaik dapat dilihat dari nilai p-value tiap parameter (Jenkins, 2014). Jika p-value (signifikansi) kecil dari alpha dengan $\alpha = 5\%$ pada selang kepercayaan 95% maka ini sudah termasuk kriteria model yang baik (Jenkins, 2014). Dan setelah dilakukan berbagai percobaan, didapatkan model terbaik yang telah memenuhi adalah model ARIMA (2,0,2) karena memiliki p-value $< \alpha$ serta untuk nilai MSE juga merupakan nilai yang paling kecil dari ARIMA yang lain (Hyndman & Koehler, 2006).

Karena itu dapat dikatakan model tersebut adalah model yang baik digunakan untuk peramalan (Jenkins, 2014). Untuk model ARIMA lainnya tidak signifikan dan tidak layak digunakan, karena nilai dari p-value $> \alpha$ (Jenkins, 2014). Sehingga dari semua percobaan hanya 1 model yang layak digunakan untuk peramalan data jumlah curah hujan di Kota Pariaman yaitu model ARIMA (2,0,2) (Jenkins, 2014).

Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan Diagnostik dilakukan dengan dengan uji white noise dan uji normalitas (Zhu, 2016). Uji white noise dapat dilihat dengan menggunakan uji statistik Ljung-Box (Zhu, 2016). Dimana diterima jika nilai signifikansi (p-value) pada Ljung-Box $> \alpha$, dengan nilai $\alpha = 0,05$ (Zhu, 2016). Pada uji white noise untuk model ARIMA (2,0,2) terdapat nilai lag yang besar dari nilai $\alpha = 0,05$ maka terima (Zhu, 2016). Sehingga disimpulkan bahwa model tersebut sudah memenuhi syarat white noise (Zhu, 2016). Kemudian melakukan pemeriksaan diagnostik dengan uji normalitas nilai residual, yang dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov (Putri & Junaedi, 2022).



Gambar 6. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov ARIMA (2,0,2)

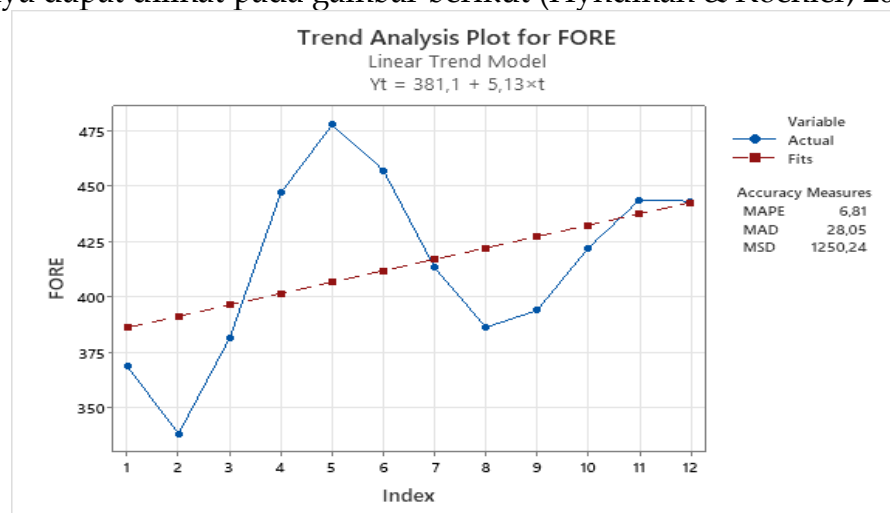
Berdasarkan Gambar 6 terlihat bahwa nilai p-value Kolmogorov-Smirnov $> \alpha$, sehingga keputusannya adalah bahwa ada cukup bukti untuk menerima, artinya residual dari data jumlah curah hujan di Kota Pariaman untuk model ARIMA (2,0,2) sudah berdistribusi normal (Putri & Junaedi, 2022). Dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (2,0,2) memang baik digunakan untuk peramalan (Jenkins, 2014).

Peramalan

Tabel 4. Hasil Peramalan Curah Hujan Kota Pariaman

Tahun	Bulan	Peramalan
2025	Januari	368,768
2025	Februari	338,508
2025	Maret	381,576
2025	April	447,020
2025	Mei	477,020
2025	Juni	457,109
2025	Juli	413,312
2025	Agustus	386,422
2025	September	393,978
2025	Oktober	422,129
2025	November	443,795
2025	Desember	443,219

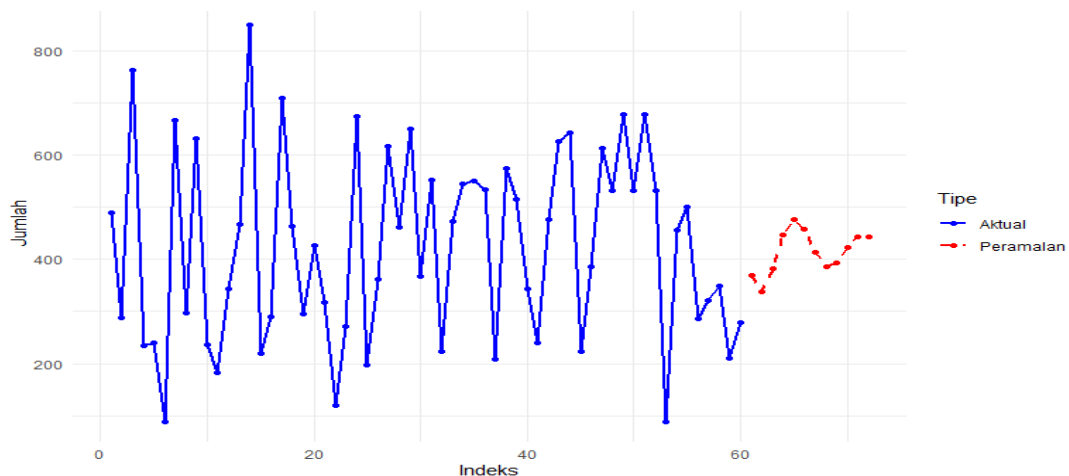
Tabel 3.3 merupakan hasil dari peramalan jumlah curah hujan di Kota Pariaman dari Januari 2025 sampai Desember 2025 (Jenkins, 2014). Untuk melihat keakuratan hasil peramalannya dapat dilihat pada gambar berikut (Hyndman & Koehler, 2006).



Gambar 7 Plot MAPE Peramalan Curah Hujan di Kota Pariaman

Gambar 7 menunjukkan nilai MAPE sebesar 6,81%, yang mengindikasikan bahwa deviasi persentase rata-rata antara hasil peramalan dan data aktual relatif rendah. Walaupun MAPE mudah diinterpretasikan, penggunaannya perlu dibaca bersama karakteristik data karena ukuran berbasis persentase dapat memiliki keterbatasan pada kondisi tertentu; oleh sebab itu, nilai ini diperlakukan sebagai indikator pendukung akurasi model, bukan satu-satunya dasar evaluasi (Hyndman & Koehler, 2006).

Berdasarkan keseluruhan tahapan identifikasi, estimasi, dan diagnostik, ARIMA (2,0,2) dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan jumlah curah hujan di Kota Pariaman (Jenkins, 2014). Hasil peramalan menunjukkan fluktuasi curah hujan sepanjang tahun, sejalan dengan karakter curah hujan Sumatra Barat yang memiliki variabilitas temporal yang kuat (Putri et al., 2026). Nilai ramalan terendah terjadi pada Februari 2025 sebesar 338,508 mm, sedangkan nilai tertinggi terjadi pada Mei 2025 sebesar 477,691 mm. Perbedaan antarbulan tersebut perlu ditafsirkan secara hati-hati karena variasi hujan di Sumatra dapat dipengaruhi oleh sirkulasi monsun, ENSO, dan interaksi laut-atmosfer regional (Qian, 2020; Mulsandi et al., 2024). Dengan demikian, model ARIMA dalam penelitian ini terutama menangkap struktur statistik historis data, sementara penjelasan fisik terhadap perubahan hujan memerlukan informasi klimatologis tambahan.



Gambar 9. Perbandingan Plot Data asli dan Peramalan

Gambar 8 memperlihatkan perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan curah hujan Kota Pariaman. Data aktual menunjukkan fluktuasi antarbulan yang lebih besar, sedangkan nilai ramalan cenderung lebih halus karena model ARIMA menghasilkan ekspektasi berdasarkan struktur autokorelasi historis (Jenkins, 2014). Pola tersebut tetap konsisten dengan temuan bahwa curah hujan Sumatra Barat memiliki variabilitas temporal yang nyata dan dapat dipengaruhi oleh faktor regional maupun lokal (Putri et al., 2026). Pergerakan ramalan yang meningkat menuju Mei, menurun hingga sekitar Agustus, dan kembali meningkat pada akhir tahun karena itu lebih tepat dipahami sebagai pola statistik hasil model, bukan sebagai bukti langsung terjadinya fenomena iklim tertentu (Qian, 2020; Mulsandi et al., 2024).

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (2,0,2) merupakan model terbaik untuk meramalkan jumlah curah hujan di Kota Pariaman dengan menggunakan data Januari 2020 sampai Desember 2024. Model menghasilkan nilai MAPE sebesar 6,81%, yang menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang tinggi, dengan residual yang memenuhi asumsi white noise dan normalitas. Hasil peramalan untuk Januari sampai Desember 2025 menunjukkan adanya fluktuasi jumlah curah hujan sepanjang tahun. Temuan ini dapat digunakan sebagai informasi pendukung bagi pemerintah dan masyarakat Kota Pariaman dalam perencanaan pembangunan

dan antisipasi dampak bencana. Pembaruan data secara berkala tetap diperlukan untuk menjaga dan meningkatkan akurasi model pada periode peramalan berikutnya.

REKOMENDASI

Pembaruan data curah hujan secara berkala direkomendasikan untuk meningkatkan akurasi model dan menjaga relevansi hasil peramalan sebagai dasar perencanaan pembangunan serta antisipasi dampak bencana di Kota Pariaman

REFERENSI

- Amelia, D., & Sari, M. (2025). Forecasting analysis of total coconut production in Padang Pariaman using the double exponential smoothing Holt, 3, 226–231.
- Andersen, A. (1982). An empirical examination of Box–Jenkins forecasting. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 145(4), 472–478. <https://doi.org/10.2307/2982097>
- Atkinson, A. C., Riani, M., & Corbellini, A. (2021). The Box–Cox transformation: Review and extensions. *Statistical Science*, 36(2), 239–255. <https://doi.org/10.1214/20-STS778>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427–431. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- Dona, A. R., & Sugiman. (2021). Peramalan metode ARIMA data saham PT Telekomunikasi Indonesia. PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika, 4, 611–620. <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- Hartati, H. (2017). Penggunaan metode ARIMA dalam meramal pergerakan inflasi. *Jurnal Matematika, Sains dan Teknologi*, 18(1), 1–10. <https://doi.org/10.33830/jmst.v18i1.163.2017>
- Ho, S. L., Xie, M., & Goh, T. N. (2002). A comparative study of neural network and Box-Jenkins ARIMA modeling in time series prediction. *Computers & Industrial Engineering*, 42(2–4), 371–375. [https://doi.org/10.1016/S0360-8352\(02\)00036-0](https://doi.org/10.1016/S0360-8352(02)00036-0)
- Husna, H., Permana, D., Amalita, N., & Fitri, F. (2024). Markov chain model application for rainfall pattern in Padang City. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(3), 257–264. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss3/179>
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Irawan, W. (2014). Peramalan harga saham PT Unilever Tbk. dengan menggunakan model ARIMA, 4(3), 80–89.
- Jenkins, G. M. (2014). Autoregressive-Integrated Moving Average (ARIMA) models. In *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat03472>
- Laia, M. L., & Setyawan, Y. (2020). Perbandingan hasil klasifikasi curah hujan menggunakan metode SVM dan NBC. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 5(2), 51–61.

- Lubis, R., Martha, Z., & Salma, A. (2025). Penerapan metode fuzzy time series Singh dalam meramalkan curah hujan di Kabupaten Padang Pariaman, 8(1).
- Maizir. (2015). Studi analisis pengendalian banjir Batang Kapau di Kota Pariaman. *Jurnal Momentum*, 17(1).
- Mulsandi, A., Koesmaryono, Y., Hidayat, R., Faqih, A., & Sopaheluwakan, A. (2024). On the interannual variability of Indonesian monsoon rainfall (IMR): A literature review of the role of its external forcing. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 24(2), 115–127. <https://doi.org/10.31172/jmg.v24i2.1049>
- Putri, R. C., & Junaedi, L. (2022). Penerapan metode peramalan Autoregressive Integrated Moving Average pada sistem informasi pengendalian persediaan bahan baku (Studi kasus: Toko Kue Onde- Onde Surabaya), XIII(1), 164–173.
- Putri, R. S., Sudiar, N. Y., Hamdi, & Dwiridal, L. (2026). Analysis of rainfall variability in West Sumatra. *Pillar of Physics*, 19(1), 76–88. <https://doi.org/10.24036/3p9q4073>
- Qian, J.-H. (2020). Multi-scale climate processes and rainfall variability in Sumatra and Malay Peninsula associated with ENSO in boreal fall and winter. *International Journal of Climatology*, 40(9), 4171–4188. <https://doi.org/10.1002/joc.6450>
- Ramadhan, H. A. (2025). Prediksi curah hujan menggunakan metode ARIMA (Studi kasus: Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya). *Sains dan Teknologi*, 12(1), 314–328. <https://doi.org/10.47668/edusaintek.v12i1.1490>
- Robert, O. (2022). Arima model for forecasting of monthly rainfall and temperature in the Lake Victoria Basin. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 17(1), 12–22. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2022/v17i130412>
- Tukidi. (2010). Karakter curah hujan di Indonesia. *Jurnal Geografi*, 7(2), 136–145. <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/JG/article/view/84>
- Yunita, T. (2019). Peramalan jumlah penggunaan kuota internet menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), 1(2), 16–22.
- Zhu, K. (2016). Bootstrapping the portmanteau tests in weak auto-regressive moving average models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 78(2), 463–485. <https://doi.org/10.1111/rssb.12112>