

Monthly Rainfall Forecasting in Pesisir Selatan Regency Using the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) Model

Nisa Ulhusna, Dwi Sulistiowati*, dan Fadhilah Fitri

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: dwisulistiowati@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 22 Januari 2026

Revised : 02 Maret 2026

Accepted : 03 Maret 2026

ABSTRACT

Rainfall is a climate variable that plays a crucial role in agricultural planning, water resource management, and hydrometeorological disaster mitigation. Therefore, a forecasting method capable of adequately describing the temporal patterns of rainfall data is required. This study aims to forecast monthly rainfall in Pesisir Selatan Regency using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The data used in this study are monthly rainfall data for the period 2015–2024. The analysis stages include missing data imputation, Box–Cox transformation, stationarity testing using the Augmented Dickey–Fuller (ADF) test, model identification through ACF and PACF plots, parameter estimation, and model evaluation based on the Akaike Information Criterion (AIC), residual diagnostic tests, and forecasting accuracy using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that the ARIMA(0,1,1) model is the best model, as indicated by the lowest AIC value and residuals that satisfy the white noise assumption. The forecasting accuracy evaluation yields a MAPE value of 55.05%, indicating that the model's ability to capture monthly rainfall variability is still limited. Rainfall forecasting for the period January to December 2025 produces relatively constant forecast values, reflecting the limitations of the ARIMA(0,1,1) model in representing seasonal variations. Therefore, this model is more suitable as a baseline approach for rainfall forecasting in Pesisir Selatan Regency. Future studies are recommended to apply models that incorporate seasonal components or external variables to improve forecasting accuracy.

Keywords: Monthly rainfall, ARIMA, Time series, Forecasting, Kabupaten Pesisir Selatan



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

I. PENDAHULUAN

Curah hujan adalah jumlah air hujan yang turun di suatu wilayah dalam periode waktu tertentu, biasanya diukur dalam milimeter (mm). Satu milimeter curah hujan setara dengan satu liter air yang jatuh di permukaan seluas satu meter persegi. Data curah hujan sangat penting dalam berbagai bidang seperti pertanian, hidrologi, dan klimatologi (BMKG, 2025). Semakin tinggi ketinggian air hujan yang terukur maka semakin banyak frekuensi hujan dan akan semakin deras hujan yang terjadi di wilayah pengukuran (Dhenanta & Kholifah, 2022). Prediksi cuaca yang tidak akurat dapat menimbulkan dampak negatif seperti kerusakan pertanian, bencana banjir dan longsor, gangguan infrastruktur, serta menurunnya kualitas hidup dan keberlanjutan ekosistem (Ramadhan & Paputungan, 2025). Ketidakakuratan prediksi curah hujan dapat menimbulkan dampak signifikan, seperti kerusakan sektor pertanian, kegagalan infrastruktur, serta meningkatnya risiko bencana hidrometeorologi dan gangguan pasokan air. Oleh karena itu, prediksi curah hujan yang akurat menjadi krusial dalam perencanaan pembangunan dan mitigasi risiko, khususnya di wilayah agraris dan pesisir yang sangat bergantung pada pola hujan (Shofwatillah, 2025).

Kabupaten Pesisir Selatan merupakan salah satu sentra produksi padi utama di Provinsi Sumatera Barat, dengan kontribusi produksi yang relatif besar dibandingkan kabupaten/kota lainnya. Sebagian besar sistem pertaniannya masih sangat bergantung pada curah hujan. Berdasarkan data Lahan Baku Sawah (LBS) Nasional tahun 2024, wilayah ini memiliki lahan baku sawah seluas 22.832 hektar, dengan sekitar 6.073,09 hektar berupa sawah tadah hujan yang sepenuhnya mengandalkan air hujan sebagai sumber pengairan utama. Bahkan pada sawah yang telah memiliki jaringan irigasi, sekitar 35% saluran irigasi dilaporkan tidak berfungsi optimal, sehingga peran curah hujan tetap dominan dalam menentukan ketersediaan air sawah (Kabupaten Pesisir Selatan, 2025). Ketergantungan ini tercermin dari fluktuasi luas

panen dan produksi padi, di mana pada periode Januari-April 2023 luas panen mencapai 16.161 hektare dengan produksi 87.647 ton Gabah Kering Giling (GKG), namun menurun pada periode yang sama tahun 2024 menjadi 12.598 hektar dengan produksi 68.057 ton GKG (BPS, 2024). Penurunan yang relatif sejalan antara luas panen dan produksi ini menunjukkan bahwa perubahan pola dan intensitas curah hujan memiliki dampak langsung terhadap keberhasilan budidaya padi di Kabupaten Pesisir Selatan, sehingga analisis dan peramalan curah hujan menjadi sangat penting sebagai dasar pengambilan kebijakan pertanian dan perencanaan musim tanam.

Analisis curah hujan sering memperlihatkan pola musiman yang sistemik, yaitu fluktuasi yang berulang pada interval waktu tertentu, khususnya pada data bulanan. Pola musiman tersebut mengharuskan penggunaan metode peramalan deret waktu yang mampu menangkap dinamika kompleks dalam data, termasuk tren, stabilitas, autokorelasi, dan komponen musiman (Mustopa dkk., 2025). Dalam penelitian ini, model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dipilih sebagai metode statistik untuk peramalan curah hujan bulanan di Kabupaten Pesisir Selatan. Model ARIMA merupakan teknik peramalan deret waktu yang populer karena mampu memodelkan hubungan temporal berdasarkan data historis tanpa variabel eksternal, menangani ketidakstasioneran melalui *differencing*, serta menangkap pola autokorelasi dan kesalahan acak secara efektif untuk proyeksi jangka pendek hingga menengah. (Ramadhan & Paputungan, 2025).

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) memiliki keunggulan dalam peramalan curah hujan karena mampu memanfaatkan informasi historis deret waktu secara efektif tanpa memerlukan variabel eksternal, sehingga relatif sederhana namun tetap memberikan akurasi yang kompetitif dalam kajian klimatologi (Trivedi, 2024). Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan efektivitas ARIMA dalam peramalan curah hujan bulanan, di antaranya Putri dkk (2023) yang memperoleh model terbaik ARIMA(0,1,1) berdasarkan kriteria AIC minimum pada data curah hujan Kota Padang. Hasil serupa dilaporkan oleh Dhenanta dan Kholifah (2022), yang menunjukkan bahwa ARIMA mampu memodelkan data curah hujan bulanan dengan tingkat galat prediksi yang relatif rendah. Selain itu, Ramadhan dan Paputungan (2025) juga menyimpulkan bahwa ARIMA efektif digunakan pada data curah hujan yang bersifat musiman dan non-stasioner, terutama pada wilayah beriklim tropis. Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa ARIMA merupakan pendekatan statistik yang reliabel dan layak digunakan untuk peramalan curah hujan bulanan pada berbagai wilayah.

Berdasarkan penelitian terdahulu, model ARIMA terbukti sebagai metode statistik yang reliabel dalam peramalan curah hujan bulanan. Namun, perbedaan karakteristik iklim dan geografis antar wilayah menyebabkan model ARIMA yang optimal tidak selalu sama, sehingga diperlukan kajian khusus di Kabupaten Pesisir Selatan untuk memperoleh model yang sesuai dengan karakteristik curah hujan setempat dan memperluas penerapan ARIMA pada wilayah pesisir Sumatera Barat yang memiliki risiko hidrometeorologi relatif tinggi.

II. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa Jumlah Curah Hujan (mm) bulanan di Kabupaten Pesisir Selatan periode 2015-2024. Data diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) dalam Publikasi Kabupaten Pesisir Selatan dalam Angka tahun 2015 hingga tahun 2024. Variabel penelitian pada penelitian ini menggunakan satu variabel (*univariat*) yaitu data *time series* bulanan dari Januari tahun 2015 hingga Desember tahun 2024 yaitu sebanyak 120 observasi.

2.2 Teknik Analisis Data

Analisis runtun waktu yang dikembangkan oleh *Box* dan *Jenkins* bertujuan untuk mengidentifikasi pola dalam data yang terurut menurut waktu dan memanfaatkannya untuk peramalan nilai di masa mendatang. Model ARIMA, yang dikenal sebagai metode Box-Jenkins, merupakan pendekatan runtun waktu yang efektif untuk peramalan jangka pendek dengan memanfaatkan data historis, meskipun akurasinya cenderung menurun untuk peramalan jangka panjang (Mutamakkinah dkk., 2024). Keunggulan ARIMA terletak pada fleksibilitas, kecepatan, serta kemampuannya menghasilkan prediksi yang akurat dalam jangka pendek melalui penggabungan komponen *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) dalam pemodelan data deret waktu (Defiyanti dkk., 2024). Adapun model ARIMA tersusun atas beberapa komponen utama sebagai berikut.

1. *Autoregressive* (AR)

Model AR merupakan komponen ARIMA dengan orde p secara umum dituliskan dengan ARIMA $(p, 0, 0)$, di mana nilai pengamatan saat ini dipengaruhi oleh beberapa nilai sebelumnya. Orde p merepresentasikan kompleksitas hubungan autokorelasi dalam data. Model AR efektif untuk data yang relatif stabil, namun kurang optimal pada data

dengan fluktuasi besar karena dapat melanggar asumsi linearitas (Adiyatma dkk., 2025). Model AR dapat dirumuskan sebagai berikut:

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

dengan:

- Y_t : nilai variabel deret waktu pada periode ke- t
- $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$: nilai variabel pada periode sebelumnya (*lag* ke-1 sampai *lag* ke- p)
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: parameter *autoregressive* yang menunjukkan besarnya pengaruh masing-masing *lag* terhadap Y_t
- p : orde model AR yang menyatakan banyaknya *lag* yang digunakan
- a_t : komponen galat (*error*) pada waktu ke- t

2. Moving Average (MA)

Model MA menjelaskan pengamatan pada waktu ke- t sebagai kombinasi linear dari residual pada beberapa periode sebelumnya. Model ini memiliki orde q dengan ARIMA $(0,0,q)$. Nilai q ditentukan oleh *lag* yang *cut-off* pada plot ACF. Model MA dapat dirumuskan sebagai berikut:

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

dengan:

- Y_t : nilai variabel deret waktu pada periode ke- t
- a_t : komponen galat (*error*) pada waktu ke- t
- $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$: galat pada periode sebelumnya (*lag* ke-1 sampai *lag* ke- q)
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: parameter *moving average* yang menunjukkan besarnya pengaruh residual masa lalu terhadap nilai saat ini
- q : orde model MA yang menyatakan banyaknya lag residual yang digunakan

3. Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR (p) dan MA (q) yang dapat ditulis dengan notasi ARMA $(p,0,q)$. ARMA digunakan untuk data yang stasioner dan dapat dituliskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

dengan:

- Y_t : nilai variabel deret waktu pada periode ke- t
- $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$: nilai variabel pada periode sebelumnya (*lag* ke-1 sampai *lag* ke- p)
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: parameter *autoregressive* yang menyatakan besarnya pengaruh masing-masing nilai masa lalu (*lag* ke-1 sampai *lag* ke- p) terhadap nilai Y_t pada periode saat ini
- a_t : komponen galat (*error*) pada waktu ke- t
- $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$: galat pada periode sebelumnya (*lag* ke-1 sampai *lag* ke- q)
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: parameter *moving average* yang menunjukkan besarnya pengaruh residual masa lalu terhadap nilai saat ini
- p : orde *autoregressive* (AR)
- q : orde *moving average* (MA)

4. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA digunakan untuk data tidak stasioner dengan menerapkan proses *differencing* sebanyak d kali hingga data menjadi stasioner. ARIMA dinotasikan sebagai (p,d,q) dan memodelkan hubungan deret waktu dengan mempertimbangkan komponen AR, *differencing*, dan MA. Bentuk umum persamaan model ARIMA dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B)^p(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)^q a_t \quad (4)$$

dimana:

- Y_t : nilai variabel deret waktu pada periode ke- t
- p : orde *autoregressive* (AR)
- d : orde *differencing*
- q : orde *moving average* (MA)
- B : operator *backshift* (*lag*), dengan sifat: $BY_t = Y_{t-1}$, $B^2 Y_t = Y_{t-2}$
- $\phi_p(B)^p$: komponen *autoregressive* orde p
- $\theta_q(B)^q$: komponen *moving average* orde q

θ_0 : konstanta model
 a_t : komponen galat (*error*) pada waktu ke- t
dengan:

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (5)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (6)$$

dan $Z_t = (1 - B)^d Y_t$

yang merupakan hasil *differencing* dari data asli Y_t dan dimana $\phi_p(B)$ merupakan komponen AR orde p dan $\theta_q(B)$ merupakan komponen orde q . Y_t adalah jumlah curah hujan pada bulanan ke- t .

Analisis ini dilakukan menggunakan bantuan software *R Studio* menggunakan package *forecast()* dan *tseries()*. Adapun tahapan analisis ARIMA dijelaskan sebagai berikut (Trisnawati & Prastuti, 2021).

1. Input data jumlah curah hujan (mm) dan *Pre-processing* data
2. Membuat *time series* plot pada data *in-sample* untuk melakukan identifikasi pola *time series* pada data curah hujan.
3. Melakukan uji stasioneritas terhadap variansi dan stasioner terhadap *mean*. Jika tidak stasioner terhadap variansi maka akan dilakukan transformasi *Box-Cox*, dan jika tidak stasioner terhadap *mean* maka akan dilakukan *differencing*.
4. Pemeriksaan stasioner menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) untuk melihat bahwa data stasioner atau tidak terhadap *mean*. Jika $p - value > 0,05$ maka H_0 diterima, artinya data belum stasioner terhadap *mean*. Jika $p - value < 0,05$ maka H_0 ditolak, artinya data sudah stasioner terhadap *mean* dan tidak perlu dilakukan *differencing*.
5. Identifikasi dan pendugaan model ARIMA berdasarkan pada plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan model dan lag yang akan digunakan.
6. Estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter berdasarkan model yang terbentuk. Dilakukan untuk mendapatkan penduga parameter AR dan MA pada model ARIMA untuk peramalan.
7. Pemilihan model terbaik dan *Diagnostic Checking*.
8. Pengujian asumsi residual *white noise* dan normalitas residual pada model yang terbentuk melalui uji *Ljung-Box* dan *Kolmogorov-Smirnov*.
9. Mendapatkan model peramalan terbaik.
10. Melakukan peramalan (*Forecasting*) curah hujan bulanan di Kabupaten Pesisir Selatan.
11. Evaluasi Akurasi Model Menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan metode yang digunakan untuk menilai tingkat kesalahan dengan menghitung rata-rata persentase selisih absolut antara nilai estimasi dan data aktual. Berikut kriteria penilaian akurasi model berdasarkan nilai MAPE (Aprieza dkk., 2022).

Tabel 1. Kriteria Penilaian Akurasi Model Berdasarkan Nilai MAPE

Nilai MAPE	Keterangan
< 10	Peramalan Sangat Akurat
10 – 20	Peramalan Baik
20 – 50	Peramalan Cukup Baik
> 50	Peramalan Kurang Akurat

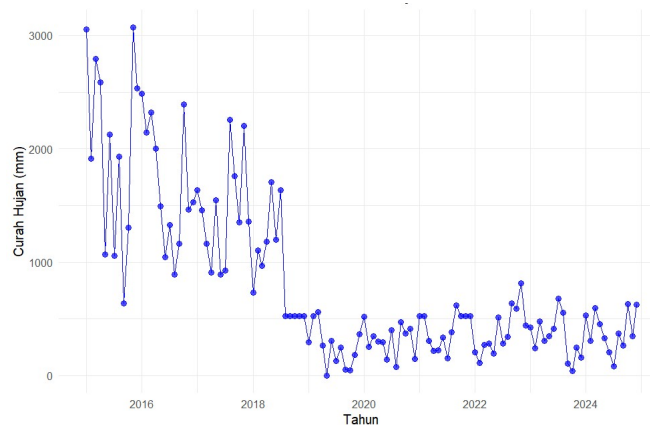
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 *Cleaning Data*

Berdasarkan pemeriksaan awal, data curah hujan bulanan Kabupaten Pesisir Selatan periode 2015–2024 mengandung 10 nilai hilang (*missing value*). Untuk mengatasi permasalahan ini, dilakukan imputasi menggunakan nilai median, dengan pertimbangan bahwa data curah hujan umumnya memiliki distribusi tidak simetris serta dipengaruhi oleh nilai ekstrem, sehingga median lebih *robust* dibandingkan mean. Hasil imputasi menunjukkan bahwa seluruh nilai hilang berhasil ditangani dengan baik, sehingga data hasil imputasi layak digunakan untuk analisis lanjutan.

3.2 *Plot Time Series Curah Hujan 2015-2024*

Sebelum dilakukan pemodelan dan peramalan curah hujan, diperlukan analisis eksploratif awal terhadap data historis untuk memahami perilaku dan pola perubahannya dari waktu ke waktu. Plot deret waktu disajikan untuk memberikan gambaran awal mengenai dinamika curah hujan periode 2015–2024 sebagai dasar identifikasi pola temporal dan karakteristik data.



Gambar 1. Curah Hujan bulanan Kabupaten Pesisir Selatan 2015-2024

Berdasarkan Gambar 1, plot deret waktu curah hujan periode 2015–2024, secara umum terlihat adanya perubahan pola yang cukup mencolok sepanjang waktu pengamatan. Pada awal periode, curah hujan menunjukkan nilai yang relatif tinggi dengan fluktuasi yang besar, kemudian mengalami kecenderungan menurun hingga sekitar tahun 2018, setelah itu data berfluktuasi pada kisaran yang lebih rendah dan relatif stabil. Pola tersebut mengindikasikan bahwa deret waktu belum bersifat stasioner, baik dari sisi rata-rata maupun varians, sehingga diperlukan perhatian khusus dalam tahap awal pemodelan. Dalam konteks analisis deret waktu, khususnya menggunakan pendekatan ARIMA, temuan eksploratif ini penting sebagai dasar untuk mempertimbangkan transformasi data dan differencing guna memperoleh kestasioneran sebelum dilakukan analisis lanjutan seperti pemeriksaan ACF–PACF dan penentuan model yang paling sesuai

3.3 Uji Stasioneritas dalam *Varians* dan *Mean*

Diketahui dari plot pada Gambar 1, diketahui bahwa data dikatakan belum stasioner terhadap *mean* dan varian. Oleh karena itu, sebelum dilakukan uji stasioneritas terhadap *mean*, terlebih dahulu dilakukan transformasi *Box–Cox* untuk menstabilkan varians data.

Tabel 2. Transformasi *Box–Cox* Optimal

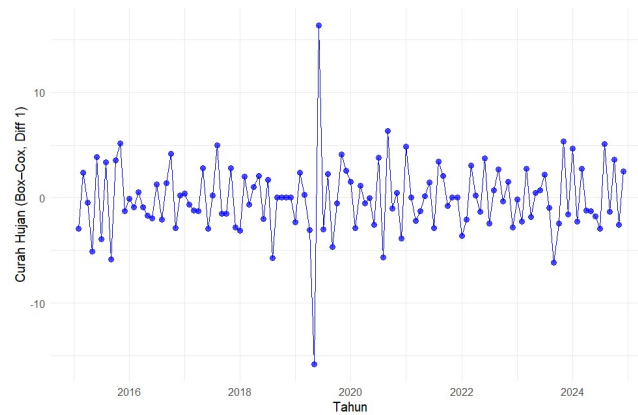
Data	Lambda (λ)
Data Awal	0,2365
Data Transformasi	1,71

Hasil transformasi *Box–Cox* optimal pada Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai parameter λ untuk data awal mengindikasikan bahwa data mengalami ketidakstabilan varians dan memerlukan transformasi. Setelah dilakukan transformasi *Box–Cox*, nilai λ mendekati 1, yang menunjukkan bahwa varians data telah relatif stabil sehingga data hasil transformasi layak untuk selanjutnya difokuskan pada pengujian stasioneritas terhadap *mean* menggunakan uji *Augmented Dickey–Fuller* (ADF).

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

Test Statistic	Lag-order	p-value
-2,8453	4	0,2255

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh hasil dari uji ADF menunjukkan bahwa nilai $p - value > 0,05$ maka keputusannya adalah gagal tolak H_0 . Artinya, data tidak stasioner terhadap *mean*. Oleh karena itu, dilakukan *differencing* orde pertama pada data untuk memperoleh kondisi stasioner terhadap *mean* sebelum dilakukan pemodelan ARIMA.



Gambar 2. Plot Time Series Differencing orde 1

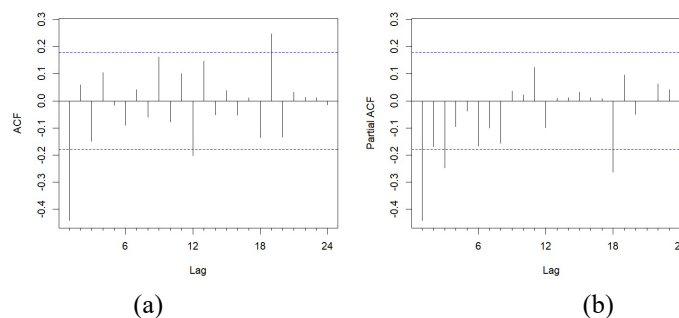
Tabel 4. Uji ADF setelah differencing orde 1

Test Statistic	Lag-order	p-value
-6,5249	4	0,01

Selanjutnya berdasarkan Tabel 4, dilakukan kembali uji ADF pada data hasil *differencing* orde 1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai $p - value = 0.01 < 0.05$, sehingga H_0 ditolak yang mengindikasikan bahwa data telah stasioner terhadap *mean*, hal ini juga terlihat pada Gambar 3 bahwa fluktuasi data beresilasi di sekitar nilai rata-rata yang relatif konstan tanpa menunjukkan tren yang jelas. Oleh karena itu, data telah memenuhi asumsi stasioneritas baik dalam *mean* maupun variansi dan layak digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

3.4 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model dilakukan berdasarkan pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data hasil *differencing*.



Gambar 3. (a) Plot ACF setelah Differencing orde 1 (b) Plot PACF setelah Differencing orde 1 Data Curah Hujan

Berdasarkan Gambar 3, plot ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing* orde pertama ($d = 1$), terlihat bahwa plot ACF menunjukkan kecenderungan pemotongan pada lag awal, sementara plot PACF memperlihatkan pola peluruhan secara bertahap (*tailing off*). Pola tersebut secara eksploratif mengindikasikan keberadaan komponen *moving average* berorde satu, MA(1), dalam struktur data. Oleh karena itu, model ARIMA(0,1,1) dipertimbangkan sebagai kandidat model awal. Namun demikian, mengingat pola yang terbentuk belum sepenuhnya menunjukkan karakteristik *cut-off* dan *tailing off* yang sangat tegas, beberapa model alternatif, yaitu ARIMA(1,1,0), dan ARIMA(1,1,1) turut dipertimbangkan untuk keperluan perbandingan dan evaluasi kinerja model pada tahap analisis selanjutnya.

3.5 Pemilihan Model Terbaik dan Diagnostik Checking

Beberapa model ARIMA kandidat, yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(1,1,0), diestimasi menggunakan data hasil transformasi. Kinerja model dibandingkan berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion*

(AIC), di mana model dengan nilai AIC terkecil dipilih sebagai model terbaik karena memberikan keseimbangan optimal antara kecocokan dan kompleksitas model.

Tabel 5. Ringkasan Hasil Estimasi dan pengecekan Model ARIMA

Estimasi Model (p,d,q)	Parameter	Estimasi Koefisien	p-value	Hasil Uji	Log-Likelihood	AIC
ARIMA (0,1,1)	MA (1)	-0,6851	0,000	Signifikan	-295,05	594,11
ARIMA (1,1,1)	AR (1)	0,1370	0,292	Tidak	-294,53	595,05
	MA (1)	-0,7616	0,000	Signifikan		
ARIMA (1,1,0)	AR (1)	-0,4412	0,000	Signifikan	-301,27	606,55

Berdasarkan Tabel 5, hasil uji signifikansi parameter menunjukkan bahwa terdapat dua model yang seluruh parameternya signifikan secara statistik pada taraf signifikansi 5%, yaitu model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0). Pada model ARIMA(0,1,1), parameter MA(1) memiliki $p - value < 0,05$ yang mengindikasikan kontribusi parameter yang signifikan dalam menjelaskan pola data. Demikian pula pada model ARIMA(1,1,0), parameter AR(1) juga signifikan secara statistik, sehingga kedua model tersebut secara inferensial layak dipertimbangkan sebagai kandidat model.

Selanjutnya, pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,1) memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan model ARIMA(1,1,0), yang mengindikasikan bahwa ARIMA(0,1,1) memberikan keseimbangan terbaik antara kecocokan model dan kompleksitas parameter. Oleh karena itu, model ARIMA(0,1,1) ditetapkan sebagai model terbaik untuk peramalan curah hujan di Kabupaten Pesisir Selatan. Selanjutnya, model terpilih dilakukan pengujian diagnostik melalui analisis residual, termasuk uji *white noise*, untuk memastikan bahwa residual bersifat acak dan tidak mengandung autokorelasi yang signifikan.

3.6 Uji Diagnostik Residual Model ARIMA Terbaik

Uji ini bertujuan untuk memastikan bahwa residual model bersifat *white noise* dan berdistribusi normal, sehingga model layak digunakan untuk peramalan. Pengujian dilakukan menggunakan uji *Ljung-Box* untuk mendeteksi autokorelasi residual dan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk menguji normalitas residual.

Tabel 6. Uji Diagnostik Residual Model ARIMA terbaik

Uji Diagnostik Residual	Statistik Uji	p - value	Keputusan	Keterangan
<i>Ljung-Box</i> (Lag = 12)	$\chi^2 = 13,798$	0,3138	Gagal tolak H_0	Residual tidak berkorelasi (<i>white noise</i>)
<i>Ljung-Box</i> (Lag = 24)	$\chi^2 = 23,057$	0,5165	Gagal tolak H_0	Residual tidak berkorelasi (<i>white noise</i>)
<i>Ljung-Box</i> (Lag = 36)	$\chi^2 = 29,637$	0,764	Gagal tolak H_0	Residual tidak berkorelasi (<i>white noise</i>)
<i>Ljung-Box</i> (Lag = 48)	$\chi^2 = 47,745$	0,4832	Gagal tolak H_0	Residual tidak berkorelasi (<i>white noise</i>)
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	$D = 0,099465$	0,186	Gagal tolak H_0	Residual berdistribusi normal

Berdasarkan Tabel 6, hasil uji diagnostik residual menunjukkan bahwa $p - value$ pada uji *Ljung-Box* untuk lag 12, 24, 36, dan 48 seluruhnya signifikan pada taraf signifikansi 5%. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat autokorelasi yang signifikan pada residual hingga lag yang diuji, sehingga residual dapat dinyatakan bersifat acak (*white noise*). Selain itu, hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* juga menghasilkan nilai $p - value = 0,186 > 0,05$, yang menunjukkan bahwa tidak terdapat bukti penolakan terhadap asumsi normalitas residual. Dengan demikian, residual model memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas, sehingga model ARIMA terpilih dinyatakan layak untuk digunakan dalam peramalan curah hujan.

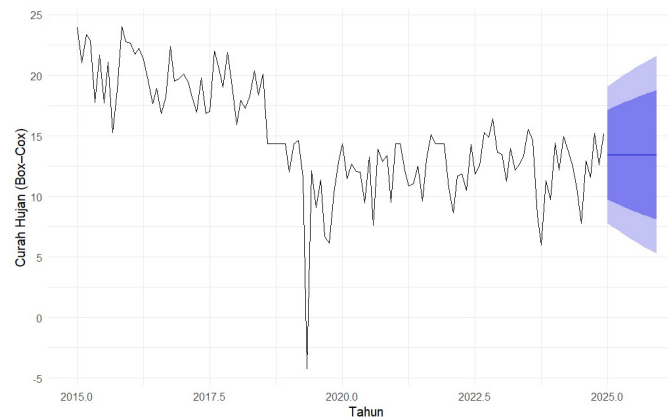
Hasil estimasi menunjukkan bahwa parameter MA (1) signifikan dengan nilai koefisien sebesar -0,6851, karena data mengalami *differencing* satu kali ($d = 1$) maka model ARIMA (0,1,1) pada data asli dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Y_t = Y_{t-1} + a_t + 0,6851a_{t-1}$$

Model ini, menjelaskan bahwa jumlah curah hujan pada periode ke- t dipengaruhi oleh jumlah curah hujan pada periode sebelumnya (Y_{t-1}), serta *error* pada periode sekarang (a_t) dan *error* pada periode sebelumnya (a_{t-1}). Nilai koefisien MA (1) sebesar -0,6851 yang hampir mendekati 1 menunjukkan bahwa pengaruh *error* periode sebelumnya terhadap jumlah curah hujan saat ini cukup besar. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,1) mampu menangkap pola ketergantungan jangka pendek yang kuat dari *error* masa lalu dalam membentuk nilai curah hujan periode sekarang.

3.7 Peramalan Curah Hujan Berdasarkan Model ARIMA Terpilih

Setelah model ARIMA terbaik berhasil diidentifikasi dan diuji diagnostik residualnya, tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan (*forecasting*) untuk periode 12 bulan ke depan. Peramalan ini bertujuan untuk memproyeksikan tren masa depan dari data curah hujan sehingga dapat menjadi acuan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan.



Gambar 4. *Forecasting* Curah Hujan Kabupaten Pesisir Selatan periode 12 bulan

Berdasarkan Gambar 4, setelah model ARIMA terpilih memenuhi kriteria kelayakan melalui uji diagnostik residual, dilakukan peramalan curah hujan untuk 12 bulan ke depan. Hasil peramalan awal diperoleh pada skala transformasi *Box-Cox* sesuai dengan proses pemodelan. Untuk memperoleh interpretasi yang lebih bermakna secara praktis, nilai hasil peramalan selanjutnya dikembalikan ke skala data asli menggunakan transformasi *invers Box-Cox*. Penyajian nilai peramalan pada skala asli bertujuan untuk merepresentasikan estimasi curah hujan dalam satuan milimeter (mm), sehingga memudahkan analisis dan interpretasi kuantitatif pada periode mendatang.

Tabel 7. Peramalan Curah Hujan Kabupaten Pesisir Selatan Tahun 2025

Periode	Forecast
Januari	422,7633
Februari	422,7633
Maret	422,7633
April	422,7633
Mei	422,7633
Juni	422,7633
Juli	422,7633
Agustus	422,7633
September	422,7633
Oktober	422,7633
November	422,7633
Desember	422,7633

Berdasarkan Tabel 7, hasil peramalan menggunakan model ARIMA(0,1,1) menunjukkan bahwa estimasi jumlah curah hujan bulanan di Kabupaten Pesisir Selatan untuk periode Januari 2025 hingga Desember 2025 bersifat konstan, yaitu sebesar 422,76 mm. Pola peramalan yang relatif data ini mencerminkan karakteristik model ARIMA non-musiman yang tidak mengakomodasi komponen tren maupun musiman secara eksplisit. Dalam kondisi tersebut, ramalan jangka menengah hingga panjang cenderung mengikuti nilai rata-rata historis data setelah proses *differencing*. Dengan

demikian, model ARIMA(0,1,1) menghasilkan estimasi curah hujan bulanan yang relatif stabil, namun belum mampu merepresentasikan variasi musiman atau fluktuasi curah hujan yang secara empiris terjadi di wilayah Kabupaten Pesisir Selatan.

Selanjutnya, evaluasi akurasi model dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berdasarkan perhitungan antara nilai aktual dan nilai peramalan, diperoleh nilai MAPE sebesar 55,05%. Nilai MAPE yang relatif besar ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi peramalan model masih tergolong rendah hingga sedang. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa model ARIMA(0,1,1) memiliki keterbatasan dalam menangkap dinamika curah hujan bulanan yang bersifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh faktor musiman yang kuat. Meskipun demikian, berdasarkan kriteria pemilihan model terbaik menggunakan AIC terendah serta hasil uji diagnostik residual yang memenuhi asumsi white noise dan kenormalan, model ARIMA(0,1,1) tetap layak digunakan sebagai model dasar (*baseline*) dalam peramalan curah hujan di Kabupaten Pesisir Selatan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa data curah hujan bulanan Kabupaten Pesisir Selatan periode 2015–2024 bersifat tidak stasioner sehingga memerlukan transformasi *Box–Cox* dan *differencing* orde satu untuk mencapai kondisi stasioner. Identifikasi dan estimasi model menunjukkan bahwa ARIMA(0,1,1) merupakan model terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terendah serta hasil uji diagnostik residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan. Hasil evaluasi akurasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menghasilkan nilai sebesar 55,05%, yang mengindikasikan bahwa kemampuan model ARIMA(0,1,1) dalam merepresentasikan variasi curah hujan bulanan masih terbatas. Hasil peramalan curah hujan untuk tahun 2025 menunjukkan nilai ramalan yang cenderung konstan sepanjang periode peramalan, yang mengindikasikan bahwa model ARIMA(0,1,1) hanya mampu menangkap pola rata-rata data historis tanpa merepresentasikan fluktuasi atau variasi musiman secara eksplisit. Dengan demikian, model ini lebih sesuai digunakan sebagai pendekatan awal (*baseline*) dalam peramalan curah hujan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan model yang mempertimbangkan unsur musiman atau variabel eksternal, seperti SARIMA atau ARIMAX, guna memperoleh hasil peramalan yang lebih representatif terhadap karakteristik curah hujan yang sesungguhnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Pesisir Selatan atas penyediaan data yang menjadi dasar dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Adiyatma, H., Industri, F. T., & Indonesia, U. I. (2025). *Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) (Studi Kasus : Kabupaten Sleman, Semarang, dan Surabaya)*. *Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) (Studi Kasus)*.
- Aprieza, F., Ridwan, M. K., & Wilopo, W. (2022). Forecasting Analysis on Electricity Demand in the Special Region of Yogyakarta Under the Impact of the Covid-19 Pandemic. *ASEAN Journal of Systems Engineering*, 6(1), 12–20. <https://doi.org/10.22146/ajse.v6i1.75149>
- BMKG. (2025). *Curah Hujan*.
- BPS, S. B. (2024). *Luas Panen dan Produksi Padi di Provinsi Sumatera Barat 2023 (Angka Tetap)*.
- Defiyanti, S., Sari, B. N., Padilah, T. N., Karawang, U. S., Kawarang, K., Korespondensi, P., Hujan, C., & Tanam, W. (2024). *Optimasi Pertanian Padi : Peramalan Curah Hujan Berbasis ARIMA Untuk Penentuan Waktu Tanam yang Tepat*. 11(6), 1377–1384. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024118682>
- Dhenanta, R. P., & Kholifah, I. B. (2022). Prediksi Curah Hujan Bulanan Kabupaten Trenggalek Tahun 2022 dan 2023 Menggunakan Metode ARIMA. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2022(1), 1135–1144. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1368>
- Kabupaten Pesisir Selatan, P. (2025). *Lahan Baku Sawah Pessel Capai 22.832 Hektare, Dukung Ketahanan Pangan Lewat Inovasi MTOT*.
- Mustopa, A., Santoso, J. D., Nauvaldhi, M. S. F., & Wulandari, D. (2025). Pemodelan Variabilitas Musiman Dalam Curah Hujan : Pendekatan Deret Waktu. *Journal of Information System Management (JOISM)*, 6(2), 148–155. <https://doi.org/10.24076/joism.2025v6i2.1936>
- Mutamakkinah, H., Santoso, R., & Tarno, T. (2024). Perbandingan Metode Arima Dan Model Fungsi Transfer Untuk Meramalkan Curah Hujan Di Jawa Tengah Periode Tahun 2023-2024. *Jurnal Gaussian*, 13(2), 280–288. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.2.280-288>
- Putri, D. M., Hasibuan, L. H., Nur, R. A., & Asfa'ani, E. (2023). Optimasi Prediksi Curah Hujan Kota Padang Dengan

- Model Arima. *MAP (Mathematics and Applications) Journal*, 5(2), 177–185. <https://doi.org/10.15548/map.v5i2.7138>
- Ramadhan, H. A., & Paputungan, I. V. (2025). Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode Arima. *Edusaintek: Jurnal Pendidikan, Sains dan Teknologi*, 12(1), 314–328.
- Shofwatillah, L. (2025). Peramalan Curah Hujan di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 3(3), 697–710. <https://doi.org/10.20885/esds.vol3.iss.3.art22>
- Trisnawati, O., & Prastuti, M. (2021). Peramalan Curah Hujan di Stasiun Juanda Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins dan Radial Basis Function Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 11(2), 2337–3520.
- Trivedi, P. (2024). *ARIMA-Based Time Series Forecast of Monthly Rain*. 1–5.