

# PENGGUNAAN MODEL SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) DALAM MEMPREDIKSI JUMLAH CURAH HUJAN DI KABUPATEN MUARO JAMBI TAHUN 2024

*Application Of The Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Model In Predicting The Amount Of Rainfall In Muaro Jambi Regency In 2024*

Nurhafisah<sup>1</sup>, Gusmanely.Z<sup>2</sup>, Sufri<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitas Jambi, KM. 15 Mendalo Darat,

nurhafisah8023@gmail.com<sup>1</sup>, gusmanelyz@unja.ac.id<sup>2</sup>, sufriary@yahoo.com<sup>3</sup>

Diterima : 29 Februari 2024; Direvisi : 08 Maret 2024; Disetujui : 31 Maret 2024

<https://doi.org/10.37250/newkiki.v4i1.237>

## Abstract

*Rain is a source of water, and water is an important element in life, especially in the agricultural sector. Heavy rain can cause flooding, damage crops, and cause crop failure for farmers. In 2021, 2,591 hectares of rice fields in Muaro Jambi Regency experienced crop failure due to flooding due to heavy rain. This is the main reason for conducting this research, namely predicting rainfall in Muaro Jambi Regency and assisting in decision making to prevent crop failure. Predicting rainfall is often difficult, so it is necessary to identify data patterns and determine the appropriate method to determine the best model that can be used to predict rainfall in Muaro Jambi Regency. After identifying the Muaro Jambi Regency rainfall data pattern, it was found that the Muaro Jambi Regency rainfall data contained seasonal patterns. SARIMA is a forecasting technique that is suitable for application to data that contains seasonal patterns. The best model that can be used to predict rainfall in Muaro Jambi Regency is the SARIMA (1,0,0) (1,0,0)<sup>12</sup> model with prediction accuracy comparable to the MAPE value of 0.05041. Classified as very good and MSE is 8959.8. This is the result of calculating the error value between the predicted results of the actual data and outsample data.*

**Keywords:** Muaro Jambi Regency, Rainfall, SARIMA

## Abstrak

Hujan memainkan peran vital dalam menyediakan air, yang merupakan elemen penting untuk keberadaan, terutama di sektor pertanian. Namun, curah hujan yang berlebihan berpotensi menyebabkan bencana banjir, mengakibatkan kerusakan pada tanaman dan mengarah pada kegagalan panen para petani. Pada tahun 2021, banjir yang dipicu oleh hujan lebat menyebabkan kerusakan pada 2.591 hektar lahan pertanian di Kabupaten Muaro Jambi, mengakibatkan kegagalan panen. Ini menjadi alasan utama untuk melakukan penelitian ini, yaitu untuk memprediksi curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi dan membantu dalam pengambilan keputusan untuk mencegah kegagalan panen. Menentukan proyeksi intensitas hujan seringkali menantang, memerlukan pengecekan tren dalam data dan pemilihan strategi yang akurat untuk menemukan model prediksi yang optimal di Kabupaten Muaro Jambi. Analisis tren curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi menunjukkan pola yang berulang setiap tahun. Metode SARIMA dianggap sebagai pendekatan prediktif yang paling sesuai untuk data dengan karakteristik musiman. Model prediksi yang paling efektif untuk curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi adalah SARIMA (1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup>, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang luar biasa, terbukti dengan nilai MAPE sebesar 0,05041 dan MSE mencapai 8959,8. Angka-angka ini menunjukkan margin kesalahan yang sangat rendah antara nilai yang diprediksi dan data aktual serta data outsample.

**Kata kunci:** Kabupaten Muaro Jambi, Curah Hujan, SARIMA

## PENDAHULUAN

Ketersediaan air memang hal yang sangat penting untuk dipenuhi, salah satunya yaitu di bidang pertanian. Namun ketika ketersediaan air sedikit, akan menimbulkan kemungkinan lahan pertanian mengalami kekeringan. Ketika ketersediaan air berlebih, akan menyebabkan kerusakan pada tanaman pertanian sehingga petani akan mengalami kerugian bahkan tidak menutup kemungkinan terjadinya gagal panen. Selain di bidang pertanian, ketersediaan air berlebih juga dapat menimbulkan bencana alam seperti banjir.

Survei yang dijalankan oleh Dinas Tanaman Pangan, Hortikultura, dan Peternakan (DTPHP) Jambi pada tahun 2021 mencatat kerugian hasil panen di wilayah Jambi, mencakup area sebesar 3.529 hektare lahan sawah. Dari total kerugian tersebut, 2.591 hektare berlokasi di Kabupaten Muaro Jambi, yang mana kejadian ini disebabkan oleh bencana banjir yang ditimbulkan oleh tingkat curah hujan yang sangat tinggi (Alfahri, 2021).

Informasi tentang intensitas hujan diukur dan dicatat secara berkala dalam periode yang telah ditentukan, menghasilkan catatan yang diatur dalam interval yang konsisten dan tidak berubah. Informasi yang diperoleh dari

proses pengukuran ini dikenal sebagai seri waktu. Metode analisis seri waktu merupakan teknik statistik yang diterapkan dalam mempelajari seri waktu, dengan memperhatikan faktor waktu sebagai variabel penting. Berdasarkan model datanya, model data curah hujan pada penelitian ini merupakan model data yang memuat pola musiman.

SARIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA, membedakannya dengan penerapan khususnya pada prediksi data dengan sifat musiman. Karakteristik musiman yang dimaksud adalah repetisi pola data dalam interval waktu tertentu, sering kali terjadi secara mingguan, bulanan, triwulanan, setiap semester, atau tahunan, menurut Makridakis et al. (1999).

Sebelumnya, sebuah studi yang diinisiasi oleh (Purnama, 2021), telah mengkaji penerapan model SARIMA dalam memproyeksikan tingkat presipitasi di Kabupaten Parigi Moutong. Studi tersebut menggunakan metode seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA), dengan spesifikasi model SARIMA  $(1,1,0)(0,1,1)^{12}$ , dan berhasil mencapai hasil prediksi yang memuaskan dengan persentase kesalahan prediksi rata-rata (MAPE) sekitar 12,0157%. Studi yang dikerjakan oleh (Soekendro

& Aini, 2021) mengenai estimasi jumlah hujan di Kabupaten Bandung melalui analisa seri waktu dengan penerapan model SARIMA menghasilkan konfigurasi model SARIMA  $(2,1,1)(1,1,0)12$ . Hasil ini didapatkan dengan nilai MAPE mencapai 22,6641%. Studi tersebut membuktikan.

Motivasi penulis untuk menjalankan penelitian ini bersumber dari keinginan untuk memproyeksikan volume curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi menggunakan Model SARIMA. Tujuan utamanya adalah untuk menemukan model yang paling akurat dalam memprediksi volume curah hujan selama 12 bulan mendatang, yakni dari Januari hingga Desember 2024. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi dan masukan yang berguna dalam mencegah potensi banjir, yang dapat merusak lahan pertanian di Kabupaten Muaro Jambi.

## LANDASAN TEORI

### Curah Hujan

Menurut Lakitan (2012), ketika sebuah area datar seluas 1 meter persegi menerima air hujan hingga ketinggian 1 milimeter, ini setara dengan volume air sebesar 1 liter, dengan asumsi bahwa air tersebut tidak menguap, tidak terserap ke dalam tanah, dan tidak mengalir ke tempat

lain. Di sisi lain, definisi curah hujan bulanan mengacu pada total volume hujan yang tercatat harian di sebuah lokasi pengukuran khusus selama periode satu bulan. Data seperti ini seringkali dimanfaatkan untuk meramalkan waktu yang tepat untuk menanam serta mengestimasi kebutuhan air tanaman, sebagaimana dijelaskan oleh Susilowati dan Sadad (2015).

Berdasarkan penjelasan dari (Hakiqi et al., 2023), data mengenai curah hujan diidentifikasi sebagai sebuah rangkaian data waktu yang menunjukkan karakteristik musiman, yang mengindikasikan bahwa data ini mengikuti pola berulang dalam interval waktu tertentu. Sehingga, para peneliti memilih untuk menerapkan model SARIMA yang sangat sesuai untuk meramalkan total curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi.

### Analisis Deret Waktu

Wei (2006) menjelaskan bahwa proses pencatatan teratur terhadap suatu variabel secara berurutan dalam rentang waktu yang tetap dikenal sebagai deret waktu. Analisis deret waktu merupakan teknik statistik yang dirancang untuk memproses data deret waktu dengan tujuan menciptakan model yang dapat memprediksi. Keunikan dari analisis ini terletak pada

pertimbangannya terhadap faktor waktu dalam menganalisis data, sebagaimana diuraikan oleh Aswi dan Sukarna (2006).

Hanke dan Wichern (2005) menekankan pentingnya mengakui pola yang terdapat dalam data seri waktu untuk tujuan prediksi. Data yang dianalisis merupakan data yang terkumpul secara berkala sesuai dengan urutan waktu, yang dapat mencakup jam, hari, minggu, bulan, kuartal, atau tahun. Makridakis et al., (1999) mengidentifikasi empat tipe pola data, yaitu horizontal, musiman, siklik, dan tren.

### **Stasioneritas**

Stasioneritas tercapai ketika fluktuasi data secara konsisten mengorbit nilai tengah yang tidak berubah, independen terhadap faktor waktu, dengan variabilitas yang pada dasarnya stabil sepanjang periode (Makridakis et al., 1999).

Ketika variasi data tetap konsisten sepanjang periode waktu, situasi ini diidentifikasi sebagai kestasioneran data terhadap variansi menurut Wei (2006). Dalam kondisi dimana data tidak menunjukkan kestasioneran variansi, transformasi Box-Cox direkomendasikan untuk diterapkan pada seri waktu. Transformasi ini memanfaatkan suatu kelas transformasi dengan satu

parameter,  $\lambda$ , yang diaplikasikan sebagai eksponen pada variabel respons  $Z_t$ , yang menjelaskan transformasinya (Nasir, 2015):

$$y = Z_t^\lambda$$

Beberapa penggunaan nilai  $\lambda$  dengan bentuk transformasinya dapat dilihat pada (Tabel 1).

**Tabel 1.** Transformasi Box-Cox

Nilai $\lambda$ (lamda)	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z^t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z^t}}$
0	$\ln Z^t$
0,5	$\sqrt{Z^t}$
1	$Z^t$

Sumber : Wei, 2006

Saat kurva dari rangkaian waktu mengalami fluktuasi naik dan turun mengitari garis lurus yang paralel dengan sumbu waktu horizontal ( $t$ ), kondisi ini dianggap stasioner sehubungan dengan rata-rata. Apabila kondisi ini tidak terpenuhi, prosedur yang direkomendasikan adalah penerapan differensing pada data awal ( $Z_t$ ) guna menciptakan kestabilan stasioner (diambil dari Makridakis et al., 1999). Differencing pada level pertama dijelaskan sebagai pengurangan nilai pada waktu  $t$  dari nilai pada waktu  $t-1$ , seperti yang dirumuskan oleh Aswi dan Sukarna (2006).

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$$

Differencing untuk orde ke- $d$  dapat didefinisikan :

$$\Delta^d Z_t = (1 - B)^d Z_t$$

### Uji Akar Unit

Untuk mengidentifikasi apakah data bersifat stasioner, diperlukan sebuah prosedur pengujian formal yang bertujuan untuk mengecek keberadaan akar unit dalam data tersebut. Salah satu metode yang digunakan adalah uji Augmented Dickey Fuller (ADF), yang mana jika hasilnya menunjukkan bahwa data tidak bersifat stasioner, maka akan diterapkan metode differencing pada data tersebut. Rumus yang digunakan dalam uji akar unit disajikan oleh Aktivani (2021):

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + e_t$$

Dimana:

$Z_t$  : Data aktual periode  $t$

$Z_{t-1}$  : Data aktual periode  $t - 1$

$\Delta Z_t$  : Hasil difference orde 1

$\delta$  : Koefisien regresi

dengan :  $\delta = \rho - 1$

$\rho$  : Nilai autoregresi

$e_t$  : Nilai galat

### ACF dan PACF

Fungsi Autokorelasi (ACF) diterapkan untuk mengidentifikasi

tingkat model Moving Average (MA(q)) dalam kerangka model SARIMA, sebagaimana dijelaskan oleh Aswi dan Sukarna (2006):

$$r_k = \text{corr}(Z_t, Z_{t+k} - \bar{Z}) =$$

$$\frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n(Z_t - \bar{Z})^2}$$

dimana :

$r_k$  : Koefisien autokorelasi pada lag  $k$ , dengan  $k = 0, 1, 2, \dots$

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) berperan penting dalam menetapkan urutan serta model Autoregressive (AR(p)) dalam konteks model SARIMA, sesuai dengan rumusan yang diberikan oleh Aswi dan Sukarna (2006):

$$\phi_{kk} = \begin{bmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_1 \\ r_1 & 1 & r_1 & \cdots & r_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{k-1} & r_{k-2} & r_{k-3} & \cdots & r_k \\ 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{k-1} \\ r_1 & 1 & r_1 & \cdots & r_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{k-1} & r_{k-2} & r_{k-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

dimana:

$\phi_{kk}$  : Nilai PACF pada lag ke  $-k$

$r_k$  : Nilai ACF pada lag ke  $-k$

### SARIMA

Model SARIMA, yang merupakan versi modifikasi dari ARIMA dengan memasukkan unsur musiman ke dalam perhitungannya, telah dijelaskan oleh Wei (2006):

$$\text{SARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)^s$$

dimana:

( $p, d, q$ ): Bagian non-musiman dari model

( $P, D, Q$ ): Bagian musiman dari model

$s$  : Jumlah periode permusim

Persamaan umum model SARIMA adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1 - B)^d(1 - B^S)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t$$

dimana:

$p, d, q$  : Orde AR, *differencing*,

dan MA non-musiman

$P, D, Q$  : Orde AR, *differencing*,

dan MA musiman

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1B - \phi_2B^2 - \dots - \phi_pB^P$$

$$\Phi_P(B^S) = 1 - \Phi_1B^S - \Phi_2B^{2S} - \dots - \Phi_pB^{PS}$$

$(1 - B)^d$  Orde *differencing*

non-musiman

$(1 - B^S)^D$ : Orde *differencing*

musiman

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1B - \theta_2B^2 - \dots - \theta_qB^q$$

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1B^S - \Theta_2B^{2S} - \dots - \Theta_QB^{QS}$$

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu$$

$s$  : Jumlah periode permusim

$a_t$  : Nilai galat pada waktu t dengan asumsi *white noise*

### Pemeriksaan Diagnostik

Uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual adalah dua komponen pemeriksaan diagnostik.

Uji signifikansi parameter bertujuan untuk mengukur kesesuaian parameter tertentu dalam sebuah model. Langkah-langkah berikut ini dapat diaplikasikan dalam pelaksanaan uji tersebut:

Hipotesis :

$H_0$  : Parameter model tidak signifikan

$H_1$  : Parameter model signifikan

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

Kriteria Penolakan :

Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > \frac{t_\alpha}{2}; df = n - n_p$ , dimana  $n_p$  merupakan banyaknya parameter atau dengan menggunakan nilai  $p$  ( $p-value$ ), yakni tolak  $H_0$  jika nilai  $p-value < \alpha$ .

Evaluasi terhadap asumsi residual meliputi dua jenis tes, yakni tes kebisingan putih dan tes keberadaan distribusi normal. Dalam melaksanakan tes kebisingan putih, metode Ljung-Box diaplikasikan untuk menentukan apakah residual telah sesuai dengan kriteria kebisingan putih melalui formula tertentu:

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

dimana :

$n$  : Jumlah data

$k$  : Nilai lag ke  $-k$

$K$  : Maksimum lag

$\hat{\rho}_k$  : Nilai fungsi autokorelasi

residual  $lag - k$

Hipotesis :

$H_0$  : Residual memenuhi *white noise*

$H_1$  : Residual tidak memenuhi *white noise*

Kriteria penolakan:

Tolak  $H_0$  jika  $Q > X^2_{(\alpha/df:K-k)}$  ( $K$  berarti pada  $lag K$  dan  $k$  adalah jumlah parameter) atau nilai  $p-value < \alpha$  (nilai  $\alpha = 0,05$ ).

Metode untuk menguji normalitas dalam studi ini adalah menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Proses pengambilan keputusan dalam uji Kolmogorov-Smirnov dijelaskan sebagai berikut, menurut Ghazali (2006):

Hipotesis :

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji :

$$D_{hitung} = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)|$$

Kriteria penolakan :

Tolak  $H_0$  jika  $D_{hitung} > D_{\alpha,n}$  atau  $p-value < \alpha$  dengan menggunakan  $\alpha = 0,05$ .

### Pemilihan Model Terbaik

Ketepatan prediksi, sering disebut sebagai indeks kesalahan prediksi, ditentukan melalui perbandingan antara ekspektasi permintaan dan realitas yang termanifestasi.

Berbagai strategi telah diterapkan untuk mengidentifikasi

kekeliruan yang muncul dari teknik prediksi tertentu. Hampir semua metrik yang ada mengadopsi prinsip menghitung rata-rata dari beberapa fungsi yang merepresentasikan deviasi antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual. MAPE dan MSE merupakan contoh dari metrik tersebut (Hudaningsih et al., 2020).

MAPE dihitung melalui formula ini: MAPE merupakan rata-rata mutlak perbedaan antara nilai sebenarnya dan nilai yang diprediksi, dinyatakan dalam persentase dari nilai sebenarnya.

$$MAPE = \left( \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \right) 100\%$$

dimana :

$Z_t$  : Nilai pengamatan pada periode  $t$

$\hat{Z}_t$  : Nilai dugaan/taksiran waktu ke  $t$

$n$  : Jumlah data

Dalam penilaian kinerja, penggunaan MAPE bisa menghambat penentuan akurasi antara nilai yang sebenarnya dan yang diprediksi dengan tepat. Tabel 2 menggambarkan kriteria penilaian MAPE.

**Tabel 2.** Kriteria Nilai MAPE

MAPE (%)	Pengertian
< 10	Kemampuan prediksi sangat baik
10 – 20	Kemampuan prediksi baik
20 – 50	Kemampuan prediksi cukup
> 50	Kemampuan prediksi buruk

Sumber : Chang et al., 2007

MSE diperoleh melalui proses menghitung selisih antara nilai

sebenarnya dengan nilai yang diprediksi, selisih tersebut kemudian dikuadratkan. Setelah itu, semua hasil kuadrat selisih dijumlahkan, di mana 'n' merujuk pada total jumlah periode yang diambil dalam perhitungan tersebut (Soufitri dan Purwawijaya, 2022). Untuk menemukan nilai MSE, sebuah rumus digunakan:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$$

dimana :

$Z_t$  : Nilai pengamatan pada periode  $t$

$\hat{Z}_t$  : Nilai dugaan/taksiran waktu ke- $t$

$n$  : Jumlah data

## METODE PENELITIAN

### Data Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder, yang bersumber dari BMKG Stasiun Klimatologi Jambi, berupa nilai numerik dan tersedia melalui publikasi daring BMKG. Fokus penelitian adalah pada 131 data yang merepresentasikan total curah hujan bulanan (dalam milimeter) di Kabupaten Muaro Jambi, yang tercatat dari Januari 2013 sampai dengan November 2023.

### Metode Analisis Data

Prosedur yang diikuti dalam penelitian ini meliputi:

#### 1. Identifikasi masalah

Dalam penelitian ini, prediksi mengenai intensitas hujan di Muaro Jambi akan dibahas, mengingat pentingnya memprediksi intensitas hujan untuk menghadapi fluktuasi signifikan, baik peningkatan maupun penurunan, yang berpotensi menimbulkan berbagai masalah.

#### 2. Mengumpulkan data

Data kuantitatif yang digunakan didokumentasikan di Stasiun Klimatologi Jambi oleh BMKG di website resmi BMKG.

#### 3. Analisis menggunakan SARIMA

Proses analitis dengan menggunakan model SARIMA, menurut (Purnama, 2021), melibatkan tahapan berikut :

- a. Persiapan data
- b. Peninjauan visualisasi data
- c. Evaluasi data untuk kestabilan terhadap rata-rata dan varians
- d. Pemilihan model SARIMA berdasarkan analisis plot ACF dan PACF
- e. Estimasi parameter model SARIMA dan pengecekan kebermaknaannya
- f. Inspeksi diagnostik melalui tes white noise dan tes normalitas
- g. Seleksi model optimal
- h. Proyeksi atau prediksi ke depan

Dalam penelitian ini, proses pengolahan data dilakukan dengan

menggunakan perangkat lunak Minitab.

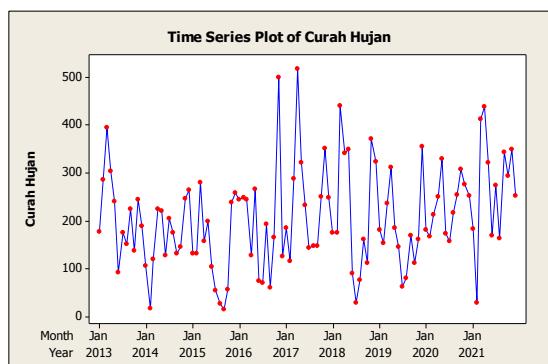
## HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang dipakai mencakup catatan curah hujan bulanan di Kabupaten Muaro Jambi dari periode Januari 2013 hingga November 2023. Ini terbagi menjadi dua bagian: data insample dan data outsample. Bagian insample mencakup curah hujan dari Januari 2013 hingga Desember 2021. Sementara itu, bagian outsample meliputi data dari Januari 2022 hingga November 2023.

Berikut Langkah-langkah Analisis model SARIMA:

### Identifikasi Plot Data

Gambar di bawah ini menunjukkan distribusi curah hujan bulanan di Kabupaten Muaro Jambi:



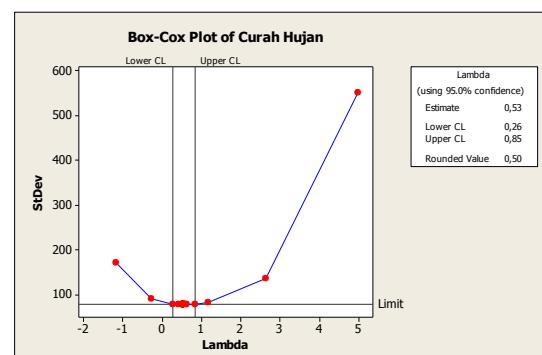
Gambar 1. Plot Data Curah Hujan

Dari Gambar 1, terlihat bahwa data curah hujan bulanan di Kabupaten Muaro Jambi menunjukkan adanya pola berulang setiap tahun,

yang ditandai dengan naik turunnya jumlah curah hujan. Ini menandakan karakteristik musiman dari data tersebut.

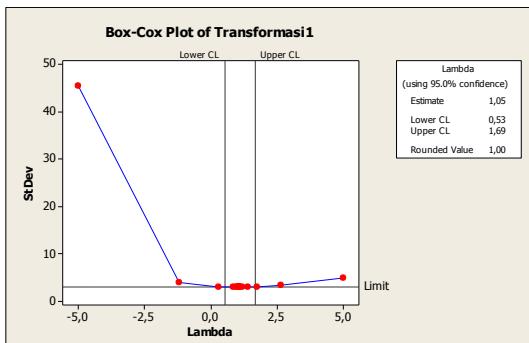
### Identifikasi Kestasioneran Data

Langkah pengenalan kestabilan data meliputi evaluasi kestasioneran pada variansi awal. Kestasioneran data berdasarkan variansi diungkapkan melalui proses transformasi Box-Cox, seperti yang dijelaskan berikut:



Gambar 2. Plot Box-Cox

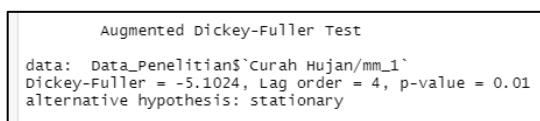
Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa nilai transformasi Box-Cox yang dibulatkan adalah 0,50, menunjukkan bahwa nilai tersebut belum menunjukkan signifikansi dan data masih belum stasioner dalam hal variansi (Pamungkas & Wibowo, 2017). Selanjutnya dilakukan transformasi pertama menggunakan  $Z_t^\lambda$  dengan nilai  $\lambda = 0,5$  (karena nilai rounded value 0,5) pada data sehingga data mencapai keadaan stasioner. Berikut merupakan plot data hasil transformasi pertama.



**Gambar 3.** Plot Transformasi Data

Dari Gambar 3, dapat diinterpretasikan bahwa nilai Pembulatan dari transformasi Box-Cox mencapai 1,00, menandakan bahwa data tersebut sudah cukup signifikan dan bisa diperlakukan sebagai stasioner dalam hal variansi.

Langkah berikutnya mengharuskan verifikasi stasioneritas data berdasarkan mean melalui aplikasi Augmented Dickey Fuller (ADF) test. Hasil uji ADF terlihat dalam gambar output dari perangkat lunak R.



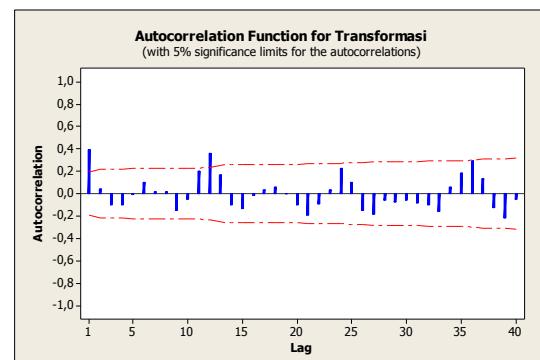
**Gambar 4.** Hasil Uji ADF

Dari Gambar 4, pengujian ADF mengungkapkan kestasioneran data terhadap mean, terindikasi oleh p-value yang lebih kecil dari  $\alpha$ . Oleh karena itu, differencing pada data tidak diperlukan. Tidak dilakukannya *differencing*, maka dapat diidentifikasi orde  $d = 0$  dan orde  $D = 0$ .

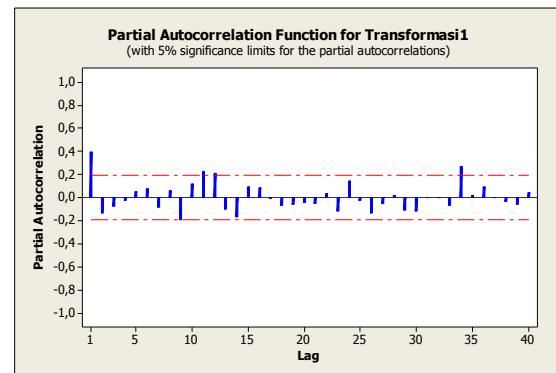
#### Identifikasi Model SARIMA

Melalui pemutusan atau penurunan pada diagram ACF dan

PACF yang sudah mencapai kestabilan, dapat ditentukan model yang bersifat sementara. Ini merujuk pada diagram ACF dan PACF yang berada dalam kondisi stasioner.



**Gambar 5.** Diagram ACF



**Gambar 6.** Diagram PACF

Dari Gambar 5 dan Gambar 6, terlihat bahwa baik ACF maupun PACF menunjukkan pemutusan setelah lag ke-1, mengindikasikan bahwa model AR(1) atau MA(1) mungkin cocok untuk komponen non-musiman. Mengacu pada struktur model SARIMA untuk elemen non-musiman, yang ditandai sebagai  $(p,d,q)$  dimana  $p = 1$ ,  $d = 0$ , dan  $q = 1$ , model potensial untuk bagian non-musiman ini mencakup  $(1,0,1)$ ,  $(1,0,0)$ , dan  $(0,0,1)$ .

Gambar 5 menunjukkan bahwa dalam pola ACF, terdapat elemen

musiman yang jelas teridentifikasi pada data, yang mana dapat dilihat melalui nilai-nilai ACF yang signifikan pada lag 12, 24, dan 36, menandai titik tertinggi dari koefisien autokorelasi. Ini mengindikasikan bahwa data curah hujan bulanan kabupaten Muaro Jambi membentuk pola musiman  $S, 2S, 3S, \dots$ . Dengan nilai  $S = 12$  (merupakan periode musiman).

Berdasarkan Gambar 5 dan Gambar 6, pengamatan menunjukkan bahwa ACF dan PACF berakhir setelah tertinggal sekali pada tertinggal musiman, yaitu tertinggal 12. Ini mengindikasikan bahwa model AR(1)<sup>12</sup> atau MA(1)<sup>12</sup> mungkin cocok untuk komponen musiman. Berdasarkan model umum SARIMA bagian musiman yaitu  $(P, D, Q)^S$  dengan  $P = 1$ ,  $D = 0$ ,  $Q = 1$  dan  $S = 1$ , maka model yang mungkin untuk bagian musiman adalah model  $(1,0,1)^{12}$ ,  $(1,0,0)^{12}$ , dan  $(0,0,1)^{12}$ .

Model sementara yang mungkin diperoleh dari hasil orde pada ACF dan PACF, baik untuk komponen non-musiman maupun musiman, adalah:

1. SARIMA(1,0,1)(1,0,1)<sup>12</sup>
2. SARIMA(1,0,1)(1,0,0)<sup>12</sup>
3. SARIMA(1,0,1)(0,0,1)<sup>12</sup>
4. SARIMA(1,0,0)(1,0,1)<sup>12</sup>
5. SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup>
6. SARIMA(1,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup>
7. SARIMA(0,0,1)(1,0,1)<sup>12</sup>

8. SARIMA(0,0,1)(1,0,0)<sup>12</sup>

9. SARIMA(0,0,1)(0,0,1)<sup>12</sup>

### Estimasi dan Uji Signifikansi

#### Parameter

Tabel berikut menunjukkan hasil estimasi nilai parameter dan uji signifikansi model:

**Tabel 3.** Model SARIMA(1,0,1)(1,0,1)<sup>12</sup>

Parame ter	Esti masi	t value	P value	Keterang an
AR 1	0,6018	3,21	0,002	Signifikan $(\phi_1)$
SAR 12	0,9917	46,05	0,000	Signifikan $(\Phi_1)$
MA 1	0,2392	1,05	0,297	Tidak $(\theta_1)$
SMA 12	0,8561	10,05	0,000	Signifikan $(\Theta_1)$

**Tabel 4.** Model SARIMA(1,0,1)(1,0,0)<sup>12</sup>

Parame ter	Esti masi	t value	P value	Keterang an
AR 1	0,3683	1,45	0,150	Tidak $(\phi_1)$
SAR 12	0,4361	4,34	0,000	Signifikan $(\Phi_1)$
MA 1	0,0068	0,02	0,980	Tidak $(\theta_1)$
				Signifikan

**Tabel 5.** Model SARIMA(1,0,1)(0,0,1)<sup>12</sup>

Parame ter	Esti masi	t value	P value	Keterang an
AR 1	0,2521	0,96	0,340	Tidak $(\phi_1)$
MA 1	-0,122	-0,45	0,652	Signifikan $(\theta_1)$
SMA 12	-0,330	-3,18	0,002	Tidak $(\Theta_1)$
				Signifikan

**Tabel 6.** Model SARIMA(1,0,0)(1,0,1)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
AR 1	0,4016	4,46	0,000	Signifikan ( $\phi_1$ )
SAR 12	0,9907	43,19	0,000	Signifikan ( $\Phi_1$ )
SMA 12	0,8555	9,97	0,000	Signifikan ( $\theta_1$ )

**Tabel 7.** Model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
AR 1	0,3625	3,98	0,000	Signifikan ( $\phi_1$ )
SAR 12	0,4352	4,39	0,000	Signifikan ( $\Phi_1$ )

**Tabel 8.** Model SARIMA(1,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
AR 1	0,3566	3,84	0,000	Signifikan ( $\phi_1$ )
SMA 12	-0,338	-3,30	0,001	Signifikan ( $\theta_1$ )

**Tabel 9.** Model SARIMA(0,0,1)(1,0,1)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
SAR 12	0,9898	40,94	0,000	Signifikan ( $\Phi_1$ )
MA 1	-0,369	-4,05	0,000	Signifikan ( $\theta_1$ )
SMA 12	0,8550	9,78	0,000	Signifikan ( $\theta_1$ )

**Tabel 10.** Model SARIMA(0,0,1)(1,0,0)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
SAR 12	0,4153	4,15	0,000	Signifikan ( $\Phi_1$ )

MA 1	-0,337	-3,66	0,000	Signifikan ( $\theta_1$ )
------	--------	-------	-------	------------------------------

**Tabel 11.** Model SARIMA(0,0,1)(0,0,1)<sup>12</sup>

Paramet	Estimasi	t value	P value	Keterangan
MA 1	-0,347	-3,75	0,000	Signifikan ( $\theta_1$ )
SMA 12	-0,335	-3,29	0,001	Signifikan ( $\theta_1$ )

Hasil uji signifikansi terhadap model sementara menunjukkan bahwa enam model memenuhi:

1. SARIMA(1,0,0)(1,0,1)<sup>12</sup>
2. SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup>
3. SARIMA(1,0,0)(0,0,1)<sup>12</sup>
4. SARIMA(0,0,1)(1,0,1)<sup>12</sup>
5. SARIMA(0,0,1)(1,0,0)<sup>12</sup>
6. SARIMA(0,0,1)(0,0,1)<sup>12</sup>

#### Pemeriksaan Diagnostik

##### 1. Uji White Noise

Berikut merupakan hasil uji white noise :

**Tabel 12.** Uji White Noise

Model	p – value	Keterangan
(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,084	White Noise
	0,309	White Noise
	0,163	White Noise
	0,156	White Noise
(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,090	White Noise

	0,306	<i>White</i>		<i>Noise</i>
		<i>Noise</i>	0,031	Tidak <i>White</i>
	0,201	<i>White</i>		<i>Noise</i>
		<i>Noise</i>		
	0,086	<i>White</i>	Berdasarkan	Tabel 12,
		<i>Noise</i>	ditemukan	bahwa model
(1,0,0)(0,0,1) <sup>12</sup>	0,119	<i>White</i>	SARIMA(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup> , SARIMA	
		<i>Noise</i>	(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup> ,	
	0,100	<i>White</i>	SARIMA(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	dan
		<i>Noise</i>	SARIMA(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	dasesuai
	0,047	Tidak <i>White</i>	dengan asumsi kebisingan putih	
		<i>Noise</i>	residual, yang ditandai dengan	
	0,012	Tidak <i>White</i>	penerimaan $H_0$ karena p-value melebihi	
		<i>Noise</i>	$\alpha$ (dengan $\alpha = 0,05$ ).	
(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,063	<i>White</i>	2. Uji Normalitas	
		<i>Noise</i>	Berikut merupakan hasil uji normalitas :	
	0,231	<i>White</i>	<b>Tabel 13.</b> Uji Normalitas	
		<i>Noise</i>		
	0,178	<i>White</i>	Model	<i>p</i>
		<i>Noise</i>		<i>– value</i>
	0,164	<i>White</i>	(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,150
		<i>Noise</i>	Terima $H_0$	
(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,120	<i>White</i>	(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,150
		<i>Noise</i>	Terima $H_0$	
	0,367	<i>White</i>	(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,150
		<i>Noise</i>	Terima $H_0$	
	0,206	<i>White</i>	(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,150
		<i>Noise</i>	Terima $H_0$	
	0,112	<i>White</i>		Tabel 13 mengungkapkan
		<i>Noise</i>		bahwa ketiga model SARIMA, yaitu
(0,0,1)(0,0,1) <sup>12</sup>	0,147	<i>White</i>	SARIMA(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup> SARIMA	
		<i>Noise</i>	(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup> ,	
	0,184	<i>White</i>	SARIMA(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup> ,	dan
		<i>Noise</i>	SARIMA(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup> ,	sesuai
	0,076	<i>White</i>	dengan prasyarat distribusi normal.	
			Kesesuaian ini teridentifikasi melalui	
			nilai $p - value > 0,05$ untuk setiap	
			model, menandakan penerimaan	
			terhadap $H_0$ .	

### Pemilihan Model Terbaik

Untuk menemukan model prediktif curah hujan yang paling akurat, penting untuk memilih model yang menunjukkan tingkat kesalahan minimal. Hal ini dapat ditentukan melalui evaluasi berdasarkan MAPE dan MSE yang paling rendah.

**Tabel 14.** Nilai MAPE

Model	MAPE
SARIMA(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,25081 %
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,05041 %
SARIMA(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	0,25901 %
SARIMA(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	0,05822 %

**Tabel 15.** Nilai MSE

Model	MSE
SARIMA(1,0,0)(1,0,1) <sup>12</sup>	9259,9
SARIMA(1,0,0)(1,0,0) <sup>12</sup>	8959,8
SARIMA(0,0,1)(1,0,1) <sup>12</sup>	9278,2
SARIMA(0,0,1)(1,0,0) <sup>12</sup>	10370,8

Tabel 14 dan 15 mengindikasikan bahwa Model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup> merupakan model prediktif terunggul untuk curah hujan bulanan di Kabupaten Muaro Jambi, sebagaimana terlihat dari nilai kesalahan yang paling minimal dalam perhitungan MAPE dan MSE.

### Prediksi

Ini adalah proyeksi intensitas presipitasi di wilayah Kabupaten Muaro Jambi untuk dua belas fase

mendatang, dikalkulasi menggunakan model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup>:

**Tabel 16.** Hasil Prediksi Periode Tahun 2024

Bulan	Prediksi
Januari	198,4
Februari	178,6
Maret	212,7
April	214,0
Mei	206,8
Juni	195,3
Juli	203,5
Agustus	194,8
September	208,2
Oktober	204,9
November	208,6
Desember	201,9

Pada tahun 2024 prediksi jumlah curah hujan tertinggi terjadi pada bulan April dengan jumlah curah hujan hasil prediksi sebesar 214,0 mm. Menurut (BMKG, 2020), wilayah Deli Serdang mengalami variasi curah hujan bulanan yang diklasifikasikan ke dalam tingkatan: rendah (0 – 100 mm), sedang (100 – 300 mm), tinggi (300 – 500 mm), dan sangat tinggi (lebih dari 500 mm). Hasil prediksi yang diperoleh pada tahun 2024 tertinggi pada bulan April termasuk dalam tingkatan sedang.

### KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil dan pembahasan yang dilakukan untuk memprediksi curah

hujan di Kabupaten Muaro Jambi dari Januari 2013 hingga November 2023 menghasilkan kesimpulan berikut:

1. Model SARIMA(1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup> terbukti menjadi metode prediksi yang unggul untuk mengolah data presipitasi di Kabupaten Muaro Jambi.
2. Dari model SARIMA yang didapat, diperoleh hasil prediksi curah hujan di Kabupaten Muaro Jambi pada tahun 2024 curah hujan tertinggi terjadi pada bulan April dengan jumlah curah hujan hasil prediksi sebesar 214,0 mm.

Berdasarkan permasalahan yang peneliti angkat yaitu mengenai kegagalan panen akibat banjir yang disebabkan oleh curah hujan tinggi di Kabupaten Muaro Jambi serta hasil penelitian yang telah diuraikan diatas, saran yang dapat disampaikan peneliti yaitu :

1. Kepada petani serta pihak terkait adalah dengan melakukan antisipasi dan persiapan dalam menghadapi kenaikan curah hujan yang akan terjadi.
2. Kepada peneliti selanjutnya dapat menambahkan indikator lain yang mempengaruhi curah hujan dengan menggunakan metode lain yang lebih relevan sehingga dapat menghasilkan nilai prediksi yang lebih baik dan dapat membantu

petani dan pemerintah dalam mengambil keputusan antisipasi terhadap curah hujan tinggi.

## KETERBATASAN PENELITIAN

Sumber data yang diterapkan pada penelitian ini masih bersifat terbatas, mencakup Data Curah Hujan di Kabupaten Muaro Jambi selama periode Januari 2013 sampai November 2023. Berdasarkan perbandingan data aktual dan hasil prediksi menghasilkan nilai *error* terbesar yaitu 329,7 mm pada periode April 2017. Nilai *error* terkecil yaitu 2,3 mm pada periode Oktober 2014. Menunjukkan bahwa perbandingan data aktual dan prediksi menggunakan model SARIMA (1,0,0)(1,0,0)<sup>12</sup> menghasilkan perbedaan yang signifikan untuk beberapa hasil prediksi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aktivani, S. (2021). Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*. 6(1) : 26-33.
- Alfahri, M. S. (2021). 3259 Hektare Sawah di Jambi Gagal Panen Akibat Dilanda Banjir. Website <http://www.jambikita.id/?m=1>
- Aswi dan Sukarna. (2006). Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi. Andira Publisher.
- BMKG. (2020). *Normal Hujan Bulanan*. <https://bmkg sampali.net/normal-hujan-bulanan/>
- BMKG. (2024). DataOnline. Website <https://dataonline.bmkg aktiva.go.i>

- d.
- Chang, P. C., Wang, Y. W., and Liu, C. H. (2007). The Development of a Weight Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert Systems with Application*. 32: 86-96.
- Ghozali, I. (2006). Aplikasi Analisis Multivariate Dengan Program SPSS. Universitas Diponegoro.
- Hakiqi, M. I., Firmansyah, A., & Arisanti, R. (2023). Peramalan Curah Hujan di Kota Bandung dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). *Inferensi*, 1(1), 23. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v1i1.19119>
- Hanke, J.E., dan Wichern, D. W. (2005). *Business Forecasting*. Prentice Hall.
- Hudaningsih, N., Firda Utami, S., & Abdul Jabbar, W. A. (2020). Perbandingan Peramalan Penjualan Produk Aknil Pt.Sunthi Sepurimengguanakan Metode Single Moving Average Dan Single Exponential Smooting. *Jurnal Informatika, Teknologi Dan Sains*, 2(1), 15–22. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v2i1.1554>
- Lakitan, B. (2012). *Dasar – Dasar Fisiologi Tumbuhan*. PT. Raja Grafindo.
- Makridakis, S., Steven C Wheelwright., Victor E Mc.Gee. (1999). Metode dan Aplikasi Prediksi. Edisi Kedua. Jilid 1. Binarupa Aksara.
- Nasir, W.Y.M. (2015). Prediksi Jumlah Penumpang Dari Pelayaran Dalam Negeri di Pelabuhan kota Makassar Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average. UIN Alauddin.
- Pamungkas, M. B., & Wibowo, A. (2017). Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Kasus Dbd Di Provinsi Jawa Timur. *The Indonesian Journal of Public Health*, 12(2), 181–194. <https://doi.org/10.20473/ijph.v1i3il.2018.181-194>
- Purnama, D. I. (2021). Peramalan Curah Hujan Di Kabupaten Parigi Moutong Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, 18(2), 136–147. <https://doi.org/10.22487/2540766x.2021.v18.i2.15652>
- Soekendro, & Aini, C. (2021). Prediksi Curah Hujan Di Kab.Bandung Dengan Analisis Time Series, Menggunakan Model Sarima (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). 8(2), 2865.
- Soufitri, F. dan Purwawijaya, E. (2022). ANalisis Kualitas Rancangan Point of Sale Menerapkan Metode Mean Square Error. *Jurnal Media Informatika Budidaya*. 2376-2382.
- Susilowati dan Sadad, I. (2015). Analisa Karakteristik Curah Hujan Di Kota Bandar Lampung. *Jurnal Konstruksia*. 7(1) : 13-26.
- Wei, William W.S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methode Second Edition*. Pearson Eddison Wesley.