

Peramalan Curah Hujan di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Litasya Shofwatillah^{1,*}

¹Program Studi Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang, Jalan Kedungmundu No. 18, Kecamatan Tembalang, Semarang, 50273, Jawa Tengah, Indonesia

*Corresponding author: shofatlh0702@gmail.com



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 23 Januari 2025
Direvisi: 28 Juli 2025
Diterima: 27 Oktober 2025

ABSTRAK

Peramalan curah hujan merupakan salah satu langkah yang penting dalam pengelolaan sumber daya air dan mitigasi dampak perubahan iklim. Pada penelitian ini diperoleh model yang terbaik untuk melakukan peramalan curah hujan di Provinsi Sumatera Utara tahun 2024 yaitu ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹². Hasil analisis menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap pola fluktuasi musiman, namun terdapat beberapa prediksi dengan nilai negatif yang tidak realistis, menunjukkan keterbatasan model dalam merepresentasikan data. Grafik peramalan juga mengindikasikan adanya ketidakpastian yang meningkat pada periode prediksi, yang tercermin dari interval kepercayaan yang lebih lebar. Kesimpulan dari penelitian ini adalah model ARIMA dapat digunakan sebagai pendekatan awal dalam peramalan curah hujan, namun perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut dan penyempurnaan model untuk meningkatkan akurasi dan validitas hasil peramalan. Implikasi dari hasil penelitian ini adalah hasil peramalan sebaiknya tidak digunakan sebagai satu-satunya dasar pengambilan keputusan, tetapi perlu didukung dengan metode lain, serta data tambahan supaya prediksi curah hujan dapat lebih mendekati kondisi sebenarnya.

Kata Kunci: Curah Hujan, SARIMA, ARIMA, Peramalan, Musiman.

ABSTRACT

Rainfall forecasting is an essential step in water resource management and mitigating the impacts of climate change. This study identified the best model for forecasting rainfall in North Sumatra Province for 2024, namely ARIMA(2,1,1)(0,1,1)₁₂. The analysis results indicate that this model effectively captures seasonal fluctuation patterns; however, some predictions yield negative values, which are unrealistic and highlight the model's limitations in representing the data. The forecast graph also indicates increasing uncertainty in the prediction period, as reflected by the wider confidence intervals. The conclusion of this study is that the ARIMA model can be used as an initial approach for rainfall forecasting, but further evaluation and model refinement are needed to improve the accuracy and validity of the forecasting results. The results imply that rainfall forecasts should be integrated with additional methods and data sources rather than being used in isolation, in order to enhance prediction accuracy and achieve greater consistency with observed conditions.

Keywords: Rainfall, SARIMA, ARIMA, Forecasting, Seasonality

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang berada dalam wilayah iklim tropis yang memiliki dua musim yaitu musim penghujan dan musim kemarau [1]. Provinsi Sumatera Utara merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang terletak di Pulau Sumatera bagian Utara yang berkoordinat $1^{\circ} - 4^{\circ}\text{LU}$ dan $98^{\circ} - 100^{\circ}\text{BT}$. Kondisi geografis Sumatera Utara yaitu terletak di sekitar garis ekuatorial yang dilalui oleh pegunungan Bukit Barisan dan diapit oleh Selat Malaka dan Samudera Hindia. Hal tersebut menyebabkan Provinsi Sumatera Utara memiliki kondisi iklim hujan yang dipengaruhi oleh iklim global seperti fenomena *Indian Ocean Dipole* (IOD), *Inter Tropical Convergence Zone* (ITCZ), *Madden Julian Oscillation* (MJO), maupun *El Nino Southern Oscillation* (ENSO) [2].

IOD dengan indeks negatif mempengaruhi persebaran dan intensitas curah hujan yang ada di Sumatera Utara. Ketika IOD negatif disertai angin tenggara yang berhembus masih kuat maka curah hujan tinggi di wilayah Sumatera Utara terdapat pada daerah yang berhadapan langsung dengan Samudera Hindia serta persebaran curah hujannya tidak merata [3]. ITCZ merupakan faktor yang dominan mempengaruhi curah hujan, dimana pengaruh aktivitasnya meliputi kawasan yang luas dan hampir sepanjang tahun. Variabilitas curah hujan di Indonesia dipengaruhi oleh monsun barat dan monsun timur akibat dari pergeseran ITCZ [4]. Seruak dingin dan MJO merupakan fenomena gangguan cuaca regional yang dapat mempengaruhi kondisi cuaca di sekitar wilayah Indonesia terutama dalam hal penambahan curah hujan. Aktifnya fenomena MJO di Samudera Hindia sebelah timur semakin menguatkan terjadinya konvektif di sekitar Sumatera Utara [5]. Salah satu penyebab perubahan curah hujan di Indonesia, termasuk juga di sebagian besar belahan dunia adalah ENSO (*El Nino-Southern Oscillation*) atau sering disebut El Nino. Fenomena El Nino ditandai oleh terjadinya pergeseran kolom hangat yang biasanya berada di perairan Indonesia ke arah timur (Pasifik Tengah) yang diiringi oleh pergeseran lokasi

pembentukan awan yang biasanya terjadi di wilayah Indonesia ke arah timur yaitu di Samudra Pasifik Tengah. Dengan bergesernya lokasi pembentukan awan tersebut, maka timbul kekeringan yang berkepanjangan di Indonesia [6].

Curah hujan diinterpretasikan sebagai banyaknya jumlah air hujan yang turun pada daerah tertentu dalam satuan waktu tertentu [7]. Curah hujan juga dapat diartikan sebagai ketinggian air hujan yang terkumpul, tidak menguap, meresap, dan mengalir pada tempat yang datar [8]. Curah hujan merupakan salah satu faktor yang penting dalam menentukan keberhasilan beberapa kegiatan manusia pada sektor di lingkungan, seperti pertanian, perikanan, dan pengelolaan sumber daya air [9]. Selain itu, intensitas curah hujan dapat menjadi dasar untuk melakukan perkiraan dampak hujan seperti bencana tanah longsor dan banjir, ataupun kekeringan. Oleh karena itu, melakukan prediksi curah hujan yang akurat menjadi kebutuhan yang dapat mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan yang efektif.

Dalam analisis data iklim, pendekatan yang sering digunakan untuk melakukan prediksi yaitu pendekatan time series. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu algoritma Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). SARIMA adalah pengembangan dari model ARIMA yang mempertimbangkan komponen musiman, sehingga cocok untuk data yang menunjukkan pola berulang dalam interval waktu tertentu. Kelebihan dari metode ini dapat menerima semua jenis pola time series meskipun dalam prosesnya harus distasionerkan terlebih dahulu [10].

Pada penelitian-penelitian sebelumnya, yang pertama oleh Zaenab Kafara, F. Y. Rumlawang, L. J. Sinay (2017) yang berjudul “Peramalan Curah Hujan dengan Pendekatan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)”. Kesimpulan dari penelitian ini adalah dengan menggunakan model yang dihasilkan untuk memprediksi 12 bulan ke depan tidak begitu sesuai jika dibandingkan dengan data aktualnya, hal tersebut disebabkan karena kemungkinan terjadi kesalahan hasil peramalan [11].

Penelitian yang kedua yaitu berjudul “Perbandingan Hasil Peramalan Curah Hujan Bulanan Kota Bogor dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Singular Spectrume Analysis (SSA)” oleh Widia Puspitasari, Shailla Rustiana, Yusep Suparman, dan Titi Purwandari. Penelitian ini menyimpulkan bahwa peramalan curah hujan menggunakan model SARIMA ataupun SSA memberikan hasil yang cukup signifikan. Hasil MAPE ARIMA 24.74% sedangkan SSA 22.00%, sehingga terlihat bahwa metode SSA lebih baik digunakan untuk meramalkan curah hujan [12].

Penelitian yang ketiga oleh Agung Dwi Ramadhan dan Achmad Fauzan dengan judul “Prediksi Nilai Ekspor Non-Migas Di Jawa Barat Menggunakan Metode Seasonal Auto Regresif Integrated Moving Average (SARIMA)”. Hasil dari penelitian ini yaitu nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 7.09% dimana nilai tersebut tidak lebih dari 10% yang berarti penggunaan metode SARIMA sangat baik untuk melakukan peramalan data nilai ekspor non migas di Provinsi Jawa Barat [13].

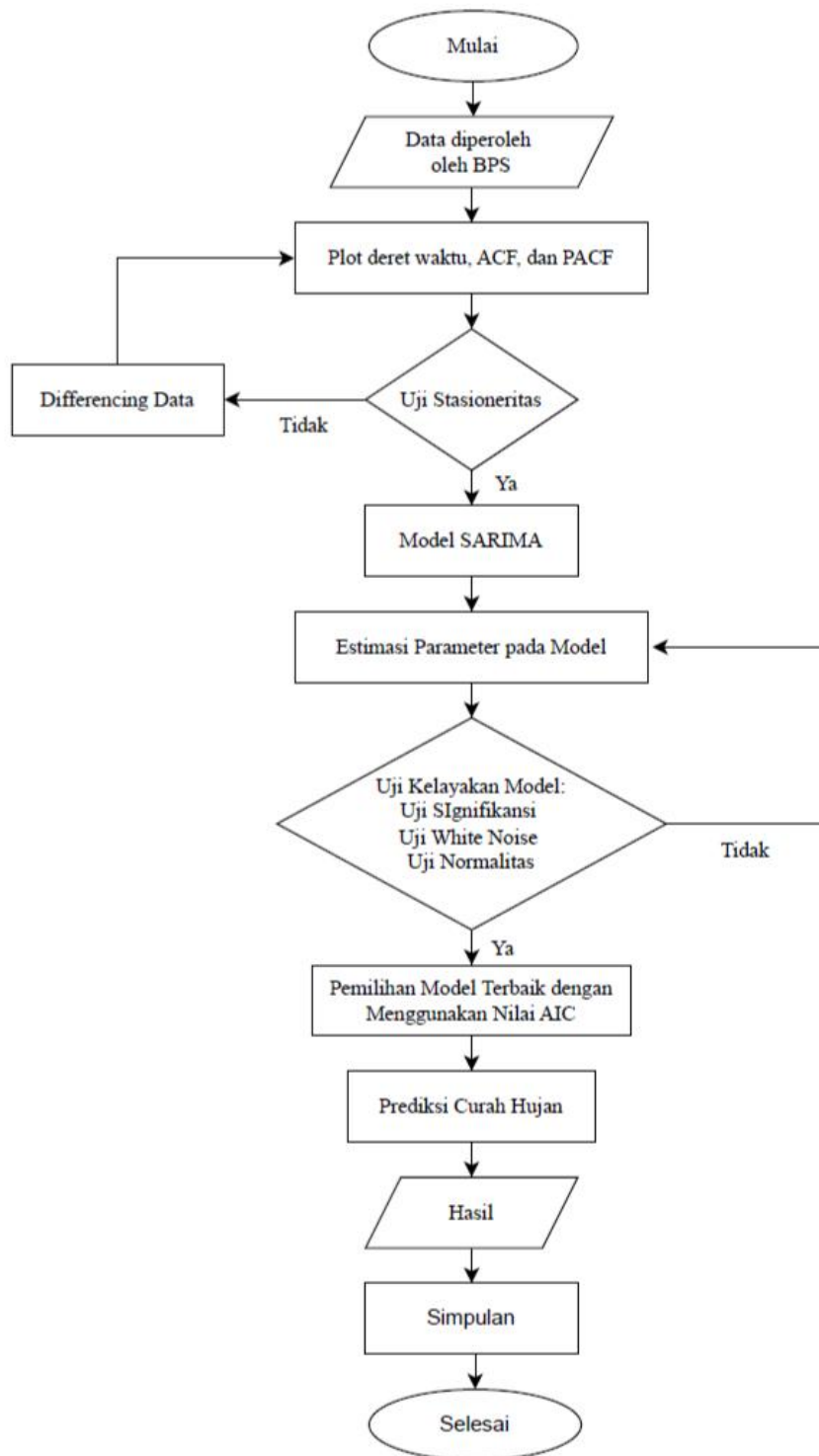
Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, menunjukkan bahwa SARIMA memiliki kemampuan yang kurang baik dalam melakukan peramalan pada data curah hujan. Maka, pada penelitian ini peneliti menentukan menggunakan SARIMA dengan alasan mencari alternatif pembuktian terhadap kinerja model SARIMA pada data curah hujan. Meskipun penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SARIMA memiliki keterbatasan, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana model ini dapat dioptimalkan dengan pemilihan parameter yang tepat dan pengolahan data yang lebih cermat. Selain itu, SARIMA dipilih karena keunggulannya dalam menangani data dengan pola musiman dan tren yang kompleks, yang merupakan karakteristik umum pada data curah hujan. Dengan

demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai potensi dan batasan model SARIMA dalam konteks data meteorologi.

2. Metodologi Penelitian

2.1. Data dan Sumber Data

Penelitian prediksi ini menggunakan algoritma Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Data yang digunakan yaitu Data Curah Hujan di Provinsi Sumatera Utara tahun 2010-2023 dengan variabel yaitu jumlah curah hujan. Data tersebut bersumber dari Badan Pusat Statistika (BPS) Provinsi Sumatera Utara melalui situs <https://sumut.bps.go.id>. Sebelum dilakukan pengujian, data telah diverifikasi sehingga sudah dipastikan lengkap dan layak digunakan dalam pengujian. Prediksi menggunakan algoritma SARIMA dengan bantuan software RStudio. Langkah-langkah dalam melakukan Prediksi Jumlah Curah Hujan di Provinsi Sumatera Utara tahun 2024 seperti pada diagram alir berikut [13].



Gambar 1. Diagram Alir SARIMA

2.2. Peramalan

Peramalan (*forecasting*) merupakan suatu proses yang digunakan untuk meramalkan keadaan di masa depan melalui kegiatan pengujian keadaan di masa lalu. Peramalan diartikan sebagai suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang kejadian apa yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu

dan saat ini yang dimiliki agar kesalahannya atau selisih antara apa yang terjadi dengan hasil perkiraan dapat diperkecil. Suatu hasil peramalan merupakan hanya sebuah prediksi atau perkiraan, bukan memberikan hasil yang pasti terjadi di masa yang akan datang. Akan tetapi, peramalan digunakan sebagai usaha memperkirakan perubahan, yaitu berusaha mencari yang sedekat mungkin dengan kejadian yang akan terjadi [14]

2.3. Stasioneritas

Stasioneritas berarti bahwa sebuah data tidak terdapat pertumbuhan dan penurunan data secara drastis. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi di sekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu. Serta dikatakan stasioner apabila tidak ada unsur trend dalam data dan tidak ada unsur musiman atau rata-rata dan variannya tetap [15]. Kestasioneran data dapat diketahui dengan cara melakukan uji adf atau Augmented Dickey Fuller Test dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Dengan kriteria pengambilan keputusan H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$

2.4. ACF (Autocorrelation Function)

Autocorrelation Function (ACF) adalah fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi antara pengamatan pada waktu ke- t , dengan pengamatan waktu sebelumnya. Diagram ACF dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi kesetasioneran data. Jika diagram ACF cenderung turun lambat atau turun secara linear, maka dapat disimpulkan data belum stasioner dalam rata-rata [16].

2.5. PACF (Partial Autocorrelation Function)

Partial Autocorrelation Function (PACF) adalah fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke- t , dengan pengamatan waktu sebelumnya. PACF dapat diartikan juga untuk menghitung korelasi secara parsial antara nilai t dengan nilai $t + k$ tanpa dipengaruhi nilai nilai diantaranya [17].

2.6. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

ARIMA adalah model yang mengabaikan variabel independen dalam membuat sebuah peramalan dan model yang mengansumsikan data harus stasioner. Model ARIMA merupakan gabungan dari model Autoregressive (AR) dan model Moving Average (MA). Secara umum model persamaan ARIMA sebagai berikut [18]:

$$(1 - B)^d Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

Keterangan:

$(1 - B)^d$: operator untuk diferensi orde d
 Y_t : variabel dependen pada waktu ke- t atau data ke- t
 $Y_{t-1} \dots Y_{t-p}$: variabel lag
 ϕ_p : koefisien parameter AR non-musiman dengan orde p
 e_t : nilai residual pada waktu ke- t
 θ_q : koefisien parameter MA non-musiman dengan orde q

2.7. SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)

Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) merupakan pengembangan dari metode ARIMA yang memiliki efek musiman. Kelebihan

dari metode ini dapat menerima semua jenis pola time series meskipun dalam prosesnya harus distasionerkan terlebih dahulu. Sarima menggunakan nilai pada masa lalu dan masa sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan permalan yang akurat. Secara umum model SARIMA dinotasikan sebagai berikut [10]:

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^S$$

Keterangan:

(p, d, q) : bagian non-musiman dari model
 (P, D, Q) : bagian musiman dari model
 s : jumlah periode permusim
 p : orde AR non-musiman
 d : differencing orde non-musiman
 q : orde MA non-musiman
 P : orde AR musiman
 D : differencing orde musiman
 Q : orde MA musiman

Secara umum bentuk persamaan model ARIMA musiman atau ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^DY_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\varepsilon_t$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$: koefisien parameter AR non-musiman dengan orde p
 $\Phi_P(B^S)$: koefisien parameter AR musiman dengan orde p
 $(1-B)^d$: operator untuk diferensi orde d
 Y_t : variabel dependen pada waktu ke- t atau data ke- t
 $\theta_q(B)$: koefisien parameter MA non-musiman dengan orde q
 $\Theta_Q(B^S)$: koefisien parameter MA musiman dengan orde q
 ε_t : nilai residual pada waktu ke-

2.8. Uji Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dapat dibagi menjadi dua bagian, yaitu uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual.

2.8.1. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan pada model yang ditemukan pada proses identifikasi model yang bertujuan untuk memeriksa ketepatan model SARIMA dengan uji-t dan besar taraf signifikansi $\alpha = 0,05$. Uji signifikansi dapat dilakukan dengan hipotesis:

H_0 : Parameter model tidak signifikan

H_1 : Parameter model signifikan

Dengan kriteria pengambilan keputusan H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$

2.8.2. Uji Asumsi Residual

Uji asumsi residual digunakan untuk menentukan model SARIMA yang terbaik, dimana harus dipilih model yang harus memenuhi 2 asumsi residual yaitu berdistribusi normal dan white noise.

2.8.2.1. Uji White Noise

Uji white noise atau uji independensi digunakan untuk melihat apakah residual berkorelasi dengan lainnya. Oleh karena itu, residual harus bersifat independent. Suatu data dapat dikatakan white noise process (proses yang bebas dan identik) apabila data terdiri dari variabel acak yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu [19]. Hipotesis uji white noise sebagai berikut:

H_0 : Residualnya white noise

H_1 : Residualnya tidak white noise

Dengan kriteria pengambilan keputusan H_0 ditolak jika p-value < 0,05

2.8.2.2. Uji Normalitas

Normalitas merupakan salah satu asumsi untuk mengetahui apakah data yang diperoleh berasal dari populasi yang berdistribusi normal atau tidak berdasarkan data yang diperoleh dari sampel berskala ordinal, interval ataupun rasio, yang nantinya akan diuji menggunakan statistik parametrik [20]. Hipotesis uji normalitas dengan uji lilliefors sebagai berikut:

H_0 : Residualnya berdistribusi normal

H_1 : Residualnya tidak berdistribusi normal

Dengan kriteria pengambilan keputusan H_0 ditolak jika p-value < 0,05

2.9. AIC (Akaike's Information Criterion)

Akaike Information Criterion (AIC) adalah metode pengukuran untuk membandingkan berbagai model yang mungkin dan memilih model yang paling sesuai berdasarkan data yang didapatkan. Kriteria yang umum digunakan untuk pemilihan model terbaik dapat ditentukan dengan melihat nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) yang terkecil. Rumus untuk memperoleh nilai AIC yaitu seperti berikut [21].

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

Keterangan:

k : Jumlah parameter dalam model

L : likelihood maksimum dari model

2.10. MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Mean Absolute Percentage Error atau MAPE merupakan alat statistik yang digunakan untuk mengukur keakuratan suatu model statistik dalam melakukan peramalan. Tingkat akurasi MAPE dapat dilihat sebagai berikut [22].

Tabel 1 Tingkat Akurasi MAPE

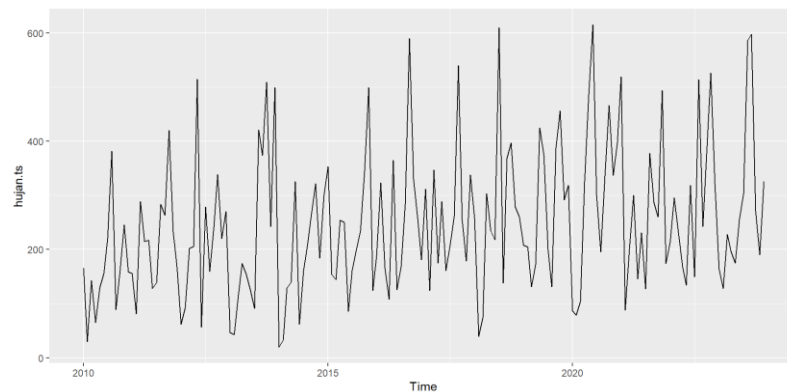
Range MAPE (%)	Keterangan
< 10%	Kemampuan model peramalan sangat baik
10 – 20%	Kemampuan model peramalan baik
20 – 50%	Kemampuan model peramalan layak
>50%	Kemampuan model peramalan buruk

3. Hasil dan Pembahasan

Proses analisis peramalan curah hujan di Provinsi Sumatera Utara menggunakan SARIMA seperti pada langkah-langkah berikut.

3.1. Identifikasi Plot Deret Waktu

Berikut merupakan plot data curah hujan di Provinsi Sumatera Utara dari tahun 2010 sampai dengan 2023.

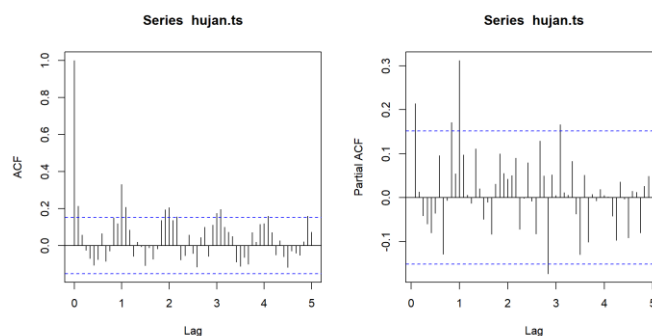


Gambar 2. Plot Curah Hujan 2010 sampai 2023

Dapat dilihat pada Gambar 2, data menunjukkan fluktuasi secara berulang setiap tahun. Pola tersebut mengindikasikan adanya musim hujan dan musim kemarau, meskipun tidak terlalu jelas karena adanya perbedaan tinggi rendah curah hujan tiap tahun yang cukup besar. Beberapa periode curah hujan tertinggi secara berkala, sedangkan pada periode lain curah hujan sangat rendah, sehingga pola musiman terlihat tetapi dengan variasi yang signifikan antar tahun.

3.2. Kestasioneritas Data

Uji stasioner dapat dilakukan dengan melakukan uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) dan diperoleh bahwa p-value sebesar 0.01875, yang mana menunjukkan bahwa data bersifat stasioner. Akan tetapi, perlu dilakukan pengecekan melalui plot ACF dan PACF untuk melihat apakah data stasioner atau tidak stasioner. Berikut merupakan plot ACF dan PACF dari data Curah Hujan.

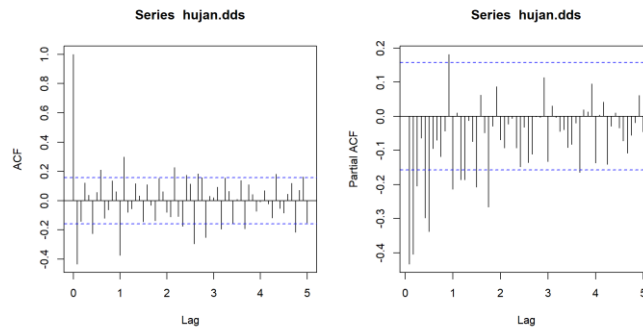


Gambar 3. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 3 menunjukkan data yang tidak stasioner karena berdasarkan plot ACF terdapat peluruhan pada lag-lag yang lebih tinggi, hal itu menunjukkan bahwa data memiliki hubungan jangka Panjang dan tren yang belum teratasi. Selain itu, plot PACF menunjukkan beberapa lag signifikan tanpa pola cut off yang

jenis, hal itu menunjukkan bahwa data mengandung komponen non-stasioner, seperti tren atau musiman, sehingga data stasioner. Oleh karena itu, untuk mengatasi data yang tidak stasioner dapat melakukan proses differencing.

Berikut merupakan plot ACF dan PACF setelah melakukan proses differencing pada pola musiman dan musiman.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF setelah Differencing Musiman dan Non-Musiman

Gambar 4. menunjukkan plot ACF dan PACF dari data sesudah dilakukan differencing non-musiman, terlihat bahwa data berada di sekitar rata-rata yang konstan. Serta, setelah dilakukan *differencing* non-musiman pada data, diperoleh *p-value* sebesar 0.01 yang mana lebih kecil dari 0.05 sehingga data tersebut sudah bersifat stasioner.

3.3. Penentuan Model dan Uji Signifikansi

Melakukan uji signifikansi guna mengetahui parameter model yang diperoleh berdasarkan plot ACF dan PACF layak masuk dalam model. Diperoleh model yang layak berdasarkan hasil uji signifikansi seperti tabel berikut.

Tabel 2 Uji Signifikansi Model

Model	Keterangan
$(3,1,1)(1,1,1)^{12}$	Signifikan
$(3,1,0)(1,1,1)^{12}$	Signifikan
$(0,1,2)(1,1,1)^{12}$	Signifikan
$(2,1,0)(1,0,0)^{12}$	Signifikan
$(2,1,1)(1,1,1)^{12}$	Signifikan
$(1,1,1)(1,1,1)^{12}$	Signifikan
$(3,1,1)(1,1,0)^{12}$	Signifikan
$(3,1,1)(0,1,1)^{12}$	Signifikan
$(3,1,1)(0,1,0)^{12}$	Signifikan
$(3,1,0)(1,1,0)^{12}$	Signifikan
$(3,1,0)(0,1,1)^{12}$	Signifikan
$(3,1,0)(0,1,0)^{12}$	Signifikan
$(2,1,1)(1,1,0)^{12}$	Signifikan
$(2,1,1)(0,1,1)^{12}$	Signifikan
$(2,1,1)(0,1,0)^{12}$	Signifikan
$(2,1,0)(1,1,0)^{12}$	Signifikan
$(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	Signifikan
$(2,1,0)(0,1,0)^{12}$	Signifikan

3.4. Uji Asumsi Residual

Uji asumsi residual perlu dilakukan untuk menentukan model yang baik. Model yang baik yaitu model yang memenuhi dua asumsi residual, yaitu berdistribusi normal dan white noise. Data dikatakan white noise apabila data terdiri dari variabel acak yang berurutan tidak saling berkorelasi. Tabel berikut merupakan hasil dari model yang bersifat white noise dan berdistribusi normal.

Tabel 3 Model Bersifat White Noise dan Berdistribusi Normal

Model	Distribusi Normal	White Noise
$(3,1,0)(1,1,1)^{12}$	Normal	White Noise
$(3,1,1)(1,1,0)^{12}$	Normal	White Noise
$(3,1,0)(0,1,1)^{12}$	Normal	White Noise
$(3,1,0)(0,1,0)^{12}$	Normal	White Noise
$(2,1,1)(1,1,0)^{12}$	Normal	White Noise
$(2,1,1)(0,1,1)^{12}$	Normal	White Noise

3.5. Pemilihan Model Terbaik

Menentukan model yang terbaik dari 6 model pada Tabel 3 di atas, dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) yang terkecil. Berikut nilai AIC yang diperoleh oleh masing-masing model.

Tabel 4 Perbandingan Nilai AIC

Model	Nilai AIC	MAPE
$(3,1,0)(1,1,1)^{12}$	1965.78	149.8728
$(3,1,1)(1,1,0)^{12}$	1957.24	218.969
$(3,1,0)(0,1,1)^{12}$	1975.54	174.4282
$(3,1,0)(0,1,0)^{12}$	2072.16	413.6138
$(2,1,1)(1,1,0)^{12}$	1962.23	213.5902
$(2,1,1)(0,1,1)^{12}$	1929.3	136.5623

Model ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹² memiliki nilai AIC sebesar 1929.3 dan MAPE sebesar 136.5623 merupakan model yang memiliki nilai AIC dan MAPE terkecil. Sehingga, model ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹² merupakan model terbaik yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan.

3.6. Peramalan

Menentukan persamaan model ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹², dapat dilihat menggunakan nilai estimasi parameter model sebagai berikut.

Tabel 5 Nilai Estimasi Parameter Model

Parameter	Estimate
ar1 (ϕ_1)	-0.612616
ar2 (ϕ_2)	-0.404662
ma1 (θ_q)	-0.999997
sma1 (Θ_1)	-0.999996

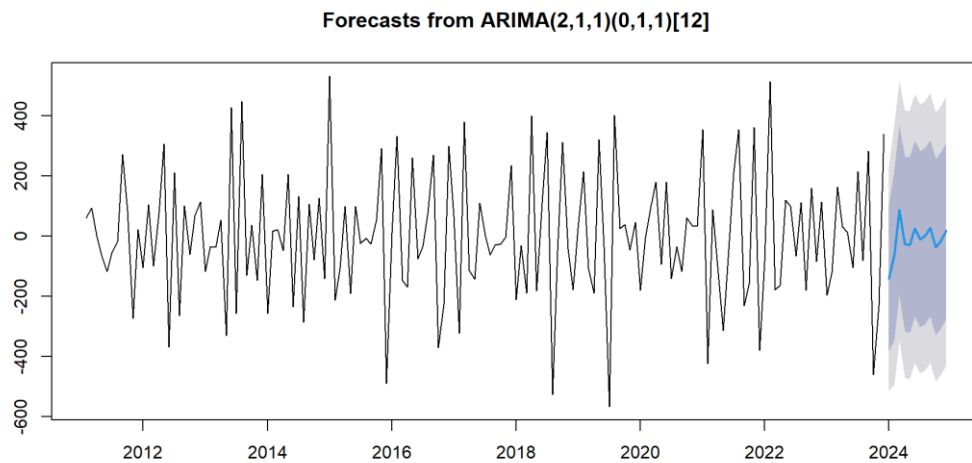
Berdasarkan estimasi parameter pada model, maka diperoleh persamaan model SARIMA seperti berikut.

$$(-0.612616)(B)(-0.404662)(B^{12})(1-B)(1-B^{12})Y_t = (-0.999997)(B)(-0.999996)(B^{12})\varepsilon_t$$

Atau

$$(1 + 0.612616B + 0.404662B^{12})(1-B)(1-B^{12})Y_t = (1 + 0.999997B)(1 + 0.999996B^{12})\varepsilon_t$$

Berikut merupakan grafik peramalan curah hujan di Provinsi Sumatera Utara tahun 2024.



Gambar 5. Grafik Peramalan Curah Hujan Sumatera Utara 2024

Dan berikut merupakan tabel hasil peramalan curah hujan di Provinsi Sumatera Utara tahun 2024.

Tabel 6 Peramalan Curah Hujan Sumatera Utara 2024

Periode	Peramalan
Jan-24	-140.116363
Feb-24	-62.65307
Mar-24	87.012405
Apr-24	-25.999173
May-24	-28.026745
Jun-24	25.353131
Jul-24	-9.884365
Aug-24	2.129419
Sep-24	27.731422
Oct-24	-35.454248
Nov-24	-15.063398
Dec-24	18.219622

Hasil peramalan curah hujan untuk tahun 2024 menunjukkan pola fluktuasi musiman dengan beberapa bulan diproyeksikan mengalami curah hujan yang rendah hingga negatif, seperti Januari sebesar -140.12 mm dan Februari sebesar -62.65 mm, sementara puncak curah hujan terjadi pada Maret sebesar 87.01 mm. Meskipun demikian, nilai negatif dalam peramalan menunjukkan kemungkinan adanya kesalahan dalam model atau data yang digunakan, karena curah hujan tidak dapat bernilai negatif secara fisik. Grafik juga menunjukkan peningkatan ketidakpastian di masa depan, ditandai dengan lebar interval kepercayaan yang lebih besar pada periode akhir tahun. Secara keseluruhan, model memberikan gambaran pola musiman, tetapi memerlukan perbaikan untuk menghasilkan peramalan yang lebih realistis dan akurat. Hasil peramalan tersebut sesuai dengan hasil akurasi MAPE yang sebesar 117.7341%. Hasil akurasi tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model peramalan buruk.

4. Kesimpulan

Persamaan model ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹² yang diperoleh dari hasil analisis ini yaitu

$$(1 + 0.612616B + 0.404662B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = (1 + 0.999997B)(1 + 0.999996B^{12})\varepsilon_t$$

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil peramalan curah hujan tahun 2024 dengan model ARIMA(2,1,1)(0,1,1)¹² menunjukkan pola fluktuasi musiman, namun terdapat beberapa prediksi dengan nilai negatif yang tidak realistis, menunjukkan potensi kelemahan dalam model atau data yang digunakan. Grafik juga menunjukkan ketidakpastian yang meningkat pada periode peramalan, yang tercermin dari interval kepercayaan yang lebih lebar. Oleh karena itu, meskipun pola musiman berhasil ditangkap, model ini membutuhkan evaluasi dan penyempurnaan untuk memberikan hasil peramalan curah hujan yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

5. Daftar Pustaka

- [1] D. Desmonda, M. Azhar Irwansyah, J. H. Hadari Nawawi, and K. Barat, "Prediksi Besaran Curah Hujan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 4, 2018.
- [2] B. Prasetyo, H. Irwandi, and N. Pusparini, "Karakteristik Curah Hujan Berdasarkan Ragam Topografi di Sumatera Utara," *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, vol. 19, no. 1, pp. 11–20, 2018.
- [3] K. Husna, S. A. Rimawati, and D. S. Sosaidi, "Pengaruh IOD (Indian Ocean Dipole) terhadap Bencana Hidrometeorologi di Sumatera Utara Periode September Oktober November (SON) 2016," *Seminar Nasional Geomatika 2018*, pp. 1167–1174, 2019, doi: 10.24895/SNG.2018.3-0.1040.
- [4] N. Sugianti and T. A. Wijaya, "Identifikasi Osilasi Atmosfer Yang Mempengaruhi Variabilitas Curah Hujan dan Suhu di Bandung," *Megasains*, vol. 10, no. 1, pp. 41–47, 2019.
- [5] K. Setiya, W. Sekolah, T. M. Klimatologi, D. Geofisika, and T. Selatan, "Analisis Pengaruh Seruak Dingin dan MJO dalam Kejadian Hujan Sangat Lebat di Sumatera Utara." [Online]. Available: <http://www.bom.gov.au/climate/mjo/>.
- [6] E. Mulyana, "Hubungan antara ENSO dengan Variasi Curah Hujan di Indonesia," *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, vol. 3, no. 1, pp. 1–4, 2002, [Online]. Available: <http://www.cgd.ucar.edu/cas/catalog/climind/soi.ht>
- [7] G. Zaida Muflih, Sunardi, and A. Yudhana, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Wonosobo," *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, vol. 4, no. 1, pp. 45–56, Jul. 2019.
- [8] U. Nabilla, I. Ramadhani, F. Saumi, and P. Studi Matematika, "Penerapan Backpropagation Neural Network pada Prediksi Curah Hujan di Sumatera Utara," *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, vol. 04, no. 01, pp. 73–70, 2023.
- [9] S. K. Nasib, N. Nurwan, E. D. D. Yanuari, and T. Macmud, "Karakteristik Rantai Markov pada Data Curah Hujan Bulanan Stasiun Djalaluddin," *JMPM: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 7, no. 2, pp. 81–89, Sep. 2022, doi: 10.26594/jmpm.v7i2.2654.
- [10] A. Slamet Riyadi, I. Puspa Wardhani, and dan Andi Perdana, "Aplikasi Perbandingan Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Deep Learning dengan Metode ARIMA, SARIMA, LSTM dan Gradient Boosting Regressor," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, vol. 7, no. 1, 2023.

- [11] Z. Kafara, F. Y. Rumlawang, and L. J. Sinay, "Peramalan Curah Hujan dengan Pendekatan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 11, no. 1, pp. 63–74, 2017.
- [12] W. Puspitasari, S. Rustiana, Y. Suparman, and T. Purwandari, "Perbandingan Hasil Peramalan Curah Hujan Bulanan Kota Bogor Dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Singular Spectrume Analysis (SSA)," *Prosiding Sendik*, vol. 5, no. 2, pp. 206–207, 2019.
- [13] A. Dwi Ramadhan, A. Fauzan, and R. Artikel, "Prediksi Nilai Ekspor Non-Migas Di Jawa Barat Menggunakan Metode Seasonal Auto Regresif Integrated Moving Average (SARIMA)," *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 10–19, 2023.
- [14] S. A. Paruntu, I. D. Palandeng, F. Ekonomi dan Bisnis, and J. Manajemen Universitas Sam Ratulangi, "Analisis Ramalan Penjualan dan Persediaan Produk Sepeda Motor Suzuki pada PT Sinar Galesong Mandiri Malalayang," *Jurnal EMBA*, vol. 6, no. 4, pp. 2828–2837, 2018.
- [15] S. D. Pratiwi, "Peramalan Tingkat Penghunian Tempat Tidur Hotel Bintang Tiga di Kota Surakarta dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," 2019.
- [16] Y. Iman Katabba, "Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Memprediksi Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera," 2021.
- [17] F. E. Mokorimban, N. Nainggolan, Y. A. R. Langi, and K. Kunci, "Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado." [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>
- [18] W. H. Lailiyah and M. S. Manuharawati, "Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada Peramalan Nilai Ekspor di Indonesia," *Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [19] N. K. Y. DEWANTARI, I. W. SUMARJAYA, and G. K. GANDHIADI, "Peta Kendali EWMA Residual pada Berautokorelasi," *E-Jurnal Matematika*, vol. 8, no. 1, p. 64, Feb. 2019, doi: 10.24843/mtk.2019.v08.i01.p236.
- [20] A. Zulkifli, J. Gusniati, M. Septi Zulefni, R. Aldania Afendi, W. Asni, and Y. Fitriani, "Tutorial uji normalitas dan uji homogenitas dengan menggunakan aplikasi SPSS," 2025. [Online]. Available: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>
- [21] O. N. Qisthi *et al.*, "Prediksi Harga Emas untuk Investasi Masa Depan Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Journal of Innovation Research and Knowledge*, vol. 4, no. 7, 2024.
- [22] N. M. Sunariadi *et al.*, "Prediksi Produksi Bawang Merah di Kabupaten Nganjuk dengan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA)," *Jurnal Pendidikan Matematika dan Matematika*, vol. 6, no. 1, pp. 49–60, 2022, doi: 10.36526/tr.v%vi%i.1672.