

Pemodelan SARIMA terhadap Curah Hujan Bulanan di Provinsi Jawa Barat

Mohamad Triwahyu^{1*}, Muhammad Rheza Firmansyah¹

¹ Mahasiswa Matematika, FMIPAM, Universitas Pertahanan Republik Indonesia, Bogor

rhizalahat@gmail.com

Diterima:16-01-2026; Direvisi:25-03-2026; Dipublikasi: 25-03-2026

Abstract

Rainfall is a hydrometeorological phenomenon that has complex seasonal patterns and temporal fluctuations. This study aims to model monthly rainfall in West Java Province using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) approach based on 2015–2024 data. The research stages include data stationarity analysis, model order identification, parameter estimation, and residual diagnostic tests to ensure model validity. The best model selection is carried out by comparing the Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values. The analysis results show that the SARIMA model is able to represent seasonal patterns and monthly rainfall dynamics with a good level of accuracy. This model is expected to be a reliable mathematical basis for monthly rainfall forecasting in West Java Province.

Keywords: Rainfall; SARIMA; Time Series; West Java

Abstrak

Curah hujan merupakan fenomena hidrometeorologis yang memiliki pola musiman dan fluktuasi temporal yang kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan curah hujan bulanan di Provinsi Jawa Barat menggunakan pendekatan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) berdasarkan data tahun 2015–2024. Tahapan penelitian meliputi analisis stasioneritas data, identifikasi orde model, estimasi parameter, serta uji diagnostik residual untuk memastikan validitas model. Seleksi model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil analisis menunjukkan bahwa model SARIMA mampu merepresentasikan pola musiman dan dinamika curah hujan bulanan dengan tingkat akurasi yang baik. Model ini diharapkan dapat menjadi dasar matematis yang andal dalam peramalan curah hujan bulanan di Provinsi Jawa Barat.

Kata Kunci: Curah Hujan; SARIMA; Runtun Waktu; Jawa Barat

1. PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan variabel klimatologis yang bersifat stokastik dan menunjukkan variasi temporal yang signifikan dari waktu ke waktu. Data curah hujan umumnya memperlihatkan pola musiman tahunan yang dipengaruhi oleh siklus monsun serta kondisi atmosfer regional. Karakteristik tersebut menjadikan curah hujan sebagai objek kajian penting dalam analisis runtun waktu, khususnya untuk mengidentifikasi pola periodik, struktur ketergantungan temporal, dan dinamika fluktuasi jangka menengah hingga panjang (Ayiah-mensah et al., 2025).

Pemodelan curah hujan bulanan telah banyak dilakukan menggunakan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Model SARIMA memungkinkan pemisahan komponen nonmusiman dan musiman secara eksplisit melalui parameter musiman yang terstruktur. Sejumlah penelitian juga menunjukkan bahwa SARIMA mampu menangkap pola musiman tahunan dengan baik dan menghasilkan kinerja peramalan yang memadai pada data curah hujan bulanan di berbagai wilayah (Tadesse & Dinka, 2022).

Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan Provinsi Jawa Barat selama periode 2015–2024, yang memberikan rentang observasi lebih panjang untuk mengkaji kestabilan pola musiman dan dinamika temporal. Kebaruan penelitian terletak pada proses seleksi model terbaik yang dilakukan dengan mempertimbangkan 4 ukuran kesalahan peramalan, yaitu Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), sehingga evaluasi kinerja model menjadi lebih objektif dan menyeluruh dibandingkan pendekatan tunggal.

Metodologi penelitian meliputi pengujian stasioneritas data, identifikasi orde model SARIMA, estimasi parameter model, serta pengujian diagnostik residual. Beberapa model kandidat kemudian dibandingkan berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan MAPE guna menentukan model yang paling optimal. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan memperoleh model SARIMA terbaik yang mampu merepresentasikan pola musiman curah hujan bulanan di Provinsi Jawa Barat secara akurat serta menghasilkan peramalan yang andal. Hasil penelitian diharapkan dapat memperkaya kajian pemodelan matematis runtun waktu di bidang klimatologi dan menjadi referensi dalam pengembangan model peramalan curah hujan berbasis SARIMA.

2. METODE PELAKSANAAN

DATA CLEANING

Seluruh entri diperiksa secara manual dan komputasional untuk mengidentifikasi kemungkinan duplikasi, nilai hilang, atau ketidakkonsistenan terhadap rentang waktu (Usmani et al., 2024). Proses ini juga mencakup transformasi struktur data dari bentuk tabular biasa menjadi *time-series object* sehingga kompatibel dengan analisis berbasis deret waktu. Setelah pembersihan data selesai, dilakukan pemeriksaan awal terhadap kestasioneran menggunakan *Augmented Dickey-Fuller test* (Dickey & Fuller, 2025), yang dalam kasus ini menunjukkan nilai p yang lebih besar dari 0,05, menandakan bahwa data belum memenuhi syarat stasioneritas (Junaedi et al., 2025).

Untuk mencapai kestasioneran, dilakukan diferensiasi non-musiman satu kali serta diferensiasi musiman dengan lag 12. Transformasi ini secara bertahap menghilangkan komponen tren maupun pola musiman yang terlalu kuat. Setelah proses differencing, deret diperiksa kembali menggunakan ADF test hingga memenuhi kriteria p -value $< 0,05$, yang menjadi dasar untuk melanjutkan proses pemodelan SARIMA.

Untuk menguji validitas dan kemampuan generalisasi model, data 120 bulan dari Januari 2015 hingga Desember 2024 dibagi menjadi data latih (*train set*) dan data uji (*test set*) (Ensafi et al., 2022) (Cerqueira et al., 2019). Data uji mencakup 12 bulan terakhir dari periode pengamatan. Pembagian ini bertujuan untuk memverifikasi performa peramalan jangka pendek dengan membandingkan hasil ramalan model terhadap data aktual yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan (Ruhiat et al., 2022).

SARIMA

Pemodelan dilakukan menggunakan pendekatan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang merupakan pengembangan dari ARIMA dengan menambahkan komponen musiman. Model ini dinyatakan dalam bentuk:

$$SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$$

di mana p dan q adalah orde dari komponen non-musiman autoregresif dan moving average, sementara P dan Q merepresentasikan komponen musiman dengan periode musiman s . Parameter differencing non-musiman (d) serta differencing musiman (D) telah ditentukan dari tahapan cleaning sebelumnya (Nurhasanah et al., 2022). Model ini dipilih karena mampu menangkap struktur ketergantungan jangka pendek, pengaruh musiman tahunan, serta pola fluktuasi yang khas pada data epidemiologi penyakit menular (Tian et al., 2019). Proses pemilihan parameter dilakukan dengan mengevaluasi berbagai kombinasi (p, q, P, Q) menggunakan pendekatan pencarian menyeluruh (grid search).

UJI HETEROSKEDASTISITAS

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengevaluasi apakah varians residual dari model SARIMA bersifat konstan sepanjang periode pengamatan. Dalam analisis deret waktu, asumsi homoskedastisitas penting karena jika varians residual tidak konstan (heteroskedastis), estimasi parameter dapat menjadi tidak efisien dan uji-uji statistik menjadi bias, sehingga interpretasi terhadap hasil prediksi menjadi kurang valid (Blind et al., 2025).

Dalam uji heteroskedastisitas, hipotesis nol menyatakan bahwa varians residual adalah konstan (homoskedastis), sedangkan hipotesis alternatif menyatakan adanya heteroskedastisitas. Deteksi heteroskedastisitas yang signifikan pada residual menunjukkan bahwa model SARIMA belum dapat menangkap seluruh fluktuasi varians sepanjang deret waktu, sehingga perlu dilakukan perbaikan model atau transformasi data (misalnya Box-Cox) untuk menstabilkan varians. Hasil uji ini digunakan untuk memperkuat validitas statistik dari model yang diestimasi dan memastikan kesimpulan penelitian memiliki dasar inferensial yang kuat.

UJI NORMALITAS JARQUE–BERA

Uji Jarque–Bera digunakan untuk menguji apakah residual model SARIMA mengikuti distribusi normal, yang merupakan asumsi penting dalam banyak aplikasi statistik inferensial. Uji ini menghitung statistik berdasarkan skewness dan kurtosis residual, dan membandingkannya terhadap distribusi chi-kuadrat dengan dua derajat kebebasan untuk menilai kesesuaian bentuk distribusi residual terhadap normalitas. Normalitas residual menjadi penting karena pelanggaran terhadap asumsi ini dapat memengaruhi uji-uji signifikansi parameter serta pembuatan interval kepercayaan pada model time series (Hasan et al., 2025).

Hipotesis nol pada uji Jarque–Bera menyatakan bahwa residual berdistribusi normal. Jika nilai p-value lebih besar dari tingkat signifikansi yang ditetapkan, hipotesis nol tidak ditolak, sehingga residual dianggap berdistribusi normal. Sebaliknya, p-value yang sangat kecil menunjukkan deviasi signifikan dari normalitas, sehingga peneliti perlu mempertimbangkan transformasi data atau alternatif model yang lebih sesuai (Id et al., 2022). Penggunaan uji Jarque–Bera dalam diagnostik model SARIMA telah banyak dilaporkan dalam studi time series epidemiologi dan ekonomi untuk memastikan bahwa residual telah memenuhi asumsi normalitas (Khalil et al., 2017).

UJI AUTOKORELASI RESIDUAL LJUNG–BOX

Uji Ljung–Box adalah uji portmanteau yang digunakan untuk mengevaluasi apakah residual model SARIMA menunjukkan autokorelasi hingga sejumlah lag tertentu setelah pemodelan. Tujuan utama dari uji ini adalah memastikan bahwa model yang dibangun telah menangkap seluruh struktur ketergantungan temporal pada data, sehingga residu yang tersisa menunjukkan perilaku “white noise” (tidak berkorelasi). Jika residual tidak bersifat white noise, maka model belum optimal dan perlu disesuaikan kembali.

Hipotesis nol dari uji Ljung–Box menyatakan bahwa tidak ada autokorelasi residual hingga lag yang diuji. Jika p-value lebih besar dari tingkat signifikansi yang ditetapkan, hipotesis nol tidak ditolak dan residual dianggap tidak berkorelasi secara seri, yang menunjukkan bahwa model SARIMA telah menangkap pola ketergantungan temporal dengan baik. Sebaliknya, p-value yang kecil menunjukkan adanya autokorelasi yang signifikan, yang berarti model perlu revisi lebih lanjut. Uji ini merupakan bagian standar dari proses diagnostik model deret waktu berdasarkan metodologi Box-Jenkins (Zhang & Cao, 2025).

Setiap model SARIMA yang terbentuk dievaluasi menggunakan Akaike Information Criterion (AIC) (Noor et al., 2022), yang dirumuskan sebagai:

$$AIC = 2k - 2\ln(\hat{L})$$

model dengan nilai AIC paling rendah dipilih sebagai model terbaik karena menunjukkan keseimbangan optimal antara tingkat kesesuaian model dan kompleksitas parameter. Melalui proses tersebut, model SARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ teridentifikasi sebagai

model dengan kinerja paling stabil dan representatif terhadap dinamika data. Model dengan nilai AIC terendah dipilih sebagai kandidat terbaik. Selanjutnya, kelayakan model diverifikasi melalui uji diagnostik residual. *Quantile-Quantile (QQ) Plot* digunakan untuk memastikan residual terdistribusi normal. Selain itu, plot ACF dan PACF dari residual dan uji statistik *Durbin-Watson* digunakan untuk memastikan bahwa residual bersifat acak dan bebas dari autokorelasi.

MODEL SELECTION

Kita melakukan evaluasi performa model melalui empat metrik kesalahan yang umum digunakan dalam studi peramalan. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai prediksi model terhadap nilai aktual pada periode tertentu (Khoshvaght et al., 2025). Indikator pertama adalah *Root Mean Square Error (RMSE)* yang dirumuskan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

RMSE sensitif terhadap kesalahan besar dan memberikan gambaran tentang deviasi rata-rata kuadratik (Bagus et al., 2025). Sementara itu, *Mean Absolute Error (MAE)* dihitung menggunakan:

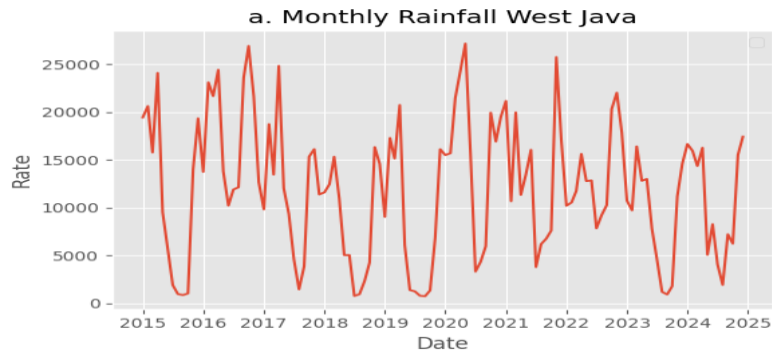
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

MAE menilai kesalahan secara langsung tanpa memberikan penalti besar kepada error ekstrem (Hewamalage et al., 2023). Untuk menilai kesalahan dalam skala relatif, digunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*:

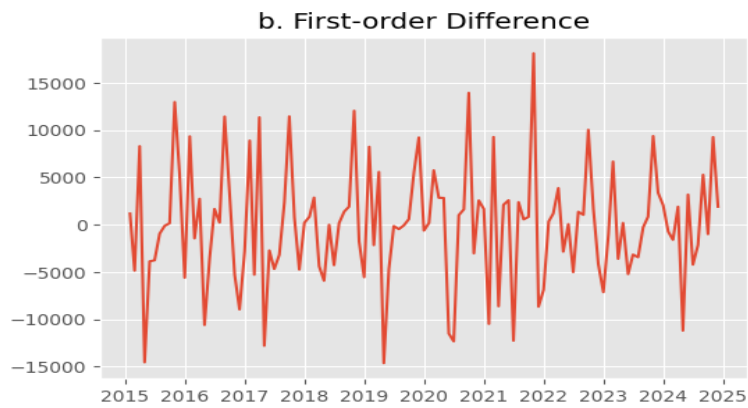
$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|$$

MAPE memungkinkan interpretasi persentase error sehingga lebih intuitif dalam konteks epidemiologi. Ketiga metrik ini memastikan bahwa model yang dipilih tidak hanya optimal secara matematis tetapi juga akurat dalam menggambarkan perilaku data dan layak digunakan untuk peramalan jangka menengah maupun jangka panjang.

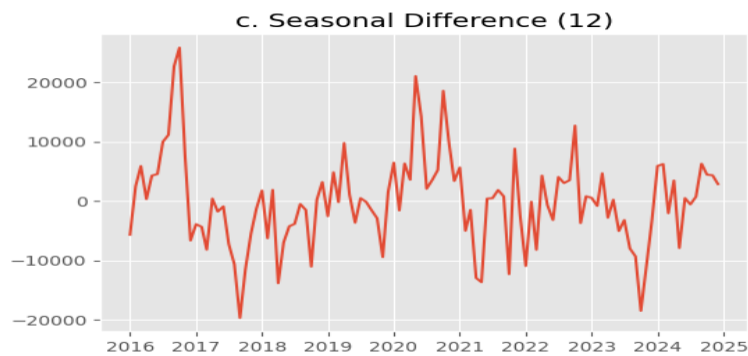
3. HASIL DAN PEMBAHASAN



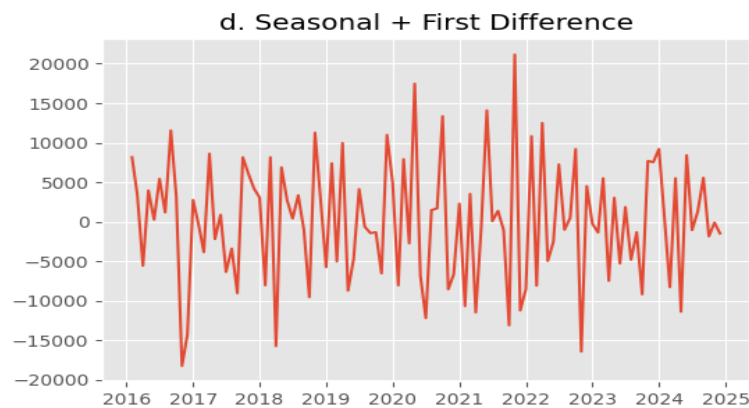
Gambar 1. Grafik Bulanan Curah Hujan



Gambar 2. Differencing Orde Pertama



Gambar 3. Differencing Musiman



Gambar 4. Gabungan *Differencing* Orde Pertama dan Musiman

Pengujian kestasioneran data dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil uji pada data original menunjukkan nilai statistik sebesar -2.25 dengan *p-value* 0.189. Karena nilai *p-value* > 0.05, maka hipotesis nol tidak dapat ditolak, yang berarti data awal belum stasioner. Setelah dilakukan proses *first difference*, data menjadi stasioner dengan *p-value* yang sangat signifikan sebesar 1.56×10^{-9} . Lebih lanjut, kombinasi *seasonal* dan *first difference* menghasilkan nilai statistik ADF sebesar -4.70 dengan *p-value* 0.00008, yang jauh di bawah taraf signifikansi 0.05. Hal ini mengonfirmasi bahwa data curah hujan tersebut telah memenuhi syarat kestasioneran setelah melalui proses *differencing* orde pertama dan musiman ($d=1, D=1$).

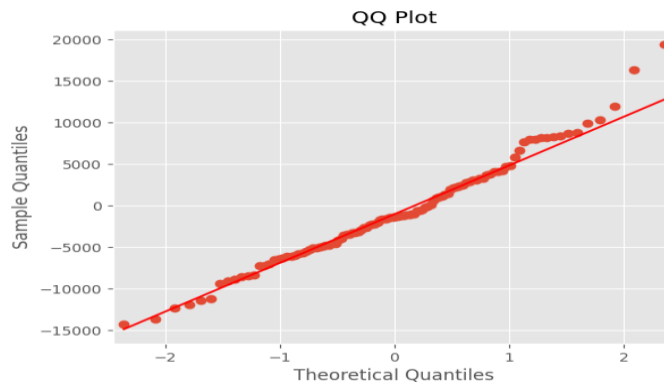
Tabel 1. Serangkaian model alternatif SARIMA $(p,1,q) \times (P,1,Q)_{12}$

(p, q, P, Q)	AIC	RMSE	MAE	MAPE(%)	D-W
SARIMA(2,2,2,1)	1402.8	3.736e+3	2.987e+3	35.505	1.789
SARIMA(2,1,2,1)	1403.1	3.486e+3	2.878e+3	37.193	1.634
SARIMA(2,1,2,0)	1404.2	4.131e+3	3.374e+3	41.257	1.668
SARIMA(2,0,2,1)	1403.5	4.812e+3	4.138e+3	51.205	1.677
SARIMA(2,2,1,2)	208.3	8.802e+20	8.064e+20	1.36e+17	3.879

Cetak tebal menunjukkan model terbaik

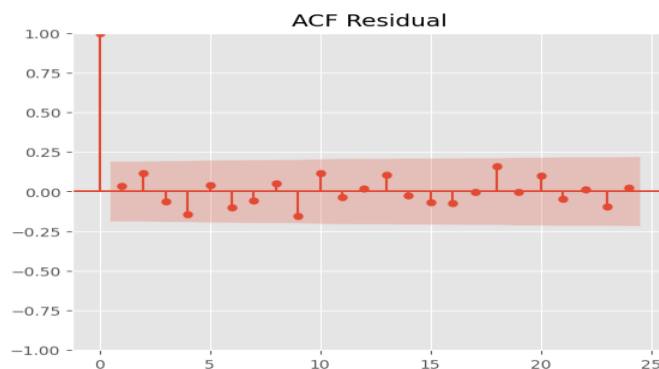
Berdasarkan hasil *grid search* yang membandingkan berbagai kombinasi parameter, model SARIMA(2,1,2) x (2,1,1,12) terpilih sebagai model terbaik yang paling valid (Tabel 1). Model ini memiliki nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) sebesar 1402.84 dan RMSE sebesar 3736.56. Meskipun terdapat satu model lain (SARIMA(2,1,2) x (1,1,2,12))

yang memiliki nilai AIC lebih rendah (208.31), model tersebut dieleminasi karena menunjukkan indikasi kegagalan konvergensi yang ditandai dengan nilai *error* (RMSE) yang tidak masuk akal (8.8×10^{20}) dan nilai MAPE yang ekstrem. Oleh karena itu, SARIMA(2,1,2) x (2,1,1,12) diputuskan sebagai model yang paling akurat dan stabil untuk digunakan dalam peramalan.

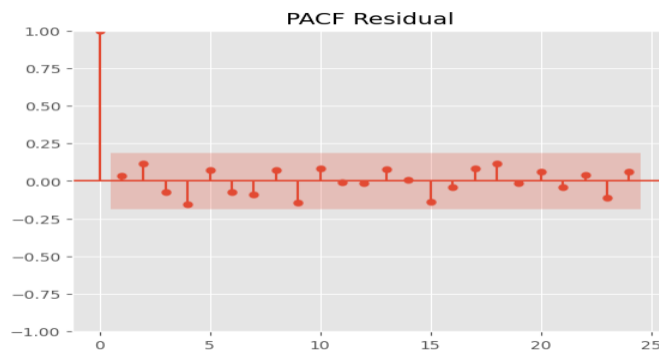


Gambar 6. Quantile Quantile Plot

Validasi asumsi normalitas residual divisualisasikan melalui *Quantile-Quantile Plot* (Q-Q Plot) pada Gambar 6. Secara visual, plot menunjukkan bahwa persebaran titik-titik data residual (titik biru) cenderung mengikuti garis diagonal merah, terutama pada kuantil tengah, yang mengindikasikan bahwa distribusi residual mendekati normal. Meskipun terdapat sedikit penyimpangan pada bagian ekor (*tails*) yang tercermin dari nilai *Kurtosis* sebesar 3.91 (sedikit leptokurtik) dan *Skewness* sebesar 0.55, penyimpangan ini masih dalam batas toleransi.

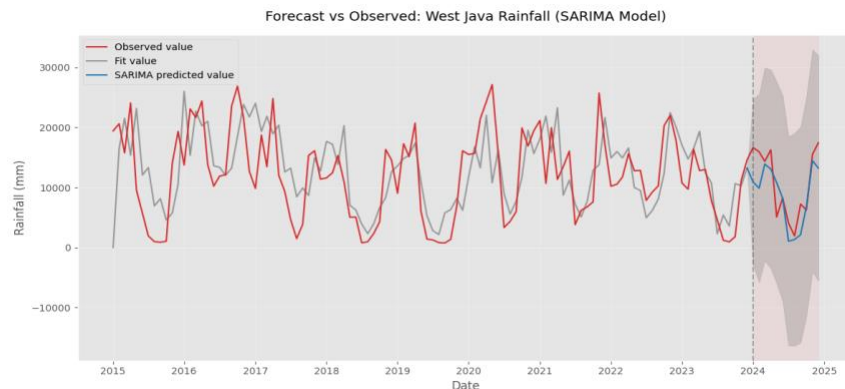


Gambar 7. ACF Residual



Gambar 8. PACF Residual

Selanjutnya, pemeriksaan independensi residual dilakukan dengan menganalisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) pada **Gambar 7** dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada **Gambar 8**. Kedua grafik menunjukkan bahwa nilai korelasi pada seluruh *lag* berada di dalam area yang diarsir (selang kepercayaan 95% atau *confidence bounds*). Tidak adanya *spike* yang keluar secara signifikan dari batas ini menandakan bahwa tidak terdapat korelasi serial antar-sisaan, atau dengan kata lain, residual bersifat acak (*white noise*).



Gambar 5. Peramalan Model SARIMA

Hasil estimasi parameter model SARIMA(2,1,2) x (2,1,1,12) menunjukkan signifikansi pada komponen musiman, di mana nilai koefisien *Moving Average* musiman (ma.S.L12) memiliki nilai *p-value* 0.053 yang mendekati taraf signifikansi, serta nilai σ^2 yang sangat signifikan (*p-value* 0.000). Secara keseluruhan, model ini memenuhi asumsi diagnostik yang baik. Hal ini dibuktikan dengan nilai Durbin-Watson sebesar 1.79 (mendekati 2), yang mengindikasikan tidak adanya autokorelasi serial yang serius pada residual. Selain itu, uji Ljung-Box menghasilkan nilai statistik 11.38 dengan *p-value* 0.496 (> 0.05), yang berarti residual bersifat acak (*white noise*) dan independen.

Pemeriksaan asumsi homoskedastisitas menggunakan uji Heteroskedastisitas menghasilkan p -value sebesar 0.79, yang menunjukkan bahwa varians dari residual adalah konstan sepanjang waktu. Terakhir, uji normalitas Jarque-Bera memberikan nilai $prob(JB)$ sebesar 0.05, yang berada tepat di batas ambang signifikansi, namun didukung oleh nilai $skewness$ (0.55) dan $kurtosis$ (3.91) yang masih dalam rentang wajar. Berdasarkan serangkaian uji diagnostik ini, model SARIMA(2,1,2)x(2,1,1,12) dinyatakan layak (*fit*) untuk memproyeksikan data curah hujan.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian kestasioneran menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), data curah hujan pada kondisi awal belum memenuhi asumsi stasioneritas, yang ditunjukkan oleh nilai p -value sebesar 0,189. Setelah dilakukan proses differencing orde pertama serta differencing musiman, data menjadi stasioner dengan tingkat signifikansi yang sangat kuat, sehingga memenuhi prasyarat utama dalam pemodelan SARIMA. Proses pemilihan model melalui grid search menghasilkan model SARIMA(2,1,2)x(2,1,1,12) sebagai model terbaik dan paling stabil. Evaluasi diagnostik terhadap model SARIMA(2,1,2)x(2,1,1,12) menunjukkan bahwa residual memenuhi seluruh asumsi klasik yang dipersyaratkan. Distribusi residual mendekati normal, tidak menunjukkan autokorelasi serial, bersifat acak (white noise), serta memiliki varians yang konstan sepanjang waktu. Hal ini diperkuat oleh nilai Durbin-Watson yang mendekati 2, hasil uji Ljung-Box yang tidak signifikan, serta p -value uji heteroskedastisitas yang tinggi. Secara keseluruhan, model SARIMA yang diperoleh terbukti layak, andal, dan akurat untuk digunakan dalam peramalan data curah hujan.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada NASA Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC) atas penyediaan data curah hujan yang digunakan dalam penelitian ini. Apresiasi juga disampaikan kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan teknis dan akademik selama proses penelitian.

6. REKOMENDASI

Disarankan agar pemodelan curah hujan dikembangkan dengan memasukkan variabel eksogen seperti suhu, kelembapan, indeks ENSO, atau faktor atmosfer lainnya. Selain itu, penggunaan data dengan resolusi temporal yang lebih panjang atau lebih rinci (harian atau dasarian) dapat dipertimbangkan. Adapun hambatan yang perlu diperhatikan meliputi keterbatasan panjang data deret waktu, potensi anomali iklim ekstrem yang sulit dimodelkan secara linear, serta ketergantungan hasil pada asumsi kestasioneran dan kestabilan pola musiman. Oleh karena itu, eksplorasi metode alternatif seperti model nonlinier atau pendekatan machine learning dapat menjadi pelengkap untuk memperoleh hasil yang lebih robust dan adaptif terhadap perubahan iklim.

7. REFERENSI

- Ayiah-mensah, F., Bosson-amedenu, S., Baah, E. M., & Addor, J. A. (2025). Advancements in seasonal rainfall forecasting : A seasonal auto-regressive integrated moving average model with outlier adjustments for Ghana ' s Western Region. *Scientific African*, 28(March), e02632. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e02632>
- Bagus, I. P., Pradnyana, A., Wisnawa, I. P. O., Nyoman, N., & Puspita, H. (2025). *New Student Admission Forecasting Model with Support Vector Machine Method : Case Study of Bali State Polytechnic*. 18(1).
- Blind, D., Editor, R., Fernando, L., & Pinto, R. (2025). *Normality tests : a study of residuals obtained on time series tendency modeling* *Normality tests : a study of residuals obtained on time series tendency modeling*. 23(1), 134–158.
- Cerqueira, V., Torgo, L., Mozetič, I., & Tec, L. (2019). *Evaluating time series forecasting models*. 1–28.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (2025). *Distribution of the Estimators for With a Unit Root n* . 74(366), 427–431.
- Ensafi, Y., Hassanzadeh, S., Zhang, G., & Shah, B. (2022). International Journal of Information Management Data Insights Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning – A comparative analysis. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(1), 100058. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100058>
- Hasan, P., Khan, T. D., & Abedin, M. (2025). *Temporal trends and forecasting of respiratory mortality in Bangladesh : A SARIMA model for seasonal mortality risk and public health action*. <https://doi.org/10.1177/22799036251395248>
- Hewamalage, H., Ackermann, K., & Bergmeir, C. (2023). Forecast evaluation for data scientists : common pitfalls and best practices. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 37(2), 788–832. <https://doi.org/10.1007/s10618-022-00894-5>
- Id, J. W., Agampodi, S., & Nr, A. (2022). *SARIMA and ARDL models for predicting leptospirosis in Anuradhapura district Sri*. 1–18. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275447>
- Junaedi, L., Damastuti, N., & Widodo, A. (2025). *Penerapan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA) untuk Peramalan Penjualan Barang dengan Pola Musiman Tahunan*. 01, 38–48.
- Khalil, A., Ullah, S., Khan, S. A., Manzoor, S., Gul, A., Shafiq, M., Khalil, A., Ullah, S., Khan, S. A., Manzoor, S., Gul, A., Khalil, A., Ullah, S., Khan, S. A., & Manzoor, S. (2017). *Applying Time Series and a Non-Parametric Approach to Predict Pattern , Variability , and Number of Rainy Days Per Month Applying Time Series and a Non-Parametric Approach to Predict Pattern , Variability , and Number of Rainy Days Per Month*. 26(2), 635–642. <https://doi.org/10.15244/pjoes/65155>
- Khoshvaght, H., Ramyad, R., Razmjou, A., & Khiadani, M. (2025). Journal of Environmental Chemical Engineering A critical review on selecting performance evaluation metrics for supervised machine learning models in wastewater quality prediction. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 13(6), 119675. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.119675>

- Noor, T. H., Almars, A. M., Alwateer, M., Almaliki, M., & Gad, I. (2022). *SARIMA : A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model for Crime Analysis in Saudi Arabia*. 1–14.
- Nurhasanah, D., Maulidya, A., & Dwi, M. (2022). *Forecasting International Tourist Arrivals in Indonesia Using SARIMA Model*. 2(1), 19–25.
- Ruhat, D., Masrulloh, E. S., & Azis, F. (2022). *Forecasting Data Time Series Berpola Musiman Menggunakan Model SARIMA (Studi Kasus : Sungai Cipeles-Warungpeti)*. 2, 39–50.
- Tadesse, K. B., & Dinka, M. O. (2022). *The SARIMA model-based monthly rainfall forecasting for the Turksvygbult Station at the Magoebaskloof Dam in South Africa*.
<https://doi.org/10.24425/jwld.2022.140785>
- Tian, C. W., Wang, H., & Luo, X. M. (2019). *Time-series modelling and forecasting of hand , foot and mouth disease cases in China from 2008 to 2018*. 2008–2010.
- Usmani, M., Memon, Z. A., Zulfiqar, A., & Qureshi, R. (2024). *Preptimize : Automation of Time Series Data Preprocessing and Forecasting*.
- Zhang, X., & Cao, W. (2025). *Research on Time Series Forecasting Method Based on Autoregressive Integrated Moving Average Model with Zonotopic Kalman Filter*.