

RAINFALL MODELING IN LUWU REGENCY USING SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS FACTORS

PEMODELAN CURAH HUJAN KABUPATEN LUWU MENGUNAKAN *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE WITH EXOGENOUS FACTORS*

Abrar F Riyanta¹, Berlian Setiawaty², and Retno Budiarti³

^{1,2}Division of Economic, Financial, and Actuarial Mathematics School of Data Science,
Mathematics, and Informatics, IPB University, Indonesia

[‡]corresponding author: abror27_riyanta@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Abrar Fauzi Riyanta, Berlian Setiawaty, and Retno Budiarti. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Accurate rainfall prediction is essential to support agricultural planning and national food security. This study develops a *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors* (SARIMAX) model to forecast 15-day rainfall in Luwu Regency, South Sulawesi, during the period January 2015–December 2025. Unlike the conventional SARIMA model, which only utilizes historical rainfall data, this study incorporates air humidity as an exogenous variable to capture atmospheric dynamics affecting precipitation intensity. The data were processed using Box-Cox transformation and the *Augmented Dickey-Fuller* test to ensure stationarity. The best model obtained was SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴ based on the smallest *Akaike Information Criterion* (AIC) value and parameter significance. The initial model produced a training MAPE of 28.20% and a testing MAPE of 35.56%. To improve prediction stability, 100,000 Monte Carlo simulations were conducted, resulting in 680 datasets with MAPE values below 40%. The results indicate that the SARIMAX model with air humidity as an exogenous variable provides better forecasting accuracy than the SARIMA model, making it a potential tool for supporting more adaptive agricultural decision-making in Luwu Regency.

Keywords: Humidity, Rainfall Forecasting, SARIMAX.

Abstrak

Prediksi curah hujan yang akurat sangat penting untuk mendukung perencanaan pertanian dan ketahanan pangan nasional. Penelitian ini mengembangkan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors* (SARIMAX) untuk memodelkan curah hujan 15-harian di Kabupaten Luwu, Sulawesi Selatan, selama periode Januari 2015–Desember 2025. Berbeda dengan model SARIMA konvensional yang hanya memanfaatkan data historis curah hujan, penelitian ini mengintegrasikan kelembaban udara sebagai variabel eksogen untuk menangkap dinamika atmosfer yang memengaruhi intensitas presipitasi. Data diproses melalui transformasi Box-Cox dan uji *Augmented Dickey-Fuller* guna memastikan kestasioneran data. Model terbaik yang diperoleh adalah SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴ berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dan signifikansi parameter. Model awal menghasilkan nilai MAPE training sebesar 28.20% dan MAPE testing sebesar 35.56%. Untuk meningkatkan stabilitas prediksi, dilakukan simulasi Monte Carlo sebanyak 100,000 kali dan diperoleh 680 dataset dengan nilai MAPE kurang dari 40%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMAX dengan variabel eksogen kelembaban udara mampu meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model SARIMA, sehingga berpotensi menjadi alat pendukung pengambilan keputusan pertanian yang lebih adaptif di Kabupaten Luwu.

Kata Kunci: Kelembaban Udara, Peramalan Curah Hujan, SARIMAX.

1. Pendahuluan

Sektor pertanian masih menjadi tulang punggung perekonomian Indonesia, baik dari sisi ketahanan pangan nasional maupun sebagai sumber mata pencaharian utama bagi jutaan rumah tangga. Data Sensus Pertanian 2023 mencatat sekitar 29,34 juta unit Usaha Pertanian Perorangan (UTP) di seluruh wilayah Indonesia, yang mencerminkan betapa besarnya ketergantungan masyarakat pada sektor ini (BPS 2023). Di antara berbagai komoditas pertanian, padi menduduki posisi paling strategis karena beras merupakan makanan pokok yang dikonsumsi oleh hampir seluruh penduduk Indonesia. Produktivitas padi sangat bergantung pada ketersediaan air yang cukup selama masa pertumbuhan tanaman, sehingga pola curah hujan menjadi faktor yang tidak bisa diabaikan dalam perencanaan pertanian. Dengan demikian, kemampuan memprediksi curah hujan secara akurat berperan langsung dalam menjamin keberhasilan panen dan stabilitas pasokan pangan nasional (Santoso *et al.* 2022).

Tantangan dalam mewujudkan prediksi curah hujan yang baik semakin besar seiring meningkatnya variabilitas iklim di Indonesia dalam beberapa dekade terakhir. Perubahan iklim terbukti berpotensi meningkatkan

frekuensi kejadian curah hujan ekstrem secara signifikan di wilayah tropis Indonesia, yang berdampak langsung pada ketidakpastian pola musim hujan dan kemarau (Nurlatifah *et al.* 2023). Kondisi ini menyebabkan pola tanam konvensional tidak lagi memadai tanpa dukungan model prediksi curah hujan yang lebih presisi. Dalam konteks ini, model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) sering digunakan sebagai pendekatan prediksi deret waktu karena kemampuannya menangkap pola musiman dalam data historis (Silfiani *et al.* 2024). Namun, sebagai model univariat, SARIMA hanya mengandalkan informasi curah hujan masa lalu tanpa mempertimbangkan variabel atmosfer lain yang secara fisis turut menentukan intensitas hujan, seperti kelembaban udara (Kahar *et al.* 2024).

Mengacu pada keterbatasan tersebut, penelitian ini mengadopsi model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors* (SARIMAX) dengan mengintegrasikan kelembaban udara sebagai variabel eksogen. Pemilihan kelembaban udara didasarkan pada hubungan fisis yang erat antara kandungan uap air di atmosfer dan proses pembentukan presipitasi, di mana kejenuhan atmosfer yang tinggi merupakan kondisi yang mendahului terjadinya hujan (Kahar *et al.* 2024). Dengan memasukkan informasi kelembaban sebagai variabel tambahan, model diharapkan mampu menangkap dinamika atmosfer yang tidak dapat dijelaskan oleh data curah hujan historis semata, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih akurat dan responsif (Amalia Mehri dan Inna 2024). Penelitian ini bertujuan membangun model SARIMAX terbaik untuk memodelkan curah hujan di Kabupaten Luwu, yang diharapkan dapat menjadi salah satu referensi dalam upaya peningkatan akurasi prediksi curah hujan guna mendukung perencanaan pertanian yang lebih adaptif di wilayah tersebut.

2. Metodologi

2.1 Bahan dan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data curah hujan dan kelembaban udara rata-rata 15-harian Kabupaten Luwu, Sulawesi Selatan pada periode pengamatan Januari 2015–Desember 2025. Data tersebut didapatkan dari situs *power.larc.nasa.gov*.

2.2 Metode Penelitian

Langkah – langkah yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data harian curah hujan dan kelembaban udara dari situs *power.larc.nasa.gov*.
2. Mengubah data harian menjadi data 15-harian melalui agregasi, yaitu penjumlahan curah hujan dan rata-rata kelembaban udara.
3. Melakukan analisis deskriptif, visualisasi data, serta membagi data

menjadi *training* dan *testing*.

4. Menguji kestasioneran data menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan transformasi *Box-Cox*.
5. Membangun model SARIMA dan SARIMAX melalui identifikasi orde, estimasi parameter, pemilihan model terbaik berdasarkan AIC, serta uji diagnostik model.
6. Mengevaluasi performa model menggunakan nilai MAPE untuk menentukan model terbaik.
7. Menggunakan model terbaik untuk melakukan simulasi Monte Carlo dalam memprediksi curah hujan serta mengevaluasi hasil simulasi.

2.3 Peramalan

Peramalan dilakukan dengan menganalisis data historis dan memproyeksikan kondisi masa depan menggunakan model matematis atau peramalan kuantitatif, seperti regresi linier, ARIMA, *moving average*, dan *exponential smoothing*. Selain itu, peramalan juga dapat dilakukan secara kualitatif berdasarkan intuisi atau penilaian subjektif (Zidan Rusminto et al. 2024).

2.4 Time Series

Time series merupakan kumpulan data yang disusun secara berkala dalam interval waktu tertentu, seperti harian, bulanan, atau tahunan (Heru Widiyanto dan Mayasari 2023). Data *time series* umumnya memiliki pola pergerakan berupa tren, siklus, dan musiman, sehingga dapat digunakan untuk peramalan dan dasar pengambilan keputusan di masa depan (Mahfud Al et al. 2020).

2.5 SARIMA

Model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan pengembangan dari model ARIMA yang dirancang khusus untuk menangani data deret waktu dengan pola musiman berulang pada selang waktu tetap (Cryer dan Chan 2008). Model ini dinotasikan sebagai $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^S$, di mana p, d, q masing-masing merupakan orde AR, differencing, dan MA non-musiman, sedangkan P, D, Q , dan s merupakan orde AR, differencing, MA musiman, serta periode musiman. Secara umum model SARIMA dinotasikan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B)^s \varepsilon_t \quad (1)$$

2.6 SARIMAX

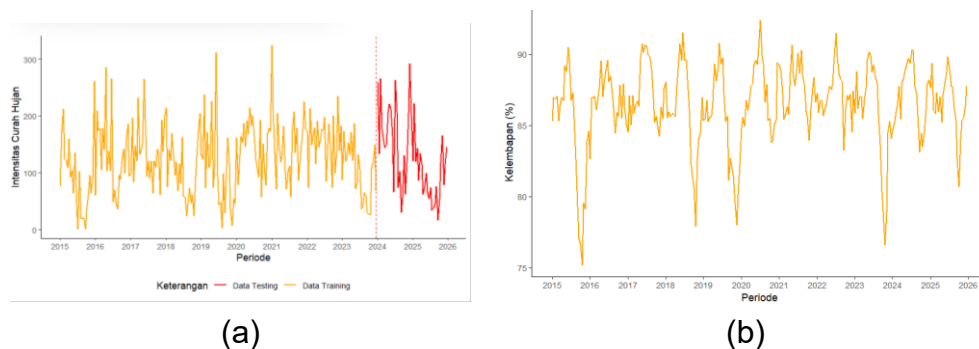
Model SARIMAX merupakan perluasan dari SARIMA dengan menambahkan peubah eksogen sebagai variabel penjelas tambahan (Cryer

dan Chan 2008). Berbeda dengan SARIMA yang hanya bergantung pada nilai historis variabel itu sendiri, SARIMAX mempertimbangkan pengaruh variabel independen lain pada waktu ke- t sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Bentuk umum model SARIMAX adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^s)a_t + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_k X_{k,t} \quad (2)$$

3. Hasil dan Pembahasan

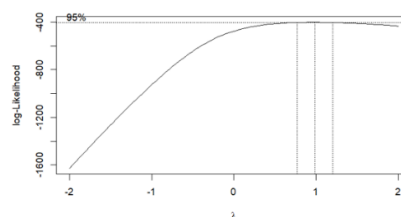
Penelitian diawali dengan tahapan eksplorasi data untuk mengamati dan memahami karakteristik serta pola pada data deret waktu.



Gambar 1: (a) Plot Eksplorasi Data Curah Hujan; (b) Plot eksplorasi Data Kelembaban Udara.

Kedua gambar tersebut merupakan plot data Curah Hujan 15-harian dan juga Kelembaban udara 15-harian. Terlihat bahwa kedua data memiliki pola musiman sepanjang periode pengamatan. Terdapat 264 data yang digunakan pada pemodelan kali ini di mana 80% digunakan sebagai data *training* dan 20% sebagai data *testing*.

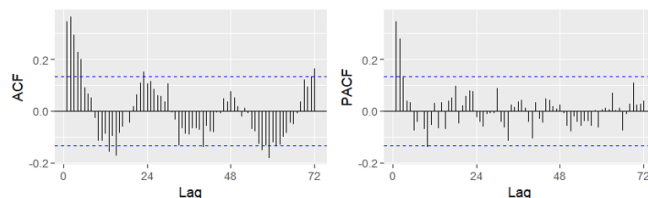
Tahapan selanjutnya adalah melakukan proses stasioner agar nantinya diperoleh estimasi model yang paling relevan. Pengecekan awal adalah stasioneritas terhadap ragam dengan transformasi *Box-Cox*, dihasilkan nilai λ sebesar 0.747 yang artinya perlu dilakukan transformasi agar stasioneritas terpenuhi. Setelah transformasi dihasilkan nilai λ sebesar 0.989 yang artinya data telah stasioner terhadap ragam.



Gambar 2: Plot *Box-Cox* dari curah hujan setelah dilakukan transformasi *Box-Cox*.

Langkah berikutnya adalah pengujian stasioneritas terhadap rata-rata dengan uji ADF. Pada komponen non-musiman dihasilkan p -value sebesar 0.01 yang lebih kecil dari taraf nyata 0.05 sehingga data sudah stasioner terhadap rata-rata non-musiman. Pada komponen musiman, dihasilkan p -value 0.59 sehingga perlu dilakukan *differencing* musiman. Hasil p -value setelah *differencing* sebesar 0.016 yang artinya data telah stasioner terhadap rata-rata musiman.

Tahapan berikutnya adalah membangun model ARIMA sebagai dasar komponen non-musiman model SARIMA dan SARIMAX. Dilakukan tahap penentuan ordo berdasarkan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) setelah pengecekan stasioner non-musiman.



Gambar 3: Plot ACF dan PACF data setelah pengecekan non-musiman.

Gambar 3 menunjukkan bahwa pada komponen non-musiman, ACF mengalami *dies down* yang kemudian *cuts off* pada *lag* 5 sehingga komponen *Moving Average* (MA) terdefinisi untuk ordo 1 – 5. Namun karena prinsip efektivitas pembentukan model Box-Jenkins ordo maksimal yang dipakai adalah 3. Sementara itu PACF menunjukkan *dies down* yang kemudian *cuts off* pada *lag* 2, menunjukkan komponen *Autoregressive* (AR) terdefinisi untuk ordo 0 – 2. Berdasarkan Gambar 3 didapatkan beberapa kemungkinan model tentatif yaitu, ARIMA(0,0,1), ARIMA(0,0,2), ARIMA(0,0,3), ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(2,0,0), ARIMA(2,0,1).

Tabel 1: Model ARIMA.

Model	AIC	Signifikansi Parameter
ARIMA(1,0,1)	1836.04	Semua Signifikan
ARIMA(1,0,2)	1835.11	1 Tidak Signifikan
ARIMA(2,0,1)	1835.44	1 Tidak Signifikan

Tabel 1 menampilkan 3 Model ARIMA dengan nilai *Akaike's information Criterion* (AIC) terkecil. Keakuratan model dinilai dengan mengidentifikasi model melalui AIC dan signifikansi parameter yang dimiliki model. Pada Tahap ini, model ARIMA(1,0,1) dipilih sebagai model terbaik

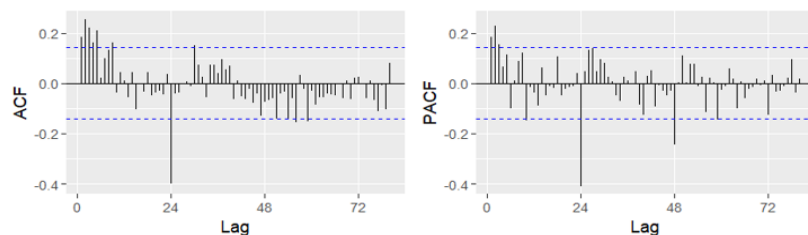
karena memiliki AIC terkecil dan semua parameternya signifikan. Selanjutnya, model terpilih dilakukan tahap diagnostik untuk mengevaluasi kelayakan model dari residual dengan menggunakan empat uji dalam memenuhi *white noise*.

Tabel 2: Hasil Uji diagnostik model ARIMA(1,0,1).

Model	AIC	<i>p-value</i> uji normalitas	<i>p-value</i> uji Ljung – Box	<i>p-value</i> uji ARCH	<i>p-value</i> uji- <i>t</i>
ARIMA(1,0,1)	1836.04	0.209	0.524	0.102	0.998

Berdasarkan hasil diagnostik pada Tabel 2, model ARIMA(1,0,1) dinyatakan telah memenuhi asumsi *white noise* yang ditunjukkan oleh seluruh uji memiliki *p-value* lebih besar dari taraf nyata 5%. Dengan demikian, model tersebut digunakan sebagai komponen non-musiman dalam pembentukan model SARIMA dan SARIMAX.

Tahapan berikutnya adalah membangun model SARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF yang dihasilkan setelah stasioneritas terhadap komponen musiman terpenuhi, sebagaimana disajikan pada Gambar berikut.



Gambar 4: Plot ACF dan PACF data setelah pengecekan musiman.

Gambar 4 menunjukkan bahwa pada komponen musiman, ACF mengalami *dies down* yang kemudian *cuts off* pada lag 5 sehingga komponen SMA terdefinisi untuk ordo 0 – 5. Namun karena prinsip efektivitas pembentukan model Box-Jenkins ordo maksimal yang dipakai adalah 3. Sementara itu, PACF menunjukkan *dies down* yang kemudian *cuts off* pada lag 3 sehingga komponen SAR terdefinisi untuk ordo 0 – 3. Berdasarkan pola tersebut, diperoleh sembilan kemungkinan model tentatif, yaitu SARIMA(1,0,1)(0,1,1)²⁴, SARIMA(1,0,1)(0,1,2)²⁴, SARIMA(1,0,1)(0,1,3)²⁴, SARIMA(1,0,1)(1,1,0)²⁴, SARIMA(1,0,1)(1,1,1)²⁴, SARIMA(1,0,1)(1,1,2)²⁴, SARIMA(1,0,1)(2,1,0)²⁴, SARIMA(1,0,1)(2,1,1)²⁴, dan SARIMA(1,0,1)(3,0,0)²⁴.

Tabel 3: Model SARIMA.

Model	AIC	Signifikansi Parameter
SARIMA(1,0,1)(0,1,1) ²⁴	1668.01	Semua Signifikan
SARIMA(1,0,1)(0,1,2) ²⁴	1668.08	1 Tidak Signifikan

SARIMA(1,0,1)(1,1,1)²⁴ 1668.49 1 Tidak Signifikan

Tabel 3 menampilkan 3 Model SARIMA dengan nilai AIC terkecil. Pada Tahap ini, model SARIMA(1,0,1)(0,1,1)²⁴ dipilih sebagai model terbaik karena memiliki AIC terkecil dan semua parameternya signifikan. Selanjutnya, model terpilih dilakukan tahap diagnostik untuk mengevaluasi kelayakan model dari residual dengan menggunakan empat uji dalam memenuhi *white noise*.

Tabel 4: Hasil Uji diagnostik model SARIMA(1,0,1)(0,1,1)²⁴.

Model	AIC	<i>p-value</i> uji normalitas	<i>p-value</i> uji Ljung – Box	<i>p-value</i> uji ARCH	<i>p-value</i> uji- <i>t</i>
SARIMA (1,0,1)(0,1,1) ²⁴	1668.01	0.123	0.445	0.255	0.313

Berdasarkan hasil diagnostik pada Tabel 4, model SARIMA(1,0,1)(0,1,1)²⁴ dinyatakan telah memenuhi asumsi *white noise* yang ditunjukkan oleh seluruh uji memiliki *p-value* lebih besar dari taraf nyata 5%. Dengan demikian, model tersebut selanjutnya digunakan pada tahap evaluasi model.

Tahapan selanjutnya adalah pemodelan SARIMAX, proses pemodelan SARIMAX dilakukan dengan tahapan yang serupa dengan pemodelan SARIMA. Perbedaannya terletak pada penambahan variabel eksogen, yaitu rata-rata kelembaban udara 15-harian.

Tabel 5: Model SARIMAX.

Model	AIC	Signifikansi Parameter
SARIMAX(1,0,1)(0,1,1) ²⁴ –Kelembapan Udara	1582.12	Semua Signifikan
SARIMAX(1,0,1)(0,1,2) ²⁴ –Kelembapan Udara	1580.95	1 Tidak Signifikan
SARIMAX(1,0,1)(1,1,1) ²⁴ –Kelembapan Udara	1581.32	1 Tidak Signifikan

Tabel 5 menampilkan 3 Model SARIMAX dengan nilai AIC terkecil. Pada Tahap ini, model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴ dipilih sebagai model terbaik karena memiliki AIC terkecil dan semua parameternya signifikan, termasuk koefisien variabel eksogen kelembaban udara yang signifikan secara statistik. Model terpilih kemudian diuji melalui tahap diagnostik residual menggunakan empat pengujian untuk memastikan asumsi *white noise* terpenuhi.

Tabel 6: Hasil Uji diagnostik model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴.

Model	AIC	<i>p-value</i> uji normalitas	<i>p-value</i> uji Ljung – Box	<i>p-value</i> uji ARCH	<i>p-value</i> uji- <i>t</i>
SARIMAX (1,0,1)(0,1,1) ²⁴ –Kelembapan Udara	1582.12	0.062	0.051	0.722	0.730

Hasil diagnostik yang ditampilkan pada Tabel 6 menunjukkan bahwa model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴ telah memenuhi seluruh asumsi yang dipersyaratkan. Dengan demikian, model tersebut selanjutnya digunakan pada tahap evaluasi model.

Setelah terpilihnya model terbaik dari SARIMA dan SARIMAX, tahapan selanjutnya adalah melakukan evaluasi model terhadap keduanya untuk menentukan model terbaik.

Tabel 7: Evaluasi model SARIMA dan SARIMAX.

Model	AIC	MAPE Training	MAPE Testing
SARIMA(1,0,1)(0,1,1) ²⁴	1668.01	38.46%	40.79%
SARIMAX(1,0,1)(0,1,1) ²⁴	1582.12	28.20%	35.56%

Pemilihan model terbaik pada tahap ini dinilai dari nilai AIC, serta MAPE *training* dan *testing* yang terkecil. Dapat dilihat bahwa, model SARIMAX unggul dalam keduanya yang artinya model SARIMAX lebih mampu membaca pola data lebih baik dibandingkan model SARIMA. Berikut disajikan nilai parameter dan koefisien model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴.

Tabel 8: Parameter dan Koefisien Model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴.

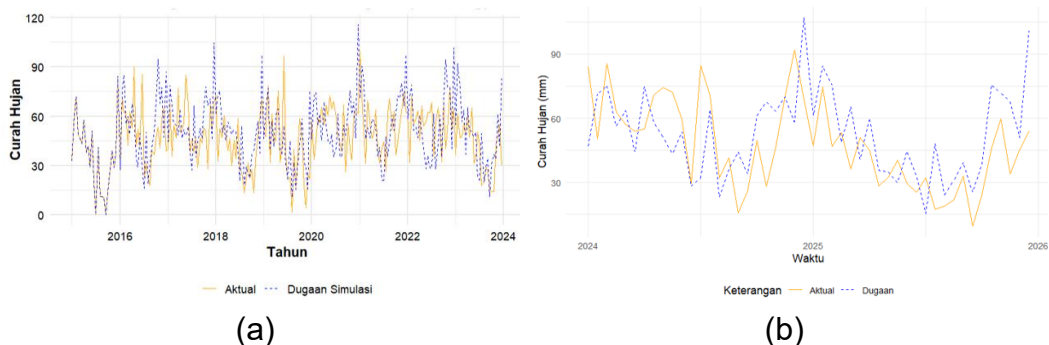
Model	Parameter	Koefisien	p-value
SARIMAX (1,0,1)(0,1,1) ²⁴ –Kelembapan Udara	AR(1)	0.796	0.000***
	MA(1)	−0.687	0.000***
	SMA(1)	−0.895	0.000***
	X ₁	5.544	0.000***

Tabel 8 menyajikan keterangan parameter dan nilai koefisien dari model SARIMAX terbaik. Selanjutnya, nilai koefisien ini akan disubstitusikan ke dalam persamaan model. Berikut disajikan persamaan model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴.

$$\hat{Z}_t^* = \hat{Z}_{t-24}^* + 0.796(\hat{Z}_{t-1}^* - \hat{Z}_{t-25}^*) + 5.544X_{1,t} + \hat{\varepsilon}_t + 0.895\hat{\varepsilon}_{t-24} + 0.687\hat{\varepsilon}_{t-1} + 0.615\hat{\varepsilon}_{t-25} \quad (3)$$

Tahapan terakhir adalah menguji performa model menggunakan simulasi Monte Carlo yang memanfaatkan residual model terpilih. Simulasi dilakukan sebanyak 100,000 kali dengan membangkitkan nilai residual berdistribusi normal berdasarkan parameter model sarimax terpilih, kemudian digunakan untuk menduga nilai curah hujan pada periode peramalan. Hasil seluruh simulasi selanjutnya diurutkan berdasarkan nilai MAPE *training* dan *testing* terkecil, lalu dilakukan perataan terhadap sejumlah dataset terbaik untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih stabil dan akurat.

Berdasarkan hasil simulasi, perataan terbaik diperoleh pada setiap 20 dataset dengan nilai MAPE *training* sebesar 23.75% dan MAPE *testing* sebesar 30.61% menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan hasil fungsi *fitted* dan *predict* sebelumnya. Dari keseluruhan simulasi, diperoleh sebanyak 680 set data penduga dengan nilai MAPE kurang dari 40%. Salah satu hasil plot yang menunjukkan perbandingan antara data penduga dan data aktual disajikan pada gambar berikut.



Gambar 5: (a) Plot Perbandingan data penduga simulasi dan data aktual *training*; (b) Plot Perbandingan penduga simulasi dan aktual *testing*.

Berdasarkan Gambar 5(a) dan 5(b), plot perbandingan data penduga hasil simulasi dengan data aktual menunjukkan kesesuaian yang cukup baik, mengindikasikan bahwa simulasi mampu merepresentasikan karakteristik data aktual secara memadai. Dari 680 dataset hasil simulasi, nilai MAPE *training* berada di rentang 30% – 40% dan MAPE *testing* di rentang 34% – 40%.

4. Simpulan

Pada Pendekatan SARIMAX diterapkan pada data curah hujan 15-harian Kabupaten Luwu pada periode Januari 2015 hingga Desember 2025 sebanyak 264 data dengan mempertimbangkan pengaruh musiman dan variabel eksogen kelembaban udara. Dari seluruh model kandidat yang

diuji, model SARIMAX(1,0,1)(0,1,1)²⁴ terpilih sebagai model terbaik berdasarkan kriteria nilai AIC terkecil dan terpenuhinya seluruh asumsi yang disyaratkan, dengan nilai MAPE training sebesar 28.20% dan MAPE testing sebesar 35.56%.

Simulasi Monte Carlo yang diterapkan pada model tersebut menghasilkan 100,000 data penduga dengan perataan terbaik diperoleh pada setiap 20 dataset. Dari keseluruhan hasil simulasi tersebut, sebanyak 680 dataset terpilih berdasarkan kriteria nilai MAPE yang kurang dari 40%. Hasil dari 680 dataset terpilih ini menunjukkan nilai MAPE *training* berada di rentang 30% – 40% dan MAPE *testing* di rentang 34% – 40%.

Daftar Pustaka

- [BPS] Badan Pusat Statistik. 2023. Hasil Pencacahan Lengkap Sensus Pertanian 2023 - Tahap II [Internet]. [diakses 2026 Mei 25]. Tersedia pada: <https://jakarta.bps.go.id/>
- Amalia Mehri H, Inna S. 2024. Pengaruh Variabel Eksogen terhadap Pemodelan Curah Hujan di Kota Bandung. *Jurnal Absis: Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika*,. 6(2):988–1005.
- Cryer JD, Chan K-S. 2008. *Time Series Analysis: With Applications in R, 2nd Edition*. New York: Springer.
- Heru Widiyanto M, Mayasari R. 2023. Implementasi time series pada data penjualan di GAIKINDO menggunakan algoritma seasonal ARIMA. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*. 7(3):1501–1506. <https://files.gaikindo.or.id/>.
- Kahar, Abidin Kurniati, Ilham Rahmaniah. 2024. Analisis Tingkat Intensitas Curah Hujan, Tekanan Udara serta Suhu Udara di Wilayah Paotere Makassar selama Periode Tahun 2022. *Jurnal Sains Fisika*. 4(1):27–36.
- Mahfud Al A, Kurniasari D, Mustofa U. 2020. Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral. *Jurnal Siger Matematika*. 1(1):1–10.
- Nurlatifah A, Hatmaja RB, Rakhman AA. 2023. Analisis Potensi Kejadian Curah Hujan Ekstrem di Masa Mendatang Sebagai Dampak dari Perubahan Iklim di Pulau Jawa Berbasis Model Iklim Regional CCAM. *Jurnal Ilmu Lingkungan*. 21(4):980–986. doi:10.14710/jil.21.4.980-986.
- Santoso AB, Supriana T, Girsang MA. 2022. Pengaruh Curah Hujan pada Produksi Padi Gogo di Indonesia. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*. 27(4):606–613. doi:10.18343/jipi.27.4.606.

- Silfiani M, Lumintang IA, Winda RL. 2024. Perbandingan Beberapa Metode Univariat Time Series pada Peramalan Curah Hujan. *Jurnal Statistika dan Komputasi*. 3(1):22–31. doi:10.32665/statkom.v3i1.2730.
- Zidan RM, Adi WS, Santi Wahyuni F. 2024. Peramalan harga saham menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) time series. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*. 8(2):1263–1270.