J. Ris. & Ap. Mat. Vol. 10 No. 2 (2026) pp. 351-364
Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)
e-ISSN: 2581-0154
DOI: doi.org/10.26740/jram.v10n2.p351-364

EVALUASI KOMPARATIF MODEL SARIMA DAN HOLT-WINTERS UNTUK PREDIKSI CURAH HUJAN BULANAN DI LAMPUNG SELATAN MENGGUNAKAN DATA TERINTEGRASI NASA POWER DAN BMKG

RIZKI YUSTISIA SARI*, SABAR, YUSUF AFFANDI, RONAL, DAN RHAHMI ADNI PESMA

Program Studi Rekayasa Instrumentasi dan Automasi, Institut Teknologi Sumatera, Lampung Selatan, Indonesia

*Penulis Korespondensi: rizki.yustisia@itera.ac.id

ABSTRAK

Wilayah Lampung Selatan berulang kali mengalami bencana hidrometeorologi akibat curah hujan ekstrem, terutama pada 2025–2026. Penelitian ini membandingkan SARIMA dan Holt-Winters untuk prediksi curah hujan bulanan dengan tiga kontribusi: (1) integrasi data NASA POWER dan BMKG menjadi deret waktu 11,5 tahun (2015–2026); (2) evaluasi model pada periode kejadian bencana aktual; dan (3) analisis keterbatasan model klasik dalam memprediksi hujan ekstrem. Data bulanan ($n = 138$) bersifat stasioner (ADF, $p = 0{,}0016$) dengan pola musiman kuat pada *lag* 12. Model terbaik SARIMA$(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ menghasilkan RMSE 88,76 mm dan MAPE 37,11%, namun selisih terhadap Holt-Winters (RMSE 88,82 mm, MAPE 38,43%) hanya 0,07% dan tidak signifikan (*paired t-test*, $p = 0{,}836$). Uji Ljung-Box menunjukkan *residual* masih mengandung autokorelasi (*lag* 6, $p = 0{,}012$). Evaluasi pada bulan-bulan bencana menunjukkan kedua model meremehkan curah hujan ekstrem, selisih terbesar pada Januari 2025 (aktual 483,9 mm vs prediksi 275,6 mm). Perlunya integrasi indikator iklim global (ENSO, IOD) sebagai variabel eksogen pada penelitian lanjutan.
Kata Kunci: curah hujan, deret waktu, Holt-Winters, Lampung Selatan, mitigasi bencana, SARIMA

ABSTRACT

South Lampung and its surrounding areas have repeatedly experienced hydrometeorological disasters triggered by extreme rainfall, particularly during 2025–2026. This study compares SARIMA and Holt-Winters for monthly rainfall forecasting with three contributions: (1) integration of NASA POWER satellite data and BMKG station observations into an 11.5-year time series (2015–2026); (2) model evaluation against actual disaster periods; and (3) analysis of classical model limitations in predicting extreme events. Monthly data ($\mathrm{n} = 138$*) were found stationary (ADF,* $\mathrm{p} = 0.0016$*) with strong seasonal patterns at lag 12. The best model, SARIMA*$(1,0,0)(1,0,2)_{12}$*, achieved RMSE=88.76 mm and MAPE=37.11%, though the difference against Holt-Winters (RMSE=88.82 mm, MAPE=38.43%) was only 0.07% and statistically non-significant (paired t-test,* $\mathrm{p} = 0.836$*). The Ljung-Box test revealed residual autocorrelation (lag 6,* $\mathrm{p} = 0.012$*). Evaluation on disaster months showed both models consistently under-predicted extreme rainfall, with the largest deviation in January 2025 (actual 483.9 mm vs predicted 275.6 mm). Integration of global climate indicators (ENSO, IOD) as exogenous variables is recommended for future work.*
Keywords: *disaster mitigation, Holt-Winters, rainfall, SARIMA, South Lampung, time series*

2020 *Mathematics Subject Classification*: 62M20 , 62M10 dan 62P12
Diterima: 15-07-2026, direvisi: 19-10-2026, dimuat: 20-10-2026

1. Pendahuluan

Kajian ini berfokus pada peramalan deret waktu curah hujan bulanan, dengan penekanan pada evaluasi dua metode statistik musiman serta keterbatasannya pada bulan bercurah hujan ekstrem. Dalam konteks kajian risiko bencana wilayah Lampung [1], urgensi penelitian terletak pada kebutuhan informasi curah hujan bulanan untuk mendukung penjadwalan kegiatan pertanian, pengelolaan air, dan kesiapsiagaan musiman di Lampung Selatan. Pada wilayah dengan variasi hujan yang tajam, perencanaan hanya berdasarkan rerata klimatologis berisiko mengabaikan penyimpangan antartahun. Oleh sebab itu, penting untuk mengetahui seberapa baik model statistik musiman yang sederhana dan dapat direproduksi memprediksi curah hujan, sekaligus mengidentifikasi batas penggunaannya ketika terjadi hujan ekstrem. Prediksi bulanan dalam penelitian ini tidak dimaksudkan sebagai peringatan dini banjir secara *real-time*.

Berbagai metode deret waktu telah diterapkan untuk prediksi curah hujan di Indonesia. Arkananta dkk. [2] membandingkan SARIMA dan Holt-Winters pada curah hujan bulanan Kota Semarang dan menemukan SARIMA menghasilkan galat prediksi lebih rendah. Siswadi dkk. [3] membandingkan ARIMA dan LSTM pada data harian di Stasiun Radin Inten II, Lampung, dan mendapati LSTM lebih unggul (MAPE 5,36%) dibandingkan ARIMA (MAPE 9,21%). Studi perbandingan SARIMA dan Holt-Winters pada debit sungai bulanan di Kuba Barat [4] menunjukkan bahwa performa kedua metode dipengaruhi panjang data latih dan horizon peramalan. Kajian iklim pesisir Semarang tahun 2026 juga melaporkan kesulitan kedua metode dalam memprediksi curah hujan yang berfluktuasi tajam [5], sedangkan studi di Kota Bharu, Malaysia, menemukan SARIMA lebih akurat daripada Holt-Winters dan regresi deret waktu [6]. Pendekatan lain seperti jaringan saraf tiruan [7] dan model ARIMA/regresi [8] telah diterapkan pada data meteorologis; kebutuhan data dan komputasinya bergantung pada rancangan serta kompleksitas model. Tabel 1 merangkum posisi penelitian ini terhadap studi-studi terdahulu.

Tabel 1. Ringkasan Penelitian Terdahulu dan Posisi Penelitian Ini

Peneliti (Tahun)	Metode	Lokasi/Dataset	Hasil	Gap / Keterbatasan
Arkananta dkk. [1] (2025)	SARIMA, Holt-Winters	Semarang, curah hujan bulanan 1991–2023	SARIMA lebih akurat berdasarkan NRMSE, MAE, dan MAPE	Tidak menguji integrasi NASA POWER–BMKG di Lampung Selatan
Siswadi dkk. [3] (2026)	ARIMA, LSTM	Radin Inten II, Lampung, harian 2022-2024	LSTM MAPE 5,36%; ARIMA MAPE 9,21%	Periode pendek; tanpa evaluasi kejadian bencana 2025-2026
Brito dkk. [4] (2021)	SARIMA, Holt-Winters	Kuba Barat, bulanan	Holt-Winters unggul pada data latih pendek; SARIMA lebih andal untuk horizon panjang	Data satu sumber; tidak ada evaluasi pada kejadian ekstrem
Xian dkk. [9] (2023)	SARIMA, HW, ETS	Insidensi penyakit bawaan makanan, Tiongkok	Holt-Winters terbaik (RMSE 2,96)	Domain kesehatan; tidak di domain curah hujan tropis
Penelitian ini (2026)	SARIMA, Holt-Winters	Lampung Selatan, NASA POWER + BMKG, 11,5 thn	SARIMA RMSE 88,76 mm, MAPE 37,11%	MAPE tinggi pada bulan ekstrem

				(dibahas di Bagian 3)

Kajian peramalan curah hujan di India menunjukkan potensi penggabungan SARIMA dan Holt-Winters [10], sementara studi di Nigeria menemukan bahwa model terbaik dapat berbeda menurut karakteristik deret hujan [11]. Penelitian kekeringan juga menekankan pentingnya pemilihan model sesuai konteks data [12]. Berdasarkan kajian tersebut, terdapat tiga kesenjangan penelitian: (1) studi yang spesifik membandingkan SARIMA dan Holt-Winters pada wilayah Lampung Selatan masih sangat terbatas; (2) hampir tidak ada studi yang secara eksplisit mengevaluasi performa model pada periode kejadian bencana hidrometeorologi aktual; dan (3) akses data historis panjang dari stasiun BMKG terbatas, sehingga integrasi dengan data satelit menjadi kebutuhan yang belum banyak dikaji validasinya. Penelitian ini menjawab ketiga kesenjangan tersebut dengan tiga kontribusi utama: (1) integrasi data NASA POWER dan BMKG menjadi deret waktu 11,5 tahun yang divalidasi secara statistik; (2) evaluasi model pada periode kejadian bencana aktual 2025–2026; dan (3) analisis diagnostik *residual* dan signifikansi statistik perbedaan performa model sebagai dasar rekomendasi pengembangan sistem peringatan dini.

Penelitian ini sengaja membatasi pembahasan pada dua model statistik klasik (SARIMA dan Holt-Winters) yang paling banyak digunakan sebagai *baseline forecasting* deret waktu musiman [13], [14], sehingga fokus penelitian terletak pada evaluasi mendalam performa model pada kejadian bencana aktual. Perbandingan dengan model lebih kompleks (SARIMAX, LSTM) diarahkan sebagai penelitian lanjutan.

Kontribusi khusus penelitian ini adalah evaluasi terkontrol terhadap dua *baseline* statistik pada deret bulanan hasil penggabungan sumber NASA POWER dan BMKG, dengan pemisahan data latih–uji kronologis dan pembahasan eksplisit kesalahan pada bulan bercurah hujan tinggi. Model terbaik ditentukan berdasarkan RMSE, MAE, dan MAPE pada data uji, bukan semata berdasarkan kesesuaian visual atau nilai AIC. Penggunaan dua sumber data tetap disertai evaluasi konsistensi dan keterbatasan representativitas.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Sumber dan Periode Data

Data curah hujan harian bersumber dari dua kanal resmi. Periode 1 Januari 2015–30 Juni 2024 diperoleh dari NASA POWER, berupa data presipitasi terkoreksi (PRECTOTCORR) hasil reanalisis satelit MERRA-2 pada koordinat -5,16° LS, 105,11° BT [15]. Periode 1 Juli 2024–29 Juni 2026 diperoleh dari Data Online BMKG, yaitu data observasi Stasiun Meteorologi Radin Inten II (ID WMO 96295) [16]. Kombinasi menghasilkan deret waktu harian 11,5 tahun (4.198 hari).

2.2. Validasi Kesesuaian Data NASA POWER dan BMKG

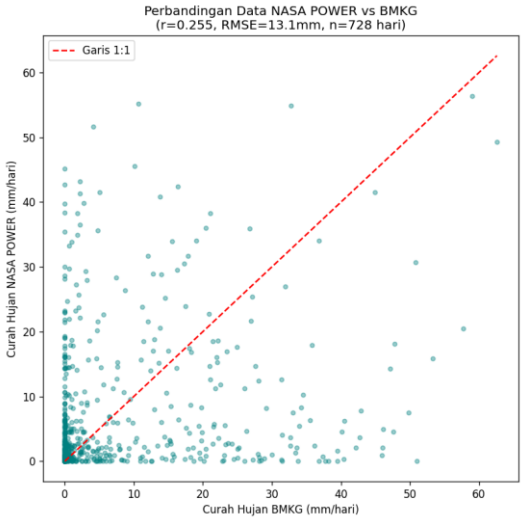
Validasi dilakukan pada periode tumpang tindih (Juli 2024–Juni 2026) dengan mengunduh data NASA POWER untuk periode yang sama. Tabel 2 merangkum hasil perbandingan statistik pada dua resolusi temporal.

Tabel 2. Validasi Kesesuaian NASA POWER vs BMKG pada Periode *Overlap* ($n = 728$ hari)

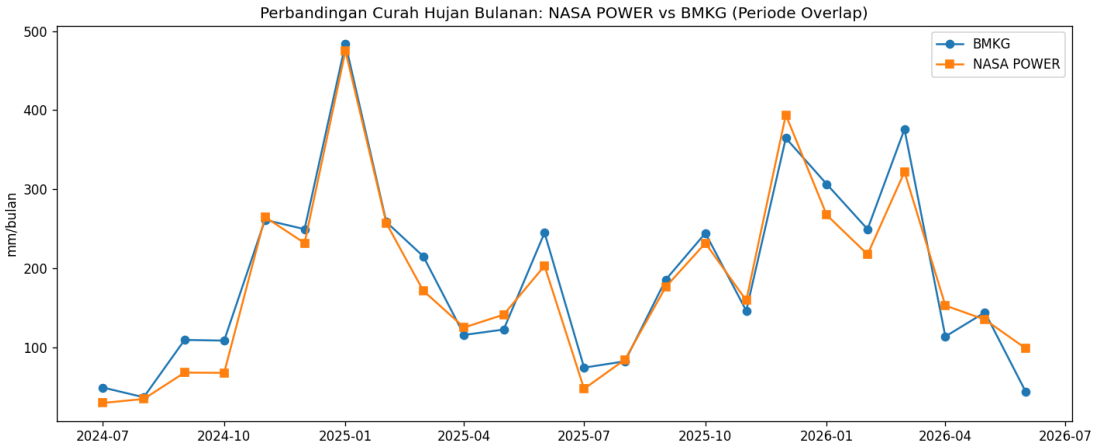
Resolusi	Pearson r	RMSE (mm)	MAE (mm)	Bias (mm)
Harian ($n = 728$)	0,255*	13,14	7,60	-0,31
Bulanan ($n = 24$)	0,970*	29,1	23,7	—

* signifikan pada $p < 0{,}001$

Korelasi harian NASA POWER dan BMKG relatif rendah ($r = 0{,}255$), sedangkan korelasi agregat bulanan tinggi ($r = 0{,}970$). Korelasi bulanan tersebut menunjukkan kemiripan pola variasi antarbulan, tetapi tidak dengan sendirinya membuktikan kesetaraan besaran hujan atau meniadakan bias akibat perbedaan karakteristik sumber. Penelitian validasi independen di Bandar Lampung juga melaporkan keterbatasan NASA POWER dalam merepresentasikan curah hujan ekstrem dibandingkan pengamatan BMKG [17]. Karena itu, penggabungan data diperlakukan sebagai pendekatan pragmatis yang memiliki ketidakpastian dan dibahas sebagai keterbatasan penelitian.



Gambar 1. Diagram Pencar Perbandingan Curah Hujan Harian NASA POWER vs BMKG ($n = 728$)



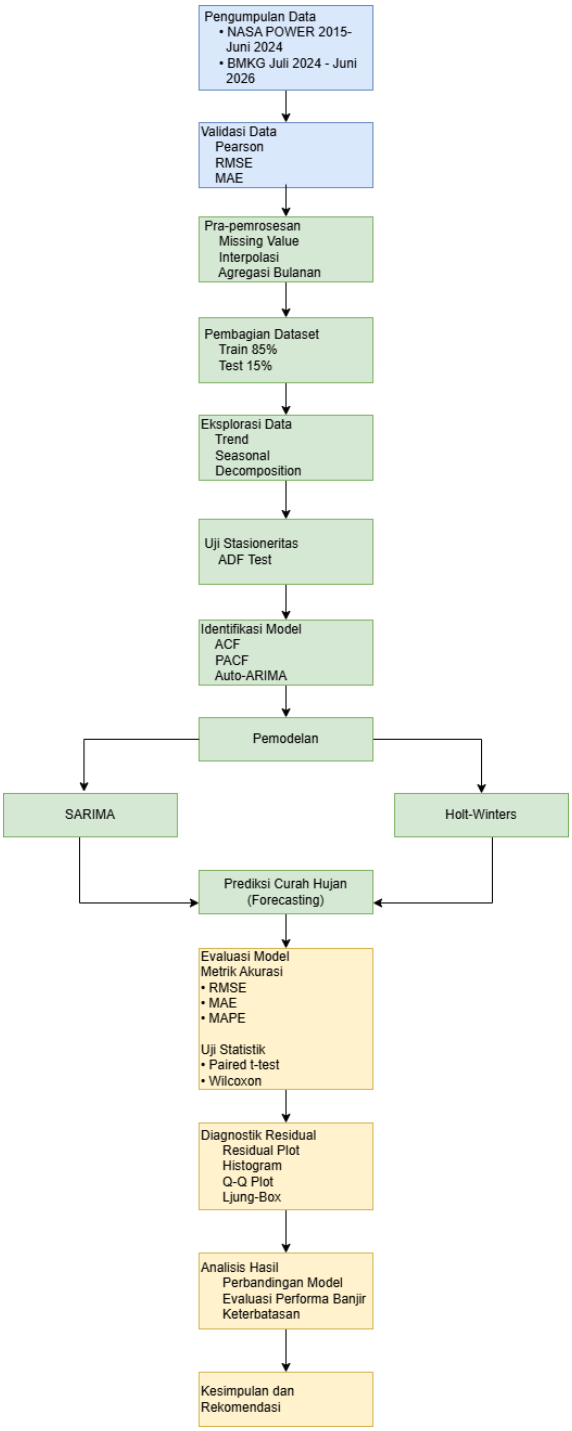
Gambar 2. Perbandingan Total Curah Hujan Bulanan NASA POWER vs BMKG pada Periode *Overlap*

2.3. Pra-pemrosesan Data

Data observasi BMKG mengandung kode 8888 (data tidak terukur) dan 9999 (tidak dilakukan pengukuran) pada 57 dari 730 hari (≈7,8%), ditangani dengan interpolasi linier. Data harian digabungkan kronologis dan diagregasi menjadi data bulanan (total mm/bulan), menghasilkan 138 titik data. Interpolasi linier berpotensi meredam variasi hujan dan mengubah akumulasi bulanan; dampaknya belum dievaluasi melalui analisis sensitivitas, sehingga hasil perlu ditafsirkan dengan kehati-hatian.

2.4. Eksplorasi Data dan Identifikasi Model

Eksplorasi dilakukan melalui dekomposisi musiman (model aditif, periode 12 bulan) dan uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF). Identifikasi orde model dilakukan melalui analisis ACF dan PACF, divalidasi dengan *stepwise* auto_arima berdasarkan AIC terendah (periode musiman $m = 12$).



Gambar 3. Diagram Alur Penelitian

2.5. Pemodelan

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dinyatakan dalam bentuk umum berikut:

$$\Phi_P(B^m)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^m)^D y_t = \Theta_Q(B^m)\theta_q(B)\varepsilon_t$$

Keterangan:
B adalah operator lag;
p, d, q masing-masing menyatakan orde autoregresif, pembedaan, dan *moving average* nonmusiman;
P, D, Q adalah orde musiman;
φ dan Φ adalah polinomial autoregresif;
θ dan Θ adalah polinomial *moving average*;
ε_t adalah galat acak;
dan m adalah periode musiman.

Pada data curah hujan bulanan, $m = 12$. Bentuk umum model mengacu pada Box dkk. [18] serta Hyndman dan Athanasopoulos [13].

Model Holt-Winters aditif menggunakan tiga komponen pemulusan, yaitu level, tren, dan musiman. Persamaan pemulusan level adalah:

$$l_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

Persamaan pemulusan tren adalah:

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$$

Persamaan pemulusan komponen musiman adalah:

$$s_t = \gamma(y_t - l_t) + (1-\gamma)s_{t-m}$$

Persamaan prediksi untuk h periode ke depan adalah:

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)}, k = \left\lfloor \frac{h-1}{m} \right\rfloor$$

Keterangan:
ℓ_t adalah level pada periode t;
b_t adalah tren;
s_t adalah komponen musiman;
y_t adalah curah hujan aktual;
α, β, dan γ adalah parameter pemulusan dengan rentang 0–1;
h adalah horizon prediksi;
serta $m = 12$ untuk data bulanan.

Indeks k memastikan komponen musiman berulang setiap 12 bulan. Rumus mengacu pada Hyndman dan Athanasopoulos [13]. Nilai parameter pemulusan hasil estimasi belum disajikan sehingga replikasi numerik Holt-Winters masih terbatas; pelaporan parameter tersebut diperlukan pada versi akhir penelitian.

Data dibagi: latih 85% (117 bulan, Jan 2015–Sep 2024) dan uji 15% (21 bulan, Okt 2024–Jun 2026), disengaja agar data uji mencakup periode bencana 2025–2026. Dua model dibangun:

(a) SARIMA: parameter $(p,d,q)(P,D,Q)_{12}$ ditentukan melalui *stepwise* auto_arima.
(b) Holt-Winters: dipilih sebagai pembanding karena memodelkan level, tren, dan musiman secara eksplisit [13]. Perbandingan pada data debit sungai [4], curah hujan India [10], dan iklim pesisir Semarang [5] menunjukkan bahwa performa SARIMA dan Holt-Winters bergantung pada karakteristik data serta horizon peramalan. Implementasi penelitian ini menggunakan komponen tren dan musiman aditif dengan periode 12.

2.6. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan pada 21 bulan data uji secara kronologis tanpa pengacakan. Sesuai implementasi Python, kedua model diestimasi menggunakan 117 bulan data latih (Januari 2015–September 2024), kemudian menghasilkan ramalan langsung 21 langkah ke depan (Oktober 2024–Juni 2026), masing-masing melalui predict(n_periods=21) untuk SARIMA dan forecast(21) untuk Holt-Winters. Tidak dilakukan pembaruan parameter atau penambahan observasi aktual selama periode pengujian. Dengan demikian, nilai evaluasi mencerminkan

kemampuan peramalan multi-langkah dari satu titik asal, bukan evaluasi *rolling one-step-ahead*.

Kinerja dievaluasi menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE. Interpretasi MAPE mengacu kriteria Lewis [19] (Tabel 3) yang digunakan sebagai acuan praktis — bukan batas absolut — mengingat klasifikasi ini dikembangkan dalam konteks peramalan bisnis umum. Untuk menguji signifikansi perbedaan model, dilakukan uji-t berpasangan terhadap nilai absolut *error* dan uji Wilcoxon *signed-rank* sebagai konfirmasi non-parametrik. Analisis *residual* dilakukan melalui QQ-plot, histogram, dan uji Ljung-Box [18].

Untuk n bulan pada periode pengujian, dengan y_i sebagai curah hujan aktual dan $\hat{y}_i$ sebagai nilai prediksi pada bulan ke-i, metrik evaluasi dirumuskan sebagai berikut:

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|$$

MAPE dihitung untuk observasi dengan nilai aktual tidak sama dengan nol ($y_i \neq 0$). Nilainya perlu ditafsirkan secara hati-hati ketika curah hujan aktual mendekati nol. Ketiga metrik dihitung pada periode uji yang sama untuk memastikan perbandingan kedua model konsisten.

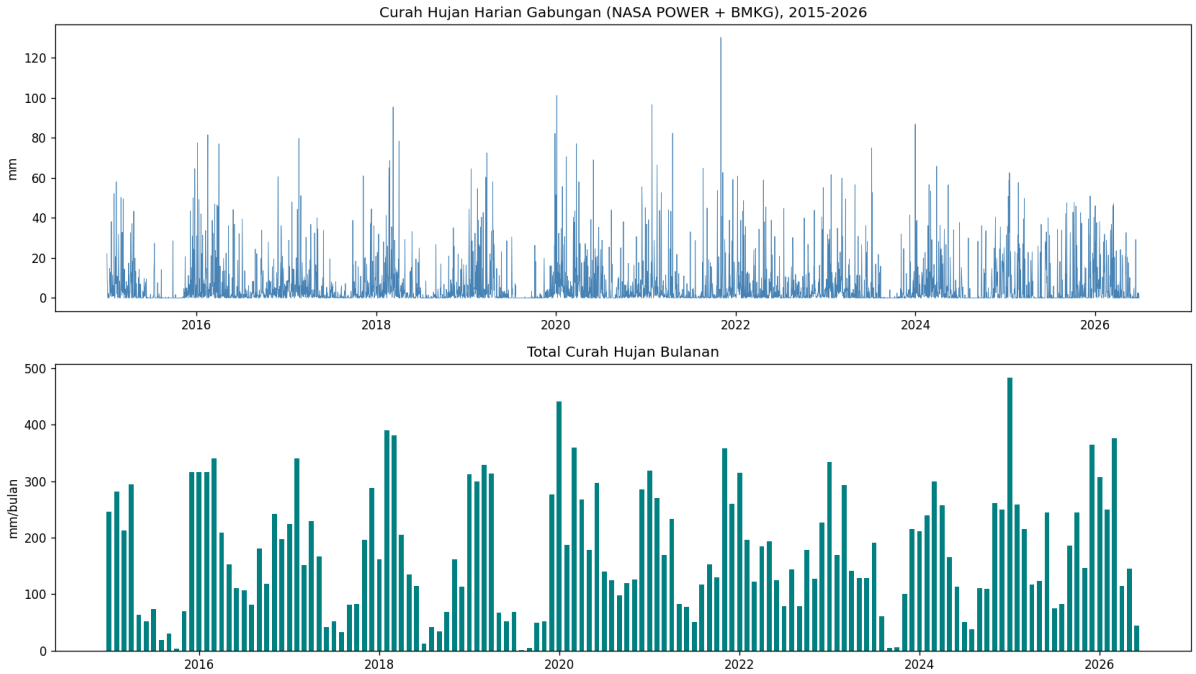
Tabel 3. Kriteria Interpretasi MAPE Menurut Lewis [19]

MAPE (%)	Kategori
< 10	Sangat baik
10–20	Baik
20–50	Layak
> 50	Buruk

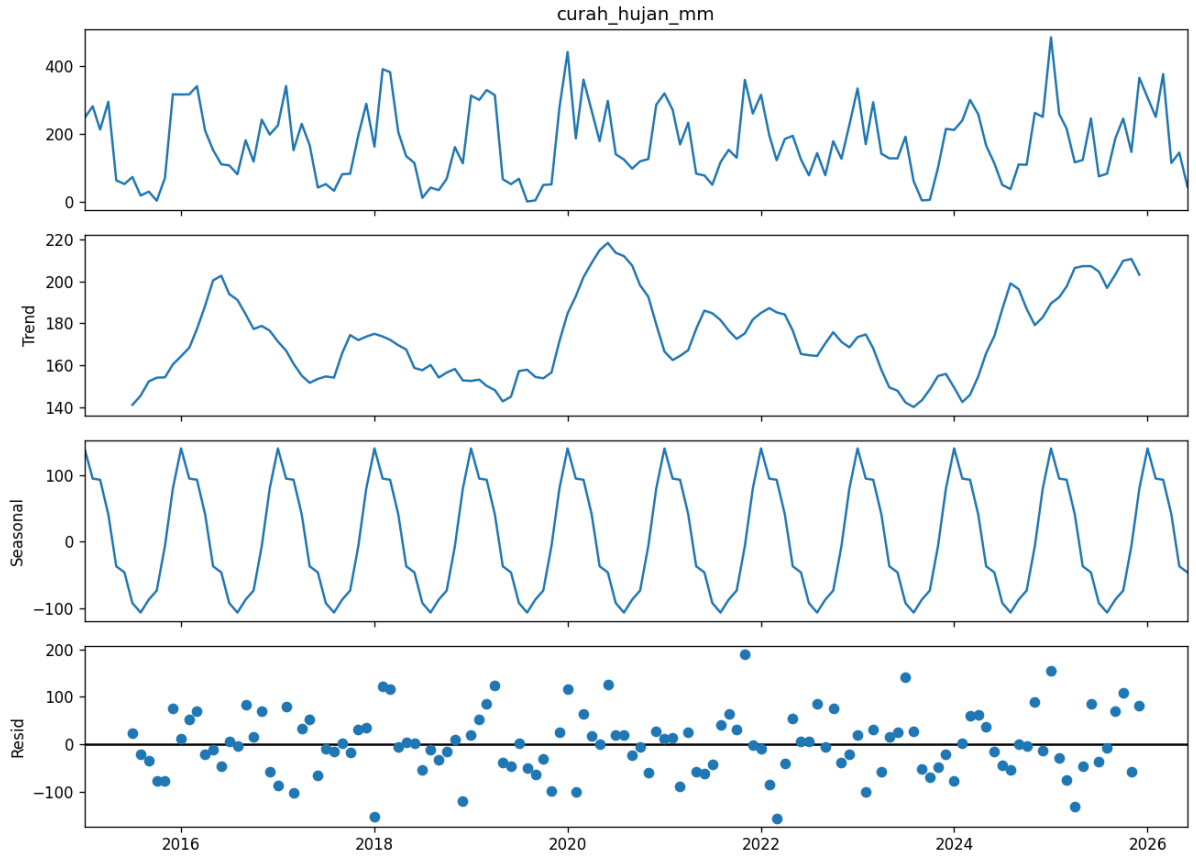
3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Karakteristik Data Curah Hujan

Data harian gabungan ($n = 4.198$) menunjukkan rata-rata 5,72 mm/hari (SD=11,42 mm), maksimum 130,27 mm/hari, dan median 0,97 mm/hari, dengan 75,5% hari mengalami hujan. Pola ini konsisten dengan karakteristik iklim tropis dengan musim kemarau dan hujan yang jelas.



Gambar 4. Curah Hujan Harian Gabungan (Atas) dan Total Bulanan (Bawah), 2015–2026

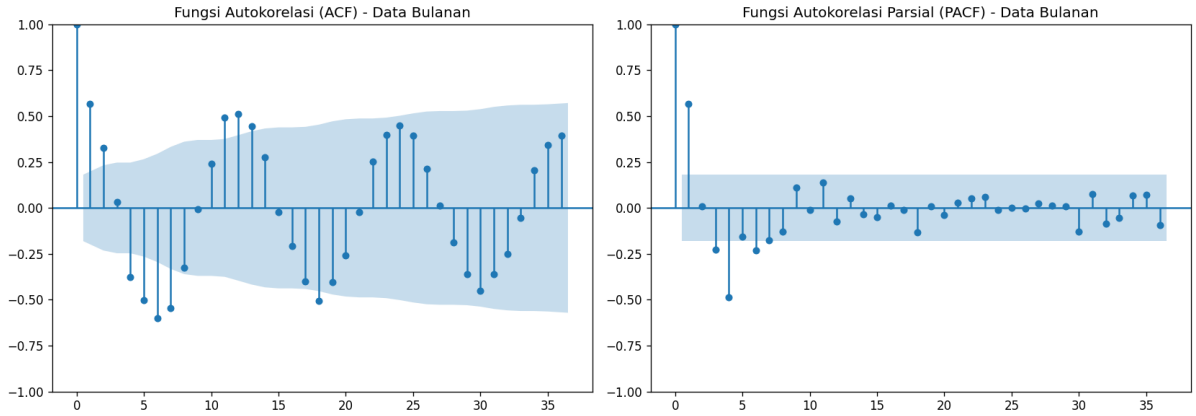


Gambar 5. Dekomposisi Data Curah Hujan Bulanan (Tren, Musiman, *Residual*)

Dekomposisi (Gambar 5) menunjukkan pola musiman konsisten dengan puncak pada November–Januari dan titik terendah pada Juni–Agustus, sejalan dengan pola monsun Asia-Australia yang memengaruhi iklim Sumatera selatan. Uji ADF menghasilkan statistik -3,9621 dengan $p = 0{,}0016$ (<0,05), menunjukkan data stasioner.

3.2. Identifikasi Model melalui ACF dan PACF

Plot ACF dan PACF (Gambar 6) menunjukkan korelasi signifikan pada *lag* 12 dan kelipatannya, mengonfirmasi komponen musiman tahunan yang kuat dan mendukung pemilihan komponen $(P, D, Q)_{12}$ pada model SARIMA [18].



Gambar 6. Plot ACF (Kiri) dan PACF (Kanan) Data Curah Hujan Bulanan

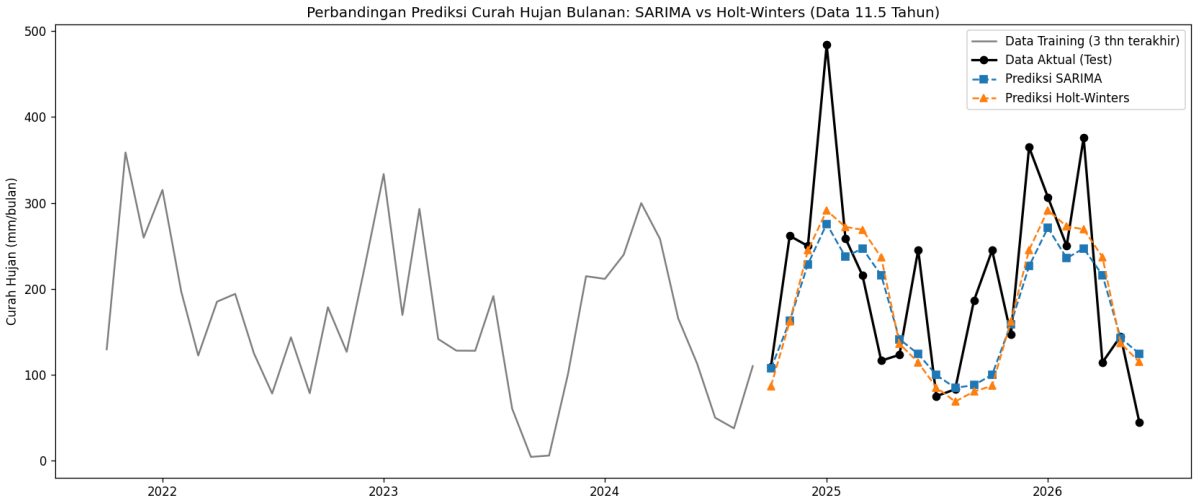
3.3. Hasil Pemodelan dan Evaluasi Statistik

Stepwise auto_arima menghasilkan SARIMA$(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ (AIC=1358,21). Tabel 4 menyajikan hasil evaluasi.

Tabel 4. Evaluasi Kinerja Model pada Data Uji (21 Bulan, Okt 2024–Jun 2026)

Model	RMSE (mm)	MAE (mm)	MAPE (%)	Kategori [19]
SARIMA$(1,0,0)(1,0,2)_{12}$	88,76	66,93	37,11	Layak
Holt-Winters (aditif)	88,82	67,62	38,43	Layak

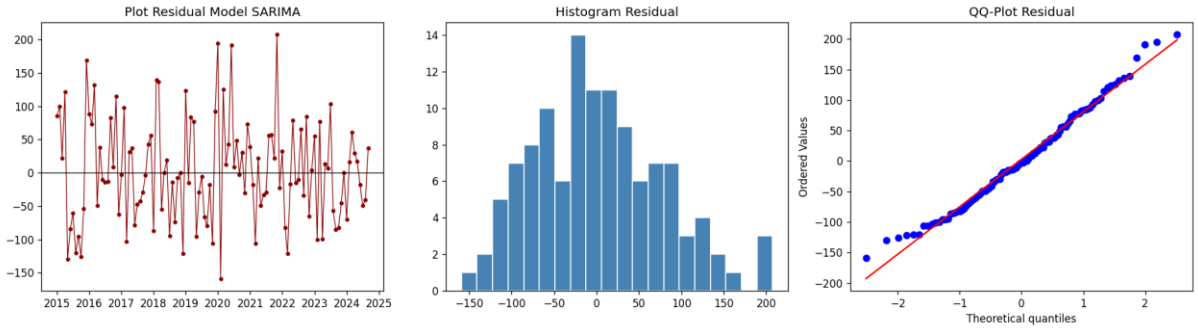
SARIMA unggul tipis dengan selisih RMSE hanya 0,07%. Uji-t berpasangan terhadap nilai absolut *error* menghasilkan $t = -0{,}209$ dan $p = 0{,}836$, dikonfirmasi uji Wilcoxon *signed-rank* ($p = 0{,}838$). Kedua uji menunjukkan perbedaan tidak signifikan secara statistik — belum terdapat bukti statistik yang cukup untuk menyatakan adanya perbedaan kinerja kedua model. Keunggulan numerik tipis SARIMA secara teoritis berasal dari kemampuannya mengakomodasi struktur autoregresif musiman secara eksplisit [18], [13], sementara Holt-Winters mengasumsikan komponen musiman yang lebih kaku.



Gambar 7. Perbandingan Prediksi SARIMA dan Holt-Winters terhadap Data Aktual (Okt 2024–Jun 2026)

3.4. Analisis Residual Model SARIMA

Gambar 8 menyajikan diagnostik *residual*. *Residual* berfluktuasi di sekitar nol tanpa tren jelas, distribusi mendekati normal pada histogram, namun QQ-plot menunjukkan penyimpangan pada ekor distribusi (*heavy tail*) yang mengindikasikan keberadaan *residual* ekstrem.



Gambar 8. Diagnostik *Residual*: Plot *Residual* (Kiri), Histogram (Tengah), QQ-Plot (Kanan)

Tabel 5. Hasil Uji Ljung-Box pada *Residual* Model SARIMA

Lag	**Statistik Q**	***p-value***	**Interpretasi**
6	16,42	0,012	Signifikan — autokorelasi masih ada
12	24,77	0,007	Signifikan — autokorelasi masih ada
24	35,68	0,070	Tidak signifikan

Uji Ljung-Box (Tabel 5) menunjukkan *residual* masih mengandung autokorelasi signifikan pada *lag* pendek (*lag* 6, $p = 0{,}012$; *lag* 12, $p = 0{,}007$), mengindikasikan model belum sepenuhnya menangkap seluruh struktur data. Hal ini konsisten dengan temuan Bagian 3.5 mengenai kegagalan model pada periode ekstrem [18].

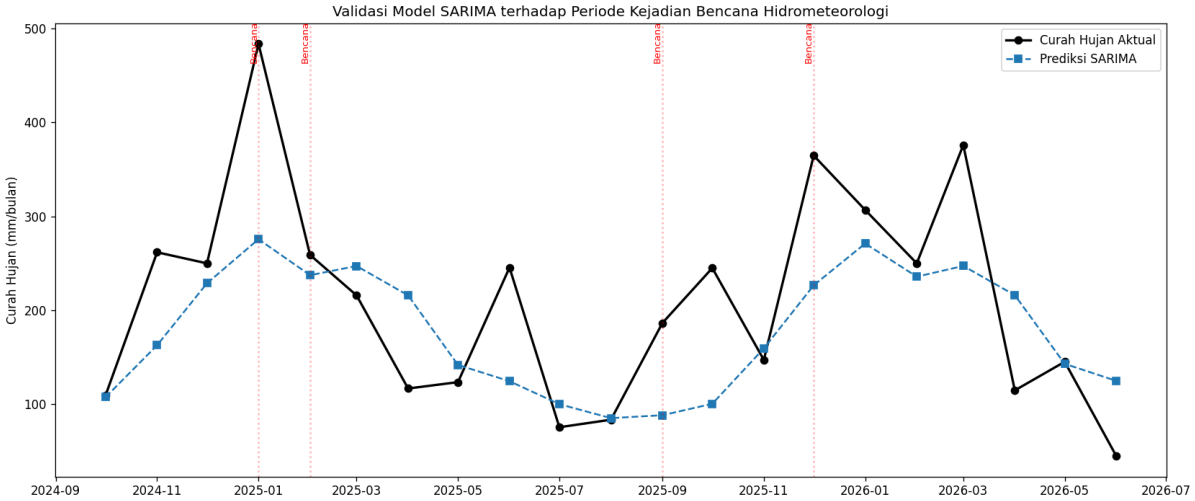
3.5. Evaluasi terhadap Periode Kejadian Bencana

Evaluasi pada bagian ini bersifat analisis kasus terhadap bulan-bulan terpilih yang berasosiasi dengan laporan kejadian bencana, bukan validasi sistem peringatan dini operasional. Kejadian bencana dipengaruhi pula oleh intensitas hujan pada skala harian/jam,

kondisi drainase, topografi, dan kerentanan wilayah; oleh sebab itu total hujan bulanan tidak dapat diperlakukan sebagai penentu tunggal kejadian bencana.

Tabel 6. Hasil Uji Ljung-Box pada *Residual* Model SARIMA

Bulan	Aktual (mm)	Prediksi (mm)	Selisih (mm)	Kejadian
Jan 2025	483,9	275,6	208,3	Banjir 19 titik Bandar Lampung [20]
Feb 2025	258,8	237,2	21,6	Banjir ekstrem, 3 korban jiwa [20]
Sep 2025	186,2	87,8	98,4	Banjir, longsor, puting beliung
Des 2025	364,8	226,4	138,4	Awal musim hujan ekstrem [20]



Gambar 9. Validasi Prediksi SARIMA terhadap Periode Kejadian Bencana (Garis Vertikal Merah)

Pada empat bulan kejadian yang dipilih dalam Tabel 6, hasil prediksi SARIMA berada di bawah curah hujan aktual (Tabel 6). Selisih terbesar terjadi pada Januari 2025 (208,3 mm), bertepatan dengan curah hujan 483,9 mm yang jauh di atas rata-rata historis bulan tersebut. Sebaliknya, Februari 2025 mendekati nilai aktual (selisih 21,6 mm) karena angkanya lebih dekat dengan rata-rata historis.

Gambar 9 memperlihatkan kesenjangan terbesar pada Januari 2025, ketika nilai aktual 483,9 mm dan prediksi SARIMA 275,6 mm (selisih 208,3 mm). Hal ini mengindikasikan bahwa struktur autoregresif dan musiman dari data latih tidak cukup menangkap lonjakan ekstrem yang tidak berulang secara teratur. Hasil Ljung-Box yang signifikan pada *lag* 6 dan 12 juga menunjukkan struktur *residual* yang belum sepenuhnya terjelaskan. Oleh karena itu, performa pada bulan ekstrem harus dilaporkan sebagai keterbatasan model, bukan dianggap sebagai validasi yang berhasil. Penjelasan mekanisme meteorologis spesifik memerlukan dukungan data iklim tambahan dan tidak dapat dipastikan hanya dari hasil peramalan univariat.

Dengan rancangan prediksi sekali jalan selama 21 bulan, ketidakmampuan mengikuti lonjakan hujan aktual pada Gambar 9 merupakan temuan yang relevan terhadap kemampuan prediksi multi-langkah, bukan bukti bahwa proses validasi telah berhasil. Penjelasan yang lebih kuat memerlukan pembandingan tambahan dengan skema *rolling-origin* yang belum menjadi bagian hasil utama naskah ini.

Keterbatasan tersebut berkaitan dengan sifat peramalan multi-langkah berbasis pola historis, yang cenderung menghasilkan nilai mendekati struktur musiman rata-rata dan tidak memperoleh informasi cuaca baru sepanjang 21 bulan pengujian. Tabel 6 hanya menampilkan empat bulan terpilih untuk SARIMA; karenanya, pola prediksi lebih rendah pada bulan-bulan

tersebut tidak boleh digeneralisasikan sebagai kecenderungan sistematis kedua model pada seluruh periode uji. Atribusi lonjakan kepada mekanisme atmosfer tertentu memerlukan data meteorologis tambahan.

4. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki empat keterbatasan utama: (1) data observasi hanya dari satu stasiun BMKG sehingga tidak dapat mewakili variasi spasial wilayah Lampung Selatan; (2) pemodelan pada resolusi bulanan kehilangan informasi intraharian yang relevan untuk sistem peringatan dini *real-time*; (3) model bersifat univariat tanpa mengintegrasikan indikator klimatologi eksternal seperti ENSO, *Indian Ocean Dipole*, dan gelombang atmosfer ekuatorial yang diketahui berpengaruh pada anomali curah hujan ekstrem di Sumatera [21], [22]; dan (4) akses data BMKG *online* dibatasi dua tahun terakhir sehingga data satelit NASA POWER digunakan sebagai pengganti histori panjang, dengan deviasi harian yang telah divalidasi dan dibahas pada Bagian 2.2.

5. Kesimpulan

Penelitian ini mengevaluasi kemampuan SARIMA dan Holt-Winters dalam memprediksi curah hujan bulanan berdasarkan deret gabungan NASA POWER dan BMKG. $\text{SARIMA}(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ merupakan model terbaik secara numerik pada periode uji Oktober 2024–Juni 2026, dengan RMSE 88,76 mm, MAE 66,93 mm, dan MAPE 37,11%; Holt-Winters menghasilkan RMSE 88,82 mm, MAE 67,62 mm, dan MAPE 38,43%. Selisih RMSE sekitar 0,06 mm (sekitar 0,059%) sangat kecil, sementara uji berpasangan ($p = 0{,}836$) tidak memberikan bukti perbedaan kinerja yang signifikan; karena itu, hasil ini tidak membuktikan keunggulan statistik atau kesetaraan kedua model. Gambar 9 memperlihatkan keterbatasan peramalan multi-langkah dalam menangkap lonjakan hujan ekstrem, terutama Januari 2025 (aktual 483,9 mm; prediksi SARIMA 275,6 mm). Temuan tersebut menjawab tujuan perbandingan model sekaligus menegaskan bahwa prediksi bulanan perlu dipakai sebagai informasi perencanaan, bukan peringatan dini kejadian hujan ekstrem jangka pendek.

Penelitian lanjutan dapat menguji *rolling-origin forecast*, memisahkan dampak horizon ramalan, memeriksa sensitivitas hasil terhadap interpolasi data hilang, serta mengintegrasikan variabel iklim eksogen. Karena data Juni 2026 berakhir pada tanggal 29, hasil untuk bulan terakhir perlu dipahami sebagai agregat berdasarkan data yang tersedia, bukan otomatis sebagai total kalender lengkap. Validasi operasional tetap memerlukan pengukuran meteorologis dengan resolusi waktu lebih tinggi.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada BMKG melalui layanan Data Online (dataonline.bmkg.go.id) dan NASA Langley Research Center melalui NASA POWER Data Access Viewer atas ketersediaan data yang digunakan dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

[1] Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), *Dokumen Kajian Risiko Bencana Lampung 2024–2029*. Jakarta, Indonesia: BNPB, 2024.

[2] M. Z. Arkananta, Y. Darmawan, M. E. Trianasari, W. Widodo, and A. Widodo, "Perbandingan Model Prediksi Curah Hujan Kota Semarang Metode SARIMA dan Holt-Winter," *Jurnal Riset Statistika*, vol. 5, no. 1, 2025, doi: 10.29313/jrs.v5i1.6149.

[3] Siswadi et al., "Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Model ARIMA dan LSTM (Studi Kasus: Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung)," *Jurnal Teknika*,

vol. 20, no. 1, pp. 35–44, 2026.

[4] G. R. Alonso Brito, A. Rivero Villaverde, A. Lau Quan, and M. E. Ruíz Pérez, "Comparison between SARIMA and Holt–Winters models for forecasting monthly streamflow in the western region of Cuba," *SN Appl. Sci.*, vol. 3, Art. no. 671, 2021, doi: 10.1007/s42452-021-04667-5.

[5] D. N. Fadhilahrizka, K. D. Tania, and R. D. Kurnia, "Analisis performa Holt-Winters dan SARIMA dalam peramalan multivariabel iklim bulanan di wilayah pesisir Kota Semarang," *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 11, no. 1, 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.7487.

[6] N. A. N. Rahim and M. E. Nor, "Forecasting of Rainfall in Kota Bharu Station Using Holt-Winters, SARIMA and Time Series Regression Model," *Enhanced Knowledge in Sciences and Technology*, 2026. [Online]. Available: https://periodical.uthm.edu.my/index.php/ekst/article/view/22137

[7] Mislan, Haviluddin, S. Hardwinarto, Sumaryono, and M. Aipassa, "Rainfall monthly prediction based on artificial neural network: a case study in Tenggarong Station, East Kalimantan Indonesia," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 59, pp. 142–151, 2015.

[8] M. Murat, I. Malinowska, M. Gos, and J. Kuśnier, "Forecasting daily meteorological time series using ARIMA and regression models," *Int. Agrophys.*, vol. 32, no. 2, pp. 253–264, 2018.

[9] X. Xian et al., "Comparison of SARIMA model, Holt-Winters model and ETS model in predicting the incidence of foodborne disease," *BMC Infect. Dis.*, vol. 23, Art. no. 803, 2023, doi: 10.1186/s12879-023-08799-4.

[10] D. Karthika and K. Karthikeyan, "Performance of combined forecasting model for monthly rainfall precipitation," *Adv. Appl. Stat.*, vol. 90, no. 1, pp. 111–130, 2023, doi: 10.17654/0972361723066.

[11] K. U. Nnaekwe, E. U. Ani, V. C. Obieke, C. P. Okechukwu, A. G. Usman, and M. Othman, "Forecasting seasonal rainfall with time series, machine learning and deep learning," *Innovation in Computer and Data Sciences*, vol. 1, no. 1, pp. 51–65, 2025, doi: 10.64389/icds.2025.01127.

[12] J. Tihi and G. Popov, "Selecting the best time series models for urban drought prediction," *Climate*, vol. 11, no. 6, p. 128, 2023.

[13] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2021. [Online]. Available: https://otexts.com/fpp3/

[14] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*, 3rd ed. New York, NY, USA: Wiley, 1998.

[15] NASA Langley Research Center. "NASA Prediction of Worldwide Energy Resources (POWER) Project, Daily Point Data." Accessed: Nov. 14, 2026. [Online]. Available: https://power.larc.nasa.gov/

[16] Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). "Data Iklim Harian Stasiun

Meteorologi Radin Inten II (ID WMO 96295).” BMKG Data Online. Accessed: Nov. 14, 2026. [Online]. Available: https://dataonline.bmkg.go.id/

[17] A. Aprilia, A. B. Wahidin, A. F. Abdurrahman, S. Prihanto, and Y. Al-Fath, “Comparative Validation of NASA POWER and ERA5 Satellite-Based Meteorological Data Using BMKG Observations in Bandar Lampung, Indonesia,” *Jurnal Info Sains: Informatika dan Sains*, vol. 15, no. 2, pp. 360–369, 2025. [Online]. Available: https://ejournal.seaninstitute.or.id/index.php/InfoSains/article/view/7507

[18] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2015.

[19] C. D. Lewis, *Industrial and Business Forecasting Methods*. London, U.K.: Butterworth Scientific, 1982.

[20] Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG), *Buletin Klimatologi Provinsi Lampung*, vol. 28, no. 08. Bandar Lampung, Indonesia: Stasiun Klimatologi Lampung, 2025.

[21] K. C. Gouda, N. Nahakumar, and M. Benke, “Assessment of rainfall variability over Karnataka state in India,” *Natural Hazards Research*, vol. 4, no. 2, pp. 246–254, 2024.

[22] K. E. Trenberth, “Changes in precipitation with climate change,” *Climate Res.*, vol. 47, no. 1–2, pp. 123–138, 2011.