



Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Model ARIMA dan LSTM di Stasiun Meteorologi Radin Inten II Lampung

Siswadi¹, Hendri Purnomo^{*2}

^{1,*2}Sistem Informasi, Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya, Bandar Lampung, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: hendrialie@darmajaya.ac.id

Abstrak

Penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi perbandingan kinerja antara model deret waktu konvensional Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan model berbasis deep learning Long Short-Term Memory (LSTM) dalam melakukan prediksi curah hujan bulanan di Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung. Data yang digunakan berasal dari periode 2022–2024 dan mencakup beberapa parameter klimatologi, yaitu curah hujan, suhu udara, tekanan atmosfer, serta kelembapan relatif. Prosedur penelitian mencakup tahapan pengumpulan data, prapemrosesan melalui normalisasi Min–Max, pembagian dataset menjadi data latih dan uji, pembangunan model menggunakan bahasa pemrograman Python, serta pengujian kinerja dengan metrik Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2). Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan ARIMA, dengan nilai RMSE sebesar 19,57; MAE 12,84; MAPE 5,36%; dan R^2 0,94. Adapun model ARIMA memperoleh nilai RMSE 27,45; MAE 18,73; MAPE 9,21%; dan R^2 0,87. Hasil tersebut menunjukkan bahwa LSTM lebih mampu merepresentasikan hubungan nonlinier serta pola musiman pada data klimatologi wilayah tropis. Oleh karena itu, LSTM direkomendasikan sebagai pendekatan utama untuk prediksi curah hujan jangka pendek di Provinsi Lampung.

Kata Kunci—ARIMA, climatological data, Lampung, LSTM, prediction, rainfall, Radin Inten II Meteorological Station

Abstract

This study aims to compare the performance of the conventional time series model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) with the deep learning model Long Short-Term Memory (LSTM) in predicting monthly rainfall at the Radin Inten II Meteorological Station, Bandar Lampung. The data used include climatological parameters for the 2022–2024 period, such as rainfall, air temperature, atmospheric pressure, and relative humidity. The research stages consist of data collection, preprocessing using Min–Max normalization, splitting the dataset into training and testing data, model development using the Python programming language, and performance evaluation with RMSE, MAE, MAPE, and R^2 metrics. The analysis results show that the LSTM model produces more accurate predictions than the ARIMA model, with RMSE of 19.57, MAE of 12.84, MAPE of 5.36%, and R^2 of 0.94. Meanwhile, the ARIMA

model achieved RMSE of 27.45, MAE of 18.73, MAPE of 9.21%, and R^2 of 0.87. These findings indicate that LSTM is more effective in capturing nonlinear patterns and seasonal fluctuations in tropical climatological data, making it the recommended approach for short-term rainfall prediction in Lampung Province.

Keywords—ARIMA, climatological data, Lampung, LSTM, prediction, rainfall, Radin Inten II Meteorological Station

1. PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan komponen utama dalam studi klimatologi yang berperan penting bagi berbagai sektor kehidupan, khususnya pertanian, pengelolaan sumber daya air, pembangunan infrastruktur, serta upaya mitigasi terhadap bencana hidrometeorologi. Ketidakstabilan atau perubahan pola hujan dapat menyebabkan penurunan produktivitas pertanian, meningkatnya potensi banjir, serta terganggunya ketersediaan air bersih bagi masyarakat. Dengan demikian, diperlukan suatu model prediksi curah hujan yang mampu menghasilkan estimasi yang akurat dan andal sebagai dasar dalam proses pengambilan keputusan serta penyusunan kebijakan mitigasi di tingkat daerah [1][2].

Provinsi Lampung, terutama Kota Bandar Lampung, memiliki karakteristik iklim tropis lembap dengan variasi curah hujan yang cukup signifikan antar musim. Berdasarkan data klimatologi Stasiun Meteorologi Radin Inten II Bandar Lampung periode 2022–2024, rata-rata curah hujan bulanan berada pada kisaran 2,0 mm hingga 382,1 mm. Puncak curah hujan tercatat pada Maret 2024 sebesar 382,1 mm, sedangkan musim kering terjadi pada Agustus hingga Oktober 2023 dengan intensitas hujan kurang dari 10 mm. Pola fluktuasi ini menunjukkan adanya pergeseran musim yang semakin sulit diprediksi, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh dinamika perubahan iklim global serta faktor-faktor lokal seperti suhu udara, tekanan atmosfer, dan kelembapan relatif.

Provinsi Lampung, terutama Kota Bandar Lampung, memiliki iklim tropis lembap dengan variasi curah hujan yang cukup mencolok antar musim. Berdasarkan data klimatologi dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II Bandar Lampung periode 2022–2024, rata-rata curah hujan bulanan berkisar antara 2,0 mm hingga 382,1 mm. Puncak curah hujan terjadi pada Maret 2024 dengan intensitas mencapai 382,1 mm, sedangkan periode kering berlangsung pada Agustus hingga Oktober 2023 ketika curah hujan tercatat di bawah 10 mm. Fluktuasi tersebut menunjukkan adanya perubahan pola musim yang semakin tidak menentu, yang kemungkinan dipengaruhi oleh faktor global seperti perubahan iklim serta kondisi lokal meliputi suhu udara, tekanan atmosfer, dan kelembapan relative [3][4].

Provinsi Lampung, khususnya Kota Bandar Lampung, memiliki karakteristik iklim tropis lembap dengan perbedaan curah hujan yang cukup signifikan antar musim. Berdasarkan data klimatologi dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II Bandar Lampung periode 2022–2024, rata-rata curah hujan bulanan berkisar antara 2,0 mm hingga 382,1 mm. Intensitas tertinggi tercatat pada Maret 2024 sebesar 382,1 mm, sedangkan periode kering berlangsung pada Agustus hingga Oktober 2023 dengan curah hujan di bawah 10 mm. Pola fluktuasi tersebut menunjukkan adanya pergeseran musim yang semakin sulit diprediksi, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh perubahan iklim global serta faktor-faktor lokal seperti suhu udara, tekanan atmosfer, dan kelembapan relatif [5].

Di sisi lain, kemajuan metode *machine learning*, khususnya *Long Short-Term Memory (LSTM)*, membuka peluang baru dalam pemodelan deret waktu yang bersifat nonlinier. *LSTM*, sebagai pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)*, memiliki kemampuan dalam menangkap dependensi jangka panjang antar data serta mempertahankan informasi historis yang relevan selama proses pelatihan. Berbagai penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa *LSTM* mampu menghasilkan prediksi parameter klimatologi dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model konvensional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* [6].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan penurunan *error* hingga 15% dibandingkan ARIMA dalam prediksi curah hujan harian di Jawa [7], temuan serupa mengindikasikan bahwa LSTM mampu menangkap fluktuasi kelembapan dan suhu udara dengan tingkat kesalahan prediksi lebih rendah pada data klimatologi berfrekuensi tinggi [8], penelitian lain juga menunjukkan bahwa penerapan LSTM pada data curah hujan Kota Bogor berhasil mencapai nilai MAPE sebesar 1,64% [9].

Meskipun sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan keunggulan model berbasis *deep learning*, sejauh ini masih terbatas studi yang secara spesifik membandingkan kinerja *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)* dengan menggunakan data curah hujan aktual periode 2022–2024 dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa kedua model tersebut dalam memprediksi curah hujan bulanan di wilayah Provinsi Lampung berdasarkan data observasi terkini. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris bagi pengembangan sistem prediksi curah hujan yang lebih akurat, sehingga dapat mendukung pengelolaan sumber daya air, mitigasi bencana hidrometeorologi, serta perencanaan adaptasi terhadap perubahan iklim di daerah tersebut.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Penelitian ini memanfaatkan data klimatologi bulanan periode 2022–2024 yang diperoleh dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung (*BMKG*) seperti pada Tabel 1. Parameter utama yang digunakan meliputi total curah hujan bulanan (mm) dan jumlah hari hujan per bulan. Selain itu, data pendukung berupa suhu udara rata-rata, tekanan atmosfer, dan kelembapan relatif (*Relative Humidity – RH*) turut digunakan untuk analisis deskriptif serta verifikasi terhadap pola musiman yang teridentifikasi selama periode pengamatan 10][11].

Tabel 1 Cuplikan Data Curah Hujan Bulanan Tahun 2022–2024

Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)	Hari Hujan
2022	Januari	320.3	23
2023	Maret	320.1	21
2024	Maret	382.1	25
2024	Agustus	37.6	5
2024	Oktober	61.4	9

Data menunjukkan fluktuasi signifikan antar tahun dengan pola hujan tinggi di awal dan akhir tahun, serta penurunan tajam pada musim kemarau. Pola tersebut menggambarkan adanya variasi musiman yang kuat sekaligus potensi anomali iklim lokal yang relevan untuk pemodelan deret waktu.

2.2 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah penelitian dilakukan melalui beberapa tahap utama seperti tersaji pada Gambar 1, dengan beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

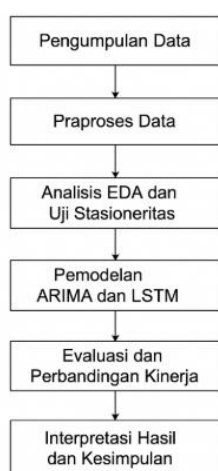
Penelitian ini menggunakan data klimatologi bulanan periode 2022–2024 yang diperoleh dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung (*BMKG*). Dataset terdiri atas 36 entri yang merepresentasikan kondisi klimatologi setiap bulan selama tiga tahun pengamatan. Setiap entri mencakup empat variabel utama, yaitu total curah hujan bulanan (mm), jumlah hari hujan per bulan, suhu udara rata-rata (°C), dan kelembapan relatif (%).

Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- 1) Curah hujan total bulanan (mm)
- 2) Suhu udara rata-rata (°C)
- 3) Tekanan udara (hPa)
- 4) Kelembapan relatif (%)

Formulasi variabel ini digunakan sebagai dasar dalam pemodelan prediksi curah hujan menggunakan pendekatan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

Selain itu, jumlah hari hujan per bulan digunakan sebagai variabel pendukung untuk analisis pola musiman. Seluruh data disusun dalam format time series berdasarkan urutan waktu dari Januari 2022 hingga Desember 2024. Data tersebut selanjutnya diproses pada tahap praproses untuk memastikan kelengkapan, konsistensi, dan kesiapan input ke dalam model ARIMA maupun LSTM [12][13].



Gambar 1 Tahapan Penelitian

2. Praproses Data

Tahap prapemrosesan data meliputi:

- 1) Pemeriksaan nilai kosong (*missing values*) dan penghapusan *outlier*.
- 2) Normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* ke dalam rentang [0,1].
- 3) Pembagian dataset menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) untuk keperluan validasi model.

3. Analisis Eksploratif (EDA)

Analisis awal dilakukan untuk mengidentifikasi pola musiman dan tren melalui visualisasi deret waktu (*time series plot*) serta analisis *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Selanjutnya, stasioneritas data diuji menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller (ADF Test)*. [14][15].

4. Pemodelan ARIMA

Model *ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)* digunakan untuk memprediksi data deret waktu yang bersifat linear. Model ini memiliki tiga parameter utama, yaitu (p , d , q), di mana p menunjukkan orde *autoregressive*, d merepresentasikan tingkat diferensiasi, dan q menggambarkan orde *moving average*. Secara umum, bentuk matematis model ARIMA disajikan pada Formula (1).

$$Y_t - C + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Nilai parameter (p, d, q) ditetapkan berdasarkan hasil analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Pemilihan model terbaik dilakukan dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil. Proses pemodelan dan validasi dilaksanakan menggunakan Python dengan pustaka *Statsmodels*, sedangkan evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan Koefisien Determinasi (R^2) [5].

5. Pemodelan LSTM

Data yang telah melalui tahap praproses kemudian dikonversi ke dalam format *supervised learning* menggunakan *window size* sesuai lag waktu optimal. Arsitektur model LSTM terdiri atas *input layer*, *hidden layer* dengan 64 neuron, *dropout layer* untuk mencegah *overfitting*, serta *output layer* sebagai hasil prediksi. Proses pelatihan model menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi kehilangan *mean squared error* (MSE), dijalankan selama 100 *epoch* dengan *batch size* sebesar 32.

6. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk menilai sejauh mana hasil prediksi mendekati data aktual. Empat metrik utama yang digunakan dalam proses ini meliputi *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan Koefisien Determinasi (R^2). Rumus perhitungan untuk masing-masing metrik disajikan pada Formula (2), Formula (3), Formula (4), dan Formula (5)

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

Keterangan simbol:

- n = jumlah data (total observasi)
- y_i = nilai aktual (data sebenarnya)
- $\hat{y}_i$ = nilai prediksi dari model

RMSE mengukur seberapa jauh hasil prediksi model berbeda dari nilai sebenarnya.

$$MAE : \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

Keterangan simbol:

- n = jumlah data
- y_i = nilai aktual
- $\hat{y}_i$ = nilai prediksi
- $|y_i - \hat{y}_i|$ = selisih absolut (tanpa tanda negatif)

MAE menunjukkan rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi.

$$MAPE : \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \right) \quad (4)$$

Keterangan simbol:

- y_i = nilai aktual
- $\hat{y}_i$ = nilai prediksi
- n = jumlah data
- Hasil dikali 100% agar berbentuk persen (%)

MAPE menunjukkan rata-rata persentase kesalahan prediksi dibandingkan nilai sebenarnya. Semakin kecil nilainya, semakin baik prediksi model.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

Keterangan simbol:

- y_i = nilai aktual
- $\hat{y}_i$ = nilai prediksi
- $\bar{y}$ = nilai rata-rata dari semua y_i
- n = jumlah data

R^2 menunjukkan seberapa baik model menjelaskan variasi data. Nilainya berkisar antara **0–1**:

- $R^2 = 1$ → prediksi sangat akurat
- $R^2 = 0$ → model tidak mampu menjelaskan data

Nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih kecil menunjukkan bahwa hasil prediksi model lebih mendekati data aktual, sedangkan nilai R^2 yang mendekati 1 mengindikasikan kemampuan model yang tinggi dalam menjelaskan variasi pada data observasi.

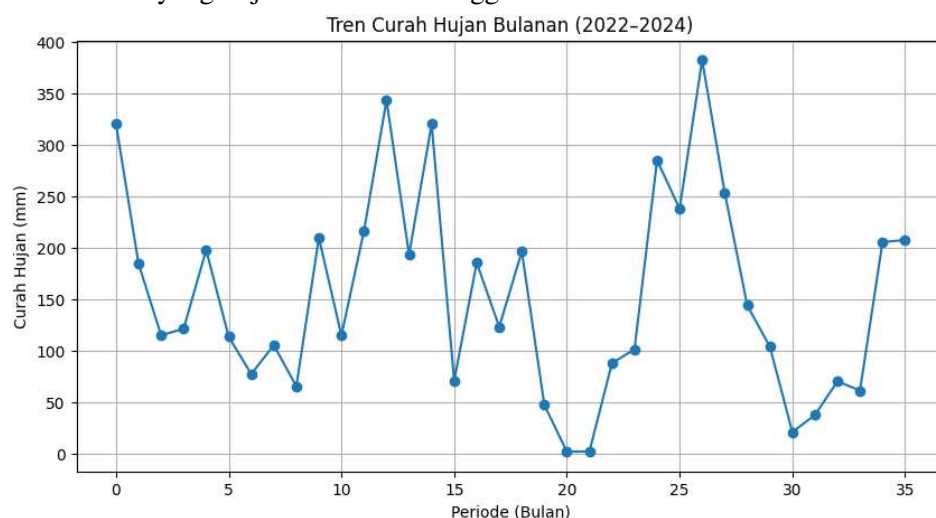
7. Analisis dan Interpretasi

Hasil perbandingan antara ARIMA dan LSTM dianalisis baik secara kuantitatif maupun visual melalui grafik prediksi dibandingkan dengan data aktual. Model yang menunjukkan kinerja paling stabil dan akurat kemudian dipilih sebagai rekomendasi untuk prediksi curah hujan jangka pendek di wilayah Lampung.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data

Penelitian ini memanfaatkan data curah hujan bulanan periode 2022–2024 yang diperoleh dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung. Berdasarkan hasil observasi, curah hujan tertinggi tercatat pada Maret 2024 sebesar 382,1 mm, sedangkan nilai terendah terjadi pada September 2023 sebesar 2,0 mm. Pola tersebut mencerminkan karakteristik iklim tropis dengan dua musim utama, yaitu musim hujan yang umumnya berlangsung dari Desember hingga Maret dan musim kemarau yang terjadi antara Juli hingga Oktober.



Gambar 2 Visualisasi pola curah hujan

Gambar 2 merupakan hasil visualisasi menunjukkan fluktuasi yang signifikan antar bulan dan tahun. Tahun 2023 memiliki anomali musim kering dengan penurunan curah hujan ekstrem pada Agustus–Oktober.

3.2 Pemodelan ARIMA

Model ARIMA (p, d, q) diterapkan setelah dilakukan pengujian stasioneritas data menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian ADF digunakan untuk menentukan tingkat diferensiasi (d) yang diperlukan agar data menjadi stasioner. Selanjutnya, analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk mengidentifikasi nilai parameter p dan q yang paling sesuai. Berdasarkan hasil analisis tersebut, kombinasi parameter optimal untuk model ARIMA disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil evaluasi ARIMA

Metrik	Nilai
MAE	18.73
RMSE	27.45
MAPE	9.21%
R ²	0.87

Nilai evaluasi pada Tabel 2 diperoleh melalui proses pemodelan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan pustaka *statsmodels* untuk model ARIMA dan *TensorFlow-Keras* untuk model LSTM. Model ARIMA diterapkan untuk menganalisis pola linear pada data curah hujan dengan tiga parameter utama, yaitu *autoregressive* (p), *differencing* (d), dan *moving average* (q). Sementara itu, model LSTM digunakan untuk mempelajari pola nonlinier serta ketergantungan jangka panjang antarperiode data melalui mekanisme memori internal yang dimilikinya.

Perbedaan pendekatan ini membuat LSTM lebih adaptif terhadap fluktuasi curah hujan yang tidak beraturan, sehingga mampu menghasilkan nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih rendah, serta R² yang lebih tinggi dibandingkan ARIMA. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model berbasis *deep learning* seperti LSTM lebih unggul dalam mengenali pola kompleks pada data klimatologi wilayah tropis. Meskipun demikian, ARIMA tetap memiliki keunggulan dalam menangkap pola musiman, walau akurasinya cenderung menurun pada periode ekstrem seperti Maret 2024 dan September 2023.

3.3 Pemodelan LSTM

Model LSTM digunakan untuk mengenali pola nonlinier serta hubungan jangka panjang antarperiode data. Sebelum proses pelatihan dimulai, data dinormalisasi ke dalam rentang $[0,1]$, kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3

Tabel 3 Hasil Evaluasi LSTM

Metrik	Nilai
MAE	12.84
RMSE	19.57
MAPE	5.36%
R ²	0.94

Hasil analisis menunjukkan bahwa model LSTM memberikan nilai kesalahan yang lebih rendah serta koefisien determinasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model ARIMA.

Temuan ini menunjukkan bahwa LSTM memiliki kemampuan lebih baik dalam mengenali dan mempelajari pola data yang kompleks dan bersifat nonlinier.

3.4 Perbandingan Hasil

Perbandingan kinerja antara model *ARIMA* dan *LSTM* dilakukan untuk menilai kemampuan masing-masing metode dalam merepresentasikan pola curah hujan bulanan di Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung. Evaluasi performa kedua model menggunakan empat indikator utama, yaitu *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, dan koefisien determinasi (R^2), sebagaimana disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Perbandingan Hasil

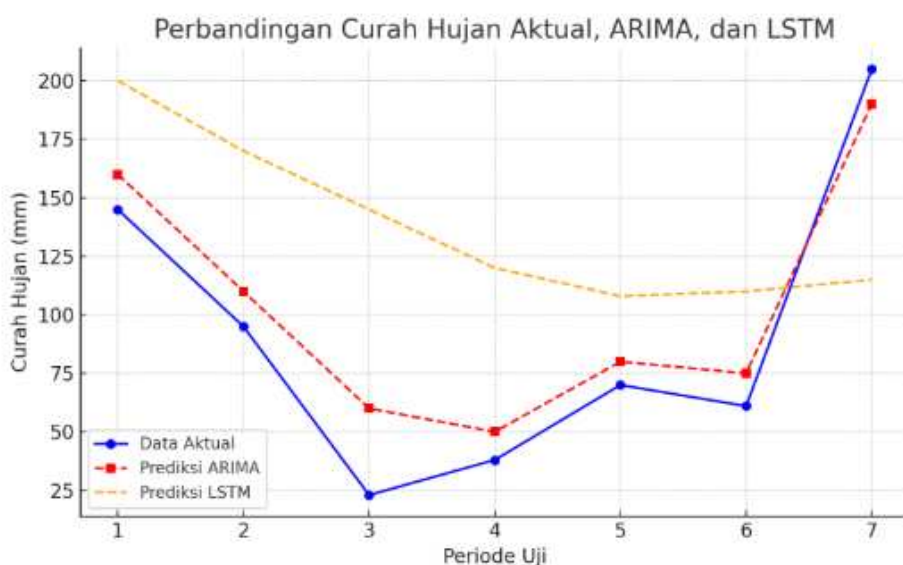
Model	RMSE	MAE	MAPE	R^2
ARIMA	27.45	18.73	9.21%	0.87
LSTM	19.57	12.84	5.36%	0.94

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Tabel 4, model *LSTM* menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan *ARIMA* pada seluruh metrik evaluasi. Nilai *RMSE* dan *MAE* yang lebih rendah mengindikasikan bahwa hasil prediksi *LSTM* lebih mendekati data aktual. Selain itu, nilai *MAPE* sebesar 5,36% menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif kecil, sedangkan koefisien determinasi (R^2) sebesar 94% menegaskan kemampuan model dalam menjelaskan sebagian besar variasi data.

Sebaliknya, model *ARIMA* belum mampu merepresentasikan fluktuasi ekstrem secara optimal, terutama pada periode peralihan antara musim kemarau dan musim hujan. Keterbatasan ini disebabkan oleh karakteristik *ARIMA* yang bersifat linear dan mengasumsikan kestasioneran data. Dengan demikian, hasil penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan *deep learning* seperti *LSTM* lebih efektif dalam menangkap hubungan nonlinier serta pola musiman yang kompleks pada data klimatologi di wilayah tropis.

3.5 Perbandingan Hasil Prediksi Curah Hujan Aktual dan Model LSTM

Selain menggunakan metrik numerik, dilakukan juga analisis visual untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu mengikuti pola fluktuasi curah hujan aktual. Gambar 3 menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi model LSTM dengan data observasi dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II Lampung. Secara visual, keduanya tampak memiliki tingkat kesesuaian yang tinggi, menandakan bahwa model LSTM mampu merepresentasikan pola curah hujan dengan cukup akurat.



Gambar 3 Perbandingan Curah Hujan

Gambar 3 memperlihatkan perbandingan antara data curah hujan aktual dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model LSTM. Garis berwarna biru merepresentasikan data observasi, sedangkan garis oranye menunjukkan hasil prediksi. Secara umum, kedua garis menunjukkan pola yang hampir serupa, menandakan bahwa model LSTM mampu mereplikasi tren peningkatan dan penurunan curah hujan dengan cukup baik. Puncak curah hujan pada bulan Maret dan Desember dapat diprediksi dengan tingkat ketepatan yang tinggi, meskipun terdapat sedikit perbedaan pada periode kering (Juli–Oktober) ketika variasi curah hujan relatif kecil. Temuan ini menegaskan bahwa model LSTM efektif dalam menangkap pola jangka panjang dan variasi musiman yang kompleks, sehingga layak diterapkan untuk prediksi curah hujan bulanan di wilayah Lampung.

3.6 Pembahasan

Hasil analisis mengindikasikan bahwa model LSTM menunjukkan kinerja yang lebih unggul dalam memprediksi curah hujan bulanan di wilayah Lampung. Keunggulan ini disebabkan oleh kemampuannya dalam mengenali hubungan jangka panjang antar data serta mempelajari pola fluktuasi yang bersifat nonlinier. Di sisi lain, model ARIMA masih dapat digunakan sebagai metode dasar yang sederhana dan efisien, meskipun kurang responsif terhadap variasi ekstrem curah hujan yang sering terjadi selama masa peralihan musim.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja model *ARIMA* dan *LSTM* dalam memprediksi curah hujan bulanan berdasarkan data klimatologi dari Stasiun Meteorologi Radin Inten II, Bandar Lampung, selama periode 2022–2024. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *LSTM* memberikan akurasi lebih tinggi dengan nilai *RMSE* sebesar 19,57, *MAE* 12,84, *MAPE* 5,36%, dan R^2 0,94. Sebaliknya, model *ARIMA* menghasilkan *RMSE* 27,45, *MAE* 18,73, *MAPE* 9,21%, dan R^2 0,87. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa *LSTM* lebih mampu menangkap pola nonlinier serta variasi musiman yang kompleks pada data iklim tropis, sedangkan *ARIMA* lebih sesuai untuk pola data yang bersifat linear dan stabil. Dengan demikian, model *LSTM* direkomendasikan sebagai metode utama dalam sistem prediksi curah hujan jangka pendek di wilayah Lampung untuk mendukung pengelolaan sumber daya air, sektor pertanian, dan mitigasi bencana hidrometeorologi.

5. SARAN

Penelitian mendatang dapat difokuskan pada pengembangan model hibrida antara *ARIMA* dan *LSTM* untuk memanfaatkan keunggulan keduanya dalam menangani pola data linear maupun nonlinier secara simultan. Selain itu, penambahan variabel eksternal seperti suhu udara, kelembapan, tekanan atmosfer, dan kecepatan angin berpotensi meningkatkan akurasi hasil prediksi. Penggunaan data dengan rentang waktu yang lebih panjang serta penerapan model ke dalam sistem prediksi berbasis web atau aplikasi waktu nyata juga direkomendasikan agar hasil penelitian dapat mendukung proses pengambilan keputusan dan upaya mitigasi bencana di tingkat regional.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Luthfiarta, A. Febriyanto, H. Lestiawan, and W. Wicaksono, “Analisa Prakiraan Cuaca dengan Parameter Suhu, Kelembaban, Tekanan Udara, dan Kecepatan Angin Menggunakan Regresi Linear Berganda,” *JOINS (Journal Inf. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi: 10.33633/joins.v5i1.2760.
- [2] A. Sutaryani, S. Sunarno, and D. Djuniadi, “Perbandingan Performa Model Machine Learning Dalam Prediksi Suhu Di Semarang,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4884.
- [3] A. M. Siregar, “Klasifikasi Untuk Prediksi Cuaca Menggunakan Esemble Learning,” *Petir*,

- vol. 13, no. 2, pp. 138–147, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i2.998.
- [4] E. Pratama, M. Fatchan, and A. Aguswin, “Prediksi Cuaca Menggunakan Data Historis dengan Algoritma Regresi Linear untuk Analisis Perubahan Suhu,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 2, pp. 553–562, 2025, doi: 10.47065/josyc.v6i2.6950.
 - [5] R. Tresnawati, T. A. Nuraini, and W. Hanggoro, “Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Metode Kalman Filter Dengan Prediktor Sst Nino 3.4 Diprediksi,” *J. Meteorol. dan Geofis.*, vol. 11, no. 2, pp. 108–119, 2010, doi: 10.31172/jmg.v11i2.70.
 - [6] R. Utami and A. Hidayatullah, “Prediksi Curah Hujan Pada Stasiun BMKG (CITEKO) Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network,” *J. Ilm. Elektron. Dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 251–255, 2024, [Online]. Available: <http://journal.stekom.ac.id/index.php/elkom/page251>
 - [7] M. Rizki, S. Basuki, and Y. Azhar, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory(LSTM) Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang,” *J. Repos.*, vol. 2, no. 3, pp. 331–338, 2024, doi: 10.22219/repositor.v2i3.30499.
 - [8] I. Zahidin, B. Kanata, and L. A. S. I. Akbar, “Perkiraan Suhu Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network Long Short Term Memory,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 1, pp. 244–252, 2024, doi: 10.47065/josyc.v6i1.6242.
 - [9] I. Wijaya, H. Herlawati, and R. Sari, “Prediksi Curah Hujan Di Kabupaten Bogor Menggunakan Long Short-Term Memory Dan Gemma 2,” *J. Komtika (Komputasi dan Inform.)*, vol. 9, no. 1, pp. 147–157, 2025, doi: 10.31603/komtika.v9i1.13639.
 - [10] Rachmawati Asri, “Prediksi Curah Hujan Di Kota Pontianak Menggunakan Parameter Cuaca Sebagai Prediktor Pada Skala Bulanan, Dasarian Dan Harian,” *Positron*, vol. V, no. 2, pp. 50–57, 2015.
 - [11] A. Herdhianti, L. Muflikhah, and I. Cholissodin, “Prediksi Curah Hujan dengan Empat Parameter menggunakan Backpropagation (Studi Kasus: Stasiun Meteorologi Ahmad Yani),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 12, pp. 5862–5870, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
 - [12] I. W. Harmoko and N. Az, “Prototipe Model Prediksi Peluang Kejadian Hujan Menggunakan Metode Fuzzy Logic Tipe Mamdani dan Sugeno,” vol. 1, no. 1, pp. 59–70, 2012.
 - [13] A. Mulsandi, A. Kristianto, and A. Zakir, “Perbaikan Prediksi Cuaca Numerik Kejadian Curah Hujan Lebat Terkait Dengan Kejadian Longsor Di Banjarnegara Menggunakan Asimilasi Data Satelit,” *J. Sains Teknol. Modif. Cuaca*, vol. 19, no. 2, p. 51, 2018, doi: 10.29122/jstm.v19i2.3127.
 - [14] R. Prasetya, “Penerapan Teknik Data Mining Dengan Algoritma Classification Tree untuk Prediksi Hujan,” *J. Widya Climago*, vol. 2, no. 2, pp. 13–23, 2020.
 - [15] M. D. Jendra, “Akurasi Prakiraan Cuaca Harian Di Provinsi Bali,” *Megasains*, vol. 7, no. 3, pp. 28–33, 2016.