JURNAL TEKNIK INFORMATIKA DAN MULTIMEDIA Vol 5, No.1, Mei 2025, pp. 119 - 126
p-ISSN : 2808-909X (print)
e-ISSN : 2798-2505 (online)
http://journal.politeknik-pratama.ac.id/index.php/JTIM · page 119
DOI : https://doi.org/10.51903/informatika.v5i1.1033

PERAMALAN SUHU UDARA MENGGUNAKAN ALGORITMA *LONG SHORT TERM MEMORY*

Yulian Ansori[1], Arief Rahman [2*], Febriyanti Darnis[3], Miftahus Sholihin[4]
[1]Program Studi Informatika/ Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
Jl. Jenderal Sudirman Km 3, Kotabumi, Kec. Purwakarta, Kota Cilegon, Banten 42435,
e-mail: yulian.ansori@untirta.ac.id
[2*]Program Studi Informatika/ Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
Jl. Jenderal Sudirman Km 3, Kotabumi, Kec. Purwakarta, Kota Cilegon, Banten 42435,
e-mail: arief.rahman@untirta.ac.id.
[3]Program Studi Informatika/ Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
Jl. Jenderal Sudirman Km 3, Kotabumi, Kec. Purwakarta, Kota Cilegon, Banten 42435,
e-mail: febriyanti.darnis@untirta.ac.id
[4]Program Studi Statistik/ Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
Jl. Jenderal Sudirman Km 3, Kotabumi, Kec. Purwakarta, Kota Cilegon, Banten 42435,
e-mail: miftahus.sholihin@untirta.ac.id

ARTICLE INFO

Article history:

Received 10 December 2024
Received in revised form 24 January 2025
Accepted 8 Mei 2025
Available online 15 Mei 2025

ABSTRACT

This study presents an air temperature forecasting model employing the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm to address the challenges posed by climate variability and extreme weather conditions. Historical daily temperature data from NASA POWER—collected between January 1, 2014, and December 31, 2024, in Serang City (totaling 4,018 records)—were used. The data were normalized using a min–max scaling technique and divided into training (70%) and testing (30%) sets. Multiple experimental scenarios were run by varying the number of training epochs and the hidden layer unit counts. The optimal configuration was achieved in Scenario 7, which incorporated two hidden layers, each with 50 units, and employed 30 epochs; this setup yielded a prediction accuracy of 98.4% with a Root Mean Squared Error (RMSE) of 27.11. The results indicate that the LSTM model effectively captures the seasonal variations and long-term trends in air temperature, making it a reliable tool for forecasting and supporting decision-making in climate adaptation strategies.
Keywords: Air Temperature Forecasting, Long Short-Term Memory, Deep Learning, Climate Change, Data Normalization.

Received December 10, 2024; Accepted Mei 8, 2025; Available online Mei 15, 2025

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan model peramalan suhu udara dengan memanfaatkan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengatasi tantangan yang ditimbulkan oleh variabilitas iklim dan kondisi cuaca ekstrem. Data historis suhu udara harian yang diambil dari situs NASA POWER, dengan periode pengamatan dari 1 Januari 2014 hingga 31 Desember 2024 di Kota Serang sebanyak 4.018 data, diolah menggunakan teknik normalisasi min–max dan dibagi menjadi data latih (70%) serta data uji (30%). Berbagai skenario eksperimen dilakukan dengan memvariasikan jumlah epoch dan unit pada hidden layer. Konfigurasi optimal diperoleh pada Skenario 7, yang menggunakan dua hidden layer dengan masing-masing 50 unit dan 30 epoch, sehingga menghasilkan akurasi prediksi sebesar 98.4% dengan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 27.11. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM secara efektif mampu menangkap pola musiman dan tren jangka panjang suhu udara, sehingga dapat dijadikan alat andal untuk peramalan guna mendukung pengambilan keputusan adaptif terhadap perubahan iklim.

Kata Kunci: Peramalan Suhu, LSTM, Deep Learning, Perubahan Iklim, Normalisasi Data.

1. PENDAHULUAN

Perubahan iklim yang semakin nyata menyebabkan berbagai fenomena atmosfer yang sulit diprediksi, termasuk fluktuasi suhu udara yang ekstrem. Suhu udara merupakan parameter utama dalam sistem meteorologi yang memiliki pengaruh signifikan terhadap sektor pertanian, kesehatan, energi, transportasi, serta mitigasi bencana. Oleh karena itu, kemampuan untuk memprediksi suhu udara secara akurat sangat penting dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam berbagai bidang strategis.

Tradisi peramalan suhu sebelumnya banyak mengandalkan metode statistik klasik seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau model numerik berbasis fisika atmosfer. Namun, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi pola nonlinier dan dinamika temporal jangka panjang yang kompleks [1]. Seiring berkembangnya teknologi komputasi dan ketersediaan data historis suhu dalam jumlah besar, pendekatan berbasis machine learning dan deep learning menjadi solusi alternatif yang lebih adaptif dan akurat [4].

Salah satu model deep learning yang berkembang pesat dalam analisis deret waktu adalah Recurrent Neural Network (RNN), khususnya varian Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM dirancang dengan struktur memori jangka panjang yang memungkinkan jaringan untuk mempertahankan informasi relevan dalam rentang waktu yang panjang serta menghindari permasalahan vanishing gradient pada RNN konvensional [2]. Dengan adanya mekanisme gerbang seperti input gate, forget gate, dan output gate, LSTM mampu menangkap hubungan temporal yang kompleks pada data suhu udara yang bersifat musiman dan dinamis [3].

Sejumlah studi menunjukkan bahwa LSTM memiliki keunggulan dalam hal akurasi prediksi suhu jika dibandingkan dengan model jaringan saraf tiruan (JST) biasa maupun metode statistik klasik [4][5]. LSTM terbukti mampu memprediksi suhu dengan tingkat kesalahan yang rendah dan kestabilan hasil yang tinggi meskipun pada data dengan fluktuasi ekstrem [6]. Selain itu, LSTM juga telah digunakan secara luas dalam sistem prediksi berbasis IoT, sistem pertanian cerdas, hingga sistem pendukung keputusan untuk mitigasi perubahan iklim [7].

Model prediksi yang menggunakan LSTM juga telah dibandingkan dengan varian lainnya seperti Bidirectional LSTM dan Gated Recurrent Unit (GRU), dan hasilnya menunjukkan bahwa LSTM memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi dan kompleksitas pemodelan [8][9]. Selain itu, model LSTM juga telah diterapkan secara langsung dalam konteks prediksi suhu udara harian dengan hasil yang mendekati kondisi aktual [10].

Lebih lanjut, efektivitas pendekatan berbasis Recurrent Neural Network (RNN), yang menjadi fondasi dari arsitektur LSTM, juga telah terbukti mampu memberikan akurasi tinggi dalam prediksi deret waktu. Salah satu implementasinya menunjukkan hasil akurasi sebesar 98,2% dalam memodelkan pola historis yang kompleks, termasuk variabel seperti temperatur, yang relevan dalam konteks prediksi suhu udara berbasis data historis [11]. Hal ini semakin memperkuat keyakinan bahwa model LSTM memiliki potensi besar dalam membangun sistem prediksi suhu yang andal dan adaptif terhadap fluktuasi data yang dinamis.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi suhu udara menggunakan algoritma LSTM. Fokus utama penelitian ini adalah mengevaluasi akurasi model dalam memprediksi suhu berdasarkan data historis, serta mengkaji kemampuan LSTM dalam menangkap tren musiman dan fluktuasi suhu jangka panjang. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505

kontribusi dalam pengembangan sistem prediksi suhu yang andal untuk mendukung perencanaan adaptif terhadap perubahan iklim.

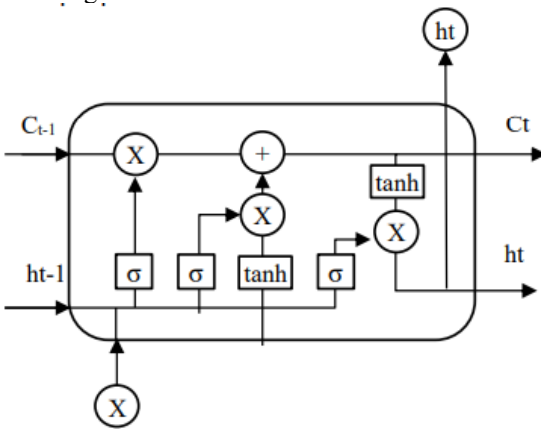
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Suhu Udara

Suhu udara merupakan ukuran yang dapat mencerminkan tingkat panas atau dingin dari suatu tempat pada waktu tertentu. Suhu ini dapat di ukur dengan rata-rata energi kinetik molekul-molekul yang ada pada udara, yang dapat menggambarkan berapa cepat partikel-partikel udara bergerak. Suhu udara adalah elemen penting dalam sistem meteorologi dan iklim, akan memiliki dampak langsung pada kehidupan sehari-hari. [12]

2.2. Long Short Term Memory

Long Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu bentuk dari RNN, RNN sering digunakan untuk menghindari penumpukan gradien atau ketergantungan yang jangka panjang dalam memproses atau melakukan prediksi untuk data deret waktu. Pada dasarnya RNN cenderung mengalami penumpukan pada gradien, sehingga gradien saling bertabrakan, hal ini dapat menyebabkan ketidak jelasan dan menghilangkan nilai akumulasinya, untuk itu diperlukan LSTM untuk menghindari hal itu terjadi. LSTM terbentuk dari banyaknya rangkaian sel memori yang digantikan oleh sel neuron pada hidden layer dari RNN. Model dari RNN mampu menyaring data atau informasi yang melalui struktur *gates* yang untuk mempertahankan informasi dan mengubah keadaan dari sel memori.



Gambar 1 Fungsi aktifasi LSTM

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data

Data didapatkan dari situs https://power.larc.nasa.gov/data-accessviewer/ dalam format .csv dari tanggal 1 Januari 2014 sampai 31 Desember 2024 (selama 120 bulan) di kota Serang, data dapat dilihat pada Tabel 1, data yang didapatkan berjumlah 4018 data.

Tabel 1 Rata-rata suhu udara harian

Tanggal	Rata-Rata Suhu Udara Harian (°C)
01-01-2014	26.25
02-01-2014	27.09
03-01-2014	27.15
…	…
29-12-2024	27.71
30-12-2024	27.53
31-12-2024	27.48

3.2. Praporses

Data yang didapat pada situs https://power.larc.nasa.gov/data-accessviewer/ kemudian diolah dengan melakukan normalisasi data. Normalisasi data pada penelitian ini diperlukan untuk jarak antar nilai tidak terlalu jauh, diharapkan dengan antar nilai yang tidak terlalu jauh, akurasi yang didapatkan akan menjadi

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505

lebih baik, metode untuk melakukan normalisasi nilai adalah dengan min max. untuk melakukan normalisasi dapat dilihat dengan Persamaan 1.

$$x_i \text{ normalisasi} = (x_i - min\ (x)) / (max\ (x) - min\ (x)) \quad (1)$$

Dimana :

x_i normalisasi : Hasil normalisasi terhadap data x ke-i

x_i : Data x ke-i

min (x) : Data minimum yang terdapat pada x

max (x) : Data maksimum yang terdapat pada data x

Tabel 2 Normalisasi rata-rata suhu udara harian

Tanggal	Rata-Rata Suhu Udara Harian (°C)
01-01-2014	0.246781116
02-01-2014	0.427038627
03-01-2014	0.439914163
…	…
29-12-2024	0.560085837
30-12-2024	0.521459227
31-12-2024	0.510729614

Tabel 2 adalah tabel yang digunakan untuk melakukan prediksi suhu udara rata-rata, yang telah dilakukan normalisasi dengan menggunakan persamaan 1, data yang telah didapatkan yang berjumlah 4018, selanjutnya di ubah menjadi data latih dan data uji. Data latih menggunakan 70% dari keseluruhan data (2.813 Data), data uji menggunakan 30% (1.205 Data).

3.3. Pengujian Data

Tahapan evaluasi data dilakukan untuk menilai sejauh mana performa model yang telah dibangun. Kualitas suatu model dapat diukur berdasarkan tingkat kesalahan yang dihasilkan. Untuk mengevaluasi tingkat kesalahan tersebut, digunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan Mean *Absolute Percentage Error* (MAPE). Perhitungan kesalahan dilakukan dengan membandingkan output model yang diperoleh melalui proses trial and error dengan data validasi sebanyak 1.205 data yang telah dipisahkan sebelumnya. RMSE sendiri merupakan akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik akurasi prediksi model. Nilai RMSE yang rendah mengindikasikan bahwa hasil prediksi model mendekati nilai aktual. Sebaliknya, nilai RMSE yang tinggi menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang besar dan menandakan bahwa model memiliki akurasi yang rendah. Rumus perhitungan RMSE dapat dilihat pada Persamaan (2).

$$RMSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}(X_t - F_t)^2}{n} \quad (2)$$

Keterangan:

n= Jumlah pengamatan atau periode waktu.

Xt= Nilai aktual data periode t.

Ft= Nilai peramalan pada periode t.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu metrik evaluasi yang digunakan dalam analisis peramalan untuk mengukur tingkat deviasi antara hasil prediksi dengan nilai aktual dalam bentuk persentase rata-rata. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model yang dihasilkan. Pengukuran tingkat kesalahan menggunakan MAPE dapat dihitung melalui Persamaan (3)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{X_t - F_t}{X_t}\right|}{n} x\ 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

n= Jumlah pengamatan atau periode waktu.

Xt= Nilai aktual data periode t.

Ft= Nilai peramalan pada periode t.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

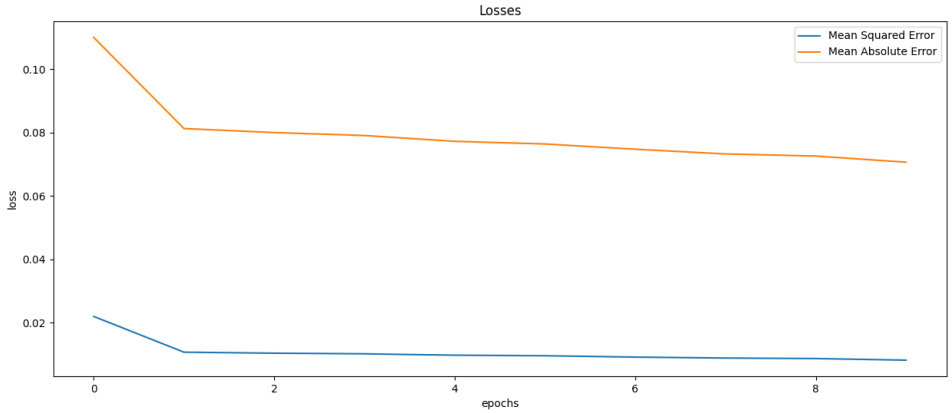
p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505

Penelitian ini menggunakan algoritma LSTM dengan optimizer adam untuk memperkirakan suhu udara yang akan datang, data-data yang sebelumnya dilatih dengan menggunakan algoritma LSTM, selanjutnya dilakukan pengujian dengan data-data yang sudah dipisahkan sebelumnya. Model yang optimal adalah model yang memiliki akurasi yang tinggi.

Tabel 3 Skenario penelitian

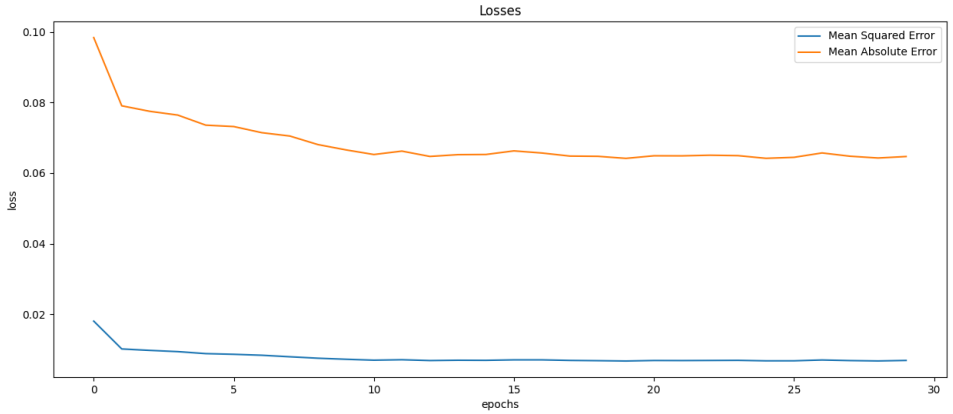
Skenario	**Jumlah *Hidden Layer***	**Unit *Hidden Layer***	***Epoch***	**Akurasi (Persen)**	**RMSE**
1	2	10	10	98.33	27.09
2	2	30		98.37	27.09
3	2	50		98.29	27.07
4	2	100		98.36	27.09
5	2	10	30	98.36	27.09
6	2	30		98.27	27.07
7	2	50		98.4	27.11
8	2	100		98.32	27.08
9	2	10	50	98.26	27.07
10	2	30		98.35	27.09
11	2	50		98.33	27.09
12	2	100		98.36	27.1

Penelitian ini melakukan 12 skenario untuk melihat model mana yang paling baik. Pada Tabel 3 dapat dilihat, 2 akurasi terbaik adalah skenario ke 2 dan yang terbaik adalah skenario ke 7.



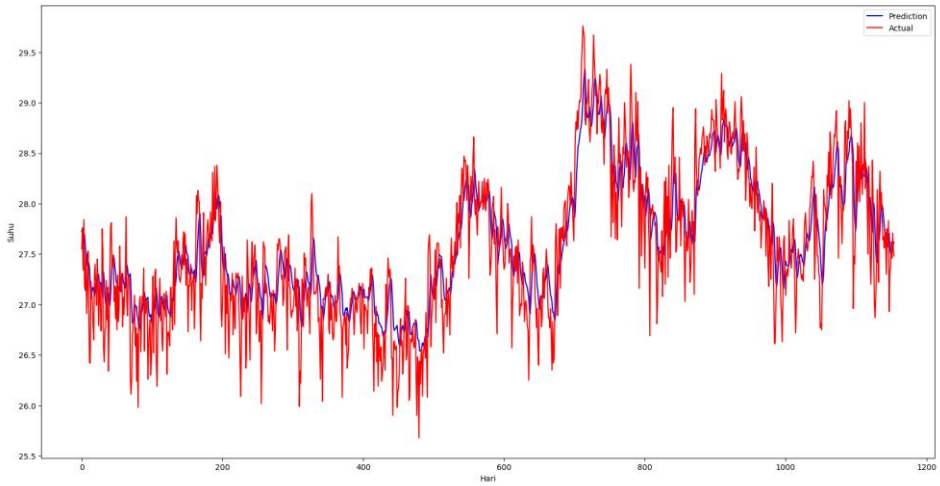
Gambar 2 Loss pada skenario ke 2

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505



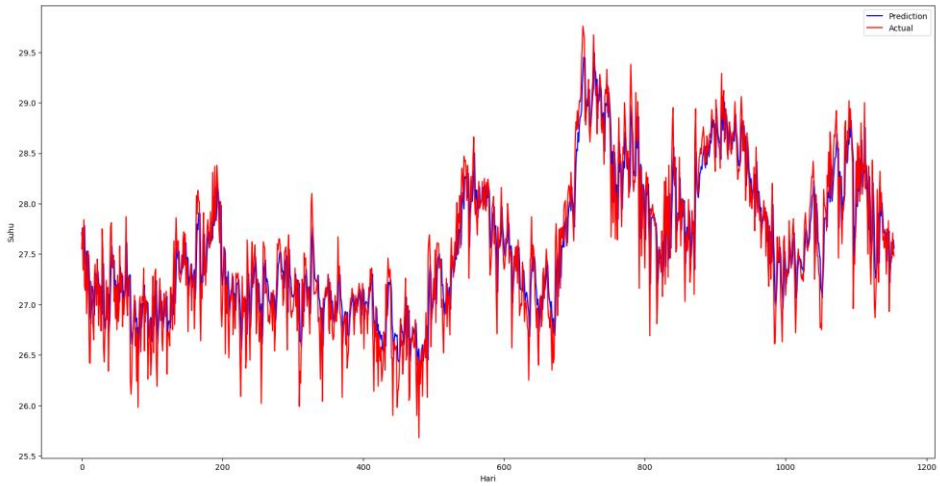
Gambar 3 Loss pada skenario ke 7

Gambar 2 dan Gambar 3 adalah hasil Loss yang didapatkan pada masa pelatihan berlangsung, bisa terlihat pada *epoch* yang tidak terlalu banyak, *Mean Square Error*, dan *Mean Absolute Error*, turun dengan cukup dalam.



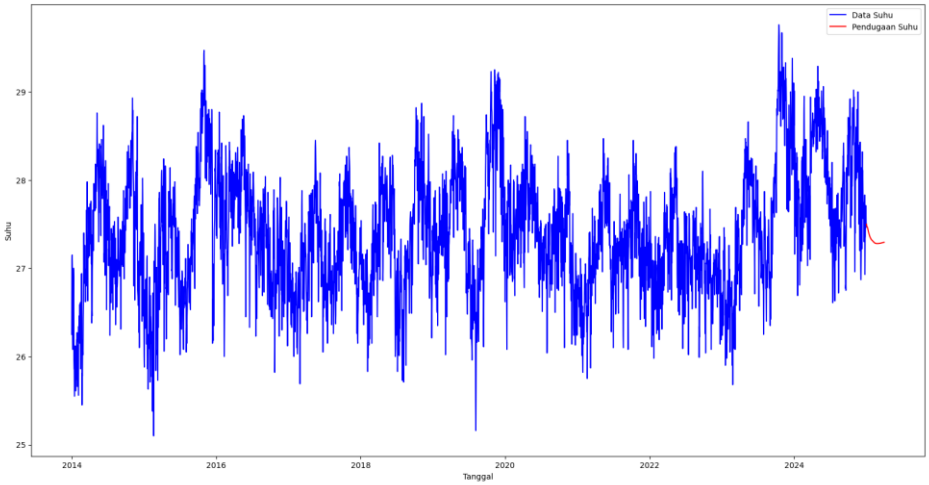
Gambar 4 Grafik prediksi skenario ke 2

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505



Gambar 5 Grafik prediksi skenario ke 7

Gambar 4 dan Gambar 5 adalah grafik prediksi yang dihasilkan pada penelitian ini. Dapat dilihat pada Gambar 5 nilai prediksi lebih mencerminkan nilai aktualnya, yang berarti model yang didapatkan sudah baik. Dan pada skenario ke 7 ini lah nilai akurasi tertinggi didapatkan, Dengan *epoch* sebanyak 30 dan unit *hidden layer* sebanyak 50 untuk masing-masing *hidden layer.* Berbeda dengan Gambar 4 yang memang mendapatkan nilai yang kurang mirip dengan nilai aktualnya. Gambar 6 adalah suhu udara prediksi 90 hari ke depan, peramalan suhu udara dapat dilihat pada garis merah pada bagian akhir grafik. Nilai ini didapatkan dari model yang terbaik yaitu skenario yang ke 7.



Gambar 6 Prediksi suhu 90 hari ke depan

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah mengembangkan peramalan suhu udara dengan menggunakan algoritma lstm, dengan model terbaik adalah *epoch* sebanyak 30 dan unit *hidden layer* sebanyak 50 untuk masing-masing *hidden*

p-ISSN : 2808-909X e-ISSN : 2798-2505

layer, dengan RMSE 27.11 dan akurasi sebesar 98.4%. dari penelitian ini didapatkan bahwa algoritma LSTM mampu memprediksi suhu udara dengan cukup baik

DAFTAR PUSTAKA

[1] Chin, S., & Lloyd, V. (2024). Predicting climate change using an autoregressive long short-term memory model. Frontiers in Environmental Science, 12, 1301343.
[2] Nketiah, E. A., Chenlong, L., Yingchuan, J., & Aram, S. A. (2023). Recurrent neural network modeling of multivariate time series and its application in temperature forecasting. PLoS ONE, 18(5), e0285713.
[3] Faulina, R., & Nuramaliyah, N. (2024). Air Temperature Prediction System Using Long Short-Term Memory Algorithm. Rekayasa, 17(1), 45–52.
[4] Zahidin, I., Kanata, B., & Akbar, L. A. S. I. (2024). Perkiraan Suhu Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network Long Short Term Memory. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), 6(1), 244–252.
[5] Luchia, N. T., Tasia, E., Ramadhani, I., Rahmadeyan, A., & Zahra, R. (2024). Performance Comparison Between Artificial Neural Network, Recurrent Neural Network and Long Short-Term Memory for Prediction of Extreme Climate Change. Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science, 1(2), 35–42.
[6] Nguyen, T. L., & Liu, C. (2021). LSTM-Based Model for Temperature Prediction in Agricultural Smart Farms. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 8(3), 689–698.
[7] Afida, L. N. I., Putra, I., Azizah, I., Nabawi, S., & Alifia, A. (2022). Forecasting Temperature Menggunakan LSTM. Pembelajaran Mesin Lanjut, 12(2), 101–110.
[8] Jain, A., & Singh, R. (2024). A Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Air Pollution Prediction Using LSTM and GRU. Environmental Science and Pollution Research, 30(4), 5678–5689.
[9] Karyadi, Y., & Santoso, H. (2023). Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI), 12(1), 15–22.
[10] Zahidin, I., Kanata, B., & Akbar, L. A. S. I. (2024). Perkiraan Suhu Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network Long Short Term Memory. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), 6(1), 244–252.
[11] Darnis, F., Rahman, A., & Ansori, Y. (2025). Akurasi Model Algoritma Recurrent Neural Network untuk Prediksi Saham Syariah. TEKNOMATIKA, 15(1), 17–24. P-ISSN: 2087-9571, E-ISSN: 2541-335X.
[12] Sianturi, T. B., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2023). Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 7(3), 1101–1107. e-ISSN: 2548-964X