

Prediksi Jangka Sangat Pendek Daya Keluaran PLTS Menggunakan LSTM Berbasis *Sky Clearness Index*

Muhammad Miftahul Rizqi

Program Studi S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya, Ketintang 60231, Indonesia

e-mail : muhammad.21044@mhs.unesa.ac.id

Unit Three Kartini, Lusia Rakhmawati , Joko

Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya, Ketintang 60231, Indonesia

e-mail : unitthree@unesa.ac.id, lusiarakhmawati@unesa.ac.id, joko@unesa.ac.id

Abstrak

Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang potensial di Indonesia, namun daya keluarannya sangat dipengaruhi oleh kondisi atmosfer yang bersifat fluktuatif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi jangka sangat pendek daya keluaran PLTS menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis *Sky Clearness Index* (SCI). Data penelitian berupa tegangan, arus, dan SCI dikumpulkan dari sistem PLTS Universitas Negeri Surabaya dengan interval 5 menit selama periode Mei–Juni 2025. Model LSTM dirancang dengan dua lapisan tersembunyi, *Adam Optimizer*, dan fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE). Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM berbasis SCI mampu memprediksi daya keluaran PLTS dengan akurasi tinggi, dengan nilai RMSE sebesar 0,644, MAE sebesar 0,536, dan MAPE sebesar 3,66%. Nilai MAPE di bawah 10% menunjukkan performa prediksi yang sangat baik untuk peramalan jangka sangat pendek. Dengan demikian, integrasi SCI sebagai variabel input terbukti efektif dalam meningkatkan keandalan prediksi daya keluaran PLTS secara real-time.

Kata Kunci: PLTS, *Long Short-Term Memory*, *Sky Clearness Index*, Prediksi Jangka Sangat Pendek, Daya Keluaran.

Abstract

Solar Power Plants (PLTS) are one of the most promising renewable energy sources in Indonesia; however, their output power is highly affected by fluctuating atmospheric conditions. This study aims to develop a very short-term forecasting model for PLTS output power using a Long Short-Term Memory (LSTM) method based on the Sky Clearness Index (SCI). The research data, consisting of voltage, current, and SCI, were collected from the PLTS system at Universitas Negeri Surabaya with a 5-minute interval during May–June 2025. The LSTM model was designed with two hidden layers, Adam optimizer, and Mean Squared Error (MSE) loss function. The dataset was divided into 80% training data and 20% testing data. Model performance was evaluated using Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that the SCI-based LSTM model achieved high prediction accuracy, with RMSE of 0.644, MAE of 0.536, and MAPE of 3.66%. A MAPE value below 10% confirms that the proposed model is highly reliable for very short-term forecasting. Therefore, the integration of SCI as an input variable effectively enhances the reliability of real-time PLTS output power prediction.

Keywords: *Solar PV, Long Short-Term Memory, Sky Clearness Index, Very Short-Term Forecasting, Output Power.*

PENDAHULUAN

Indonesia memiliki potensi energi surya yang sangat besar karena berada di wilayah tropis dengan intensitas radiasi matahari yang relatif tinggi sepanjang tahun. Pemanfaatan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) menjadi salah satu strategi penting dalam mendukung transisi energi nasional menuju sumber energi yang ramah lingkungan dan berkelanjutan (Anggoro et al., 2021). Meskipun demikian, implementasi PLTS di lapangan masih menghadapi berbagai tantangan teknis, salah satunya adalah ketidakstabilan daya keluaran akibat pengaruh

kondisi atmosfer yang bersifat dinamis (berubah-ubah), berdasarkan cuaca.

Daya keluaran PLTS sangat dipengaruhi oleh intensitas radiasi matahari yang diterima modul surya. Perubahan kondisi cuaca seperti awan, kelembapan, dan kejernihan langit dapat menyebabkan fluktuasi daya yang signifikan dalam waktu singkat (Martins & Giesbrecht, 2021). Fluktuasi ini berdampak pada keandalan sistem kelistrikan, terutama pada sistem yang terintegrasi dengan jaringan atau digunakan untuk beban sensitif. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode prediksi

daya keluaran PLTS yang mampu merespons perubahan kondisi atmosfer secara cepat dan akurat.

Prediksi daya keluaran PLTS dapat diklasifikasikan berdasarkan horizon waktu, yaitu prediksi jangka panjang, jangka menengah, jangka pendek, dan jangka sangat pendek. Prediksi jangka sangat pendek, dengan interval waktu menit hingga satu jam ke depan, memiliki peran penting dalam pengendalian sistem, manajemen energi, dan peningkatan stabilitas operasi PLTS (Ghimire et al., 2022). Namun, prediksi pada horizon waktu ini menjadi lebih kompleks karena tingginya tingkat fluktuasi data dan sifat nonlinier dari faktor-faktor yang memengaruhinya.

Perkembangan metode kecerdasan buatan, khususnya deep learning, telah membuka peluang baru dalam pemodelan dan prediksi sistem energi terbarukan. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk prediksi deret waktu adalah *Long Short-Term Memory (LSTM)*, yang merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)*. LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari ketergantungan jangka pendek dan jangka panjang pada data deret waktu, sehingga cocok digunakan untuk memodelkan karakteristik daya keluaran PLTS yang fluktuatif dan nonlinier (Jailani et al., 2023).

Di sisi lain, *Sky Clearness Index (SCI)* merupakan parameter yang merepresentasikan tingkat kejernihan langit dan berkaitan langsung dengan intensitas radiasi matahari yang mencapai permukaan bumi. Integrasi SCI sebagai variabel input dalam model prediksi daya keluaran PLTS diharapkan mampu meningkatkan akurasi prediksi, khususnya pada kondisi cuaca yang berubah-ubah dalam waktu singkat. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa parameter kejernihan langit memiliki kontribusi signifikan terhadap performa prediksi radiasi dan daya PLTS (Lauret et al., 2022).

Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan terkait prediksi daya keluaran PLTS menggunakan metode LSTM, sebagian besar masih berfokus pada prediksi jangka pendek hingga harian dan belum banyak membahas prediksi jangka sangat pendek dengan interval menit berbasis *Sky Clearness Index (SCI)*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi jangka sangat pendek daya keluaran PLTS menggunakan metode LSTM berbasis SCI dengan interval waktu 5 menit. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan keandalan sistem PLTS, khususnya dalam aplikasi monitoring dan pengendalian daya secara real-time, serta memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan model prediksi energi surya (Chicco et al., 2021).

TINJAUAN PUSTAKA

Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS)

Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) merupakan sistem pembangkit listrik berbasis energi terbarukan yang memanfaatkan radiasi matahari sebagai sumber energi utama. Daya keluaran PLTS sangat dipengaruhi oleh intensitas radiasi matahari serta kondisi atmosfer, seperti awan, kelembapan,

dan kejernihan langit. Faktor-faktor tersebut menyebabkan daya keluaran PLTS bersifat fluktuatif dan nonlinier, terutama pada skala waktu menit, sehingga menimbulkan tantangan dalam pengoperasian dan integrasi PLTS ke dalam sistem tenaga listrik (Anggoro et al., 2021; Martins & Giesbrecht, 2021).

Prediksi Jangka Sangat Pendek Daya PLTS

Prediksi jangka sangat pendek (*very short-term forecasting*) merupakan peramalan daya keluaran dengan horizon waktu beberapa menit hingga satu jam ke depan. Pada sistem PLTS, prediksi jangka sangat pendek memiliki peran penting dalam pengendalian operasi sistem, manajemen energi, dan peningkatan stabilitas jaringan secara *real-time*. Namun, prediksi pada horizon waktu ini memiliki tingkat ketidakpastian yang tinggi akibat perubahan kondisi cuaca yang cepat, sehingga dibutuhkan metode prediksi yang mampu merespons dinamika data secara akurat (Ghimire et al., 2022).

Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada pemodelan data deret waktu. LSTM memiliki mekanisme gate yang memungkinkan jaringan menyimpan dan memperbarui informasi historis dalam jangka waktu tertentu, sehingga mampu menangkap ketergantungan temporal jangka pendek maupun jangka panjang. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang unggul dibandingkan jaringan saraf konvensional dalam prediksi daya pembangkit listrik tenaga surya, khususnya untuk prediksi jangka pendek dan sangat pendek (Jailani et al., 2023; Ghimire et al., 2022).

Secara matematis, mekanisme kerja LSTM direpresentasikan melalui beberapa komponen utama, yaitu forget gate, input gate, cell state, dan output gate. Persamaan forget gate digunakan untuk menentukan seberapa besar informasi sebelumnya dipertahankan, yang dinyatakan sebagai:

$$f_i = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

Selanjutnya, input gate berfungsi untuk menentukan informasi baru yang akan disimpan ke dalam sel memori, yang dirumuskan sebagai:

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

Informasi kandidat yang akan ditambahkan ke dalam cell state dinyatakan dengan:

$$C_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

Keadaan sel (*cell state*) pada waktu ke-t diperbarui berdasarkan kombinasi informasi lama dan informasi baru, yang dirumuskan sebagai:

$$C_t = i_t \odot \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) + f_t \odot C_{t-1} \quad (4)$$

Selanjutnya, output gate menentukan keluaran dari sel LSTM, yang dirumuskan sebagai:

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (5)$$

Keluaran tersembunyi (*hidden state*) LSTM dinyatakan sebagai:

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (6)$$

Sky Clearness Index (SCI)

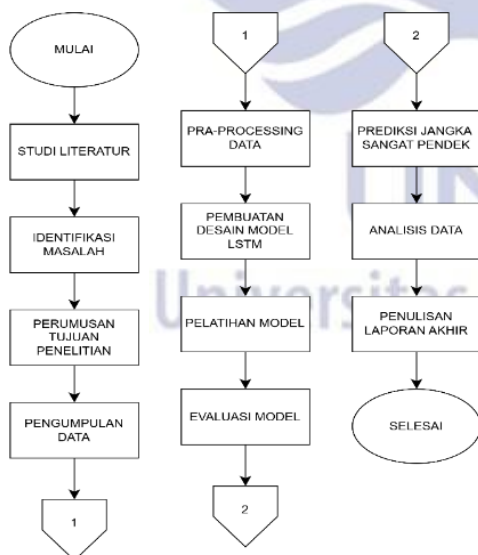
Sky Clearness Index (SCI) merupakan parameter yang digunakan untuk merepresentasikan tingkat kejernihan langit dan berkaitan langsung dengan besarnya radiasi matahari yang mencapai permukaan bumi. Nilai SCI mencerminkan pengaruh kondisi atmosfer terhadap intensitas radiasi global, sehingga dapat digunakan sebagai indikator perubahan daya keluaran PLTS akibat variasi cuaca. Penggunaan SCI sebagai variabel input dalam model prediksi daya PLTS terbukti mampu meningkatkan akurasi prediksi, terutama pada kondisi cuaca yang berubah-ubah secara cepat (Martins & Giesbrecht, 2021; Laurent et al., 2022).

$$K_t = \frac{GHI}{GHI_0} \quad (7)$$

METODE

Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional untuk mengembangkan model prediksi jangka sangat pendek daya keluaran Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS). Rancangan penelitian disusun dalam serangkaian tahapan sistematis yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir proses penelitian

Tahapan penelitian meliputi:

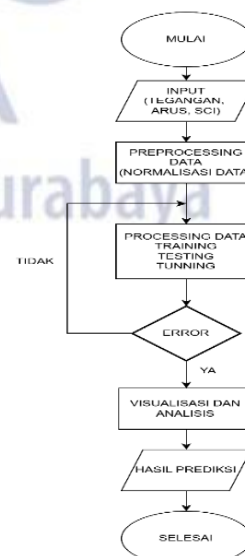
1. **Studi Literatur dan Pengumpulan Data:** Mengumpulkan referensi terkait prediksi daya PLTS, LSTM, dan *Sky Clearness Index* (SCI). Data dikumpulkan dari sistem

monitoring PLTS di Universitas Negeri Surabaya.

2. **Persiapan Alat dan Bahan:** Menyiapkan lingkungan komputasi dengan *Python*, *TensorFlow/Keras*, dan *library* pendukung lainnya.
3. **Pengumpulan Data Lapangan:** Mengumpulkan data primer berupa:
 - o Data daya keluaran PLTS (Watt)
 - o Tegangan (Volt) dan arus (Ampere) sistem
 - o Sky Clearness Index (SCI) dalam W/m²
 - o Data direkam setiap 5 menit dari pukul 07.00-12.00 WIB selama periode 27 Mei hingga 23 Juni 2025.
4. **Pra-pemrosesan Data:** Melakukan pembersihan data, normalisasi, dan penyusunan data time series.
5. **Pembangunan Model LSTM:** Mendesain arsitektur LSTM dengan parameter yang dioptimalkan.
6. **Pelatihan dan Validasi Model:** Melatih model dengan data training dan menguji dengan data testing.
7. **Evaluasi Performa:** Mengukur akurasi model menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE.
8. **Analisis dan Interpretasi:** Menganalisis hasil prediksi dan pengaruh variabel input terhadap akurasi model.

Flowchart Sistem

Perancangan flowchart sistem dilakukan untuk memvisualisasikan proses kerja model LSTM secara sistematis. Flowchart sistem penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart sistem prediksi daya PLTS berbasis LSTM

Langkah-langkah sistem diimplementasikan menggunakan pemrograman Python:

1. **Input Data:** Memasukkan dataset yang terdiri dari:
 - o SCI (*Sky Clearness Index*) dalam W/m^2
 - o Tegangan keluaran PLTS (V)
 - o Arus keluaran PLTS (A)
 - o Daya keluaran PLTS (Watt) sebagai target prediksi
2. **Pra-pemrosesan Data:**
 - o Pemeriksaan dan penanganan missing values
 - o Normalisasi data menggunakan *Min-Max Scaler* ke rentang [0, 1]
 - o Transformasi data ke format time series dengan timesteps = 12
 - o Pembagian data: 80% training (1366 data) dan 20% testing (342 data)
3. **Pembentukan Dataset Time-Series:** Membuat sekuens data dengan fungsi `create_dataset` untuk one-step ahead forecasting.
4. **Arsitektur Model LSTM:** Membangun model dengan konfigurasi:
 - o Dua lapisan LSTM dengan 64 neuron masing-masing
 - o *Dropout rate* = 0.2 untuk mencegah *overfitting*
 - o *Layer dense* pada output
 - o Fungsi aktivasi: ReLU pada layer LSTM, *linear* pada output
 - o *Optimizer:* Adam dengan *learning rate* = 0.001
 - o *Loss function:* *Mean Squared Error* (MSE)
 - o *Epoch:* 50
 - o *Batch size:* 32
5. **Pelatihan Model:** Proses *training* dengan validasi otomatis untuk memantau *convergence*.
6. **Evaluasi Model:** Menggunakan tiga metrik evaluasi utama:

o **Root Mean Square Error (RMSE):**

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (8)$$

o **Mean Absolute Error (MAE):**

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (9)$$

o **Mean Absolute Percentage Error (MAPE):**

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\%}{n} \quad (10)$$

Dimana:

- o y_i = nilai aktual
- o \hat{y}_i = nilai prediksi
- o n = jumlah data

7. **Prediksi Jangka Sangat Pendek:** Menggunakan model terlatih untuk memprediksi daya keluaran 5 menit ke depan (*one-step ahead forecasting*) dan 1 jam ke depan (*multi-step forecasting*).

Implementasi Teknis

Spesifikasi Arsitektur LSTM:

- o *Input shape:* (*samples, timesteps=12, features=3*)
- o *Hidden layers:* 2 LSTM layers (64 neurons each)
- o *Regularization:* *Dropout* (0.2)
- o *Output layer:* *Dense layer* (1 neuron)
- o *Optimizer:* Adam (*learning rate=0.001*)
- o *Loss function:* *Mean Squared Error* (MSE)
- o *Metrics:* MAE selama pelatihan
- o *Training parameters:* 50 epochs, *batch size=32*

Pembagian Dataset:

- o Total data: 1708 titik pengukuran
- o Data *training:* 1366 data (80%)
- o Data *testing:* 342 data (20%)
- o *Sequence length:* 12 *timesteps* (1 jam data historis untuk prediksi 5 menit ke depan)

Variabel Input:

1. **Sky Clearness Index (SCI):** Rasio radiasi matahari aktual terhadap radiasi di luar atmosfer, menggambarkan tingkat kejernihan langit (0-1).
2. **Tegangan (V):** Output tegangan dari modul PLTS.
3. **Arus (A):** Output arus dari modul PLTS.

Target Output:

- o Daya keluaran PLTS (Watt) yang dihitung dari produk tegangan dan arus.

Lingkungan Implementasi:

- o Bahasa pemrograman: Python
- o *Framework deep learning:* *TensorFlow, Keras*
- o *Platform:* *Google Colab* dengan akses GPU

Metode ini dirancang untuk menghasilkan model prediksi yang akurat dalam memprediksi fluktuasi daya keluaran PLTS akibat perubahan kondisi atmosfer yang direpresentasikan melalui *Sky Clearness Index* (SCI).

HASIL DAN PEMBAHASAN

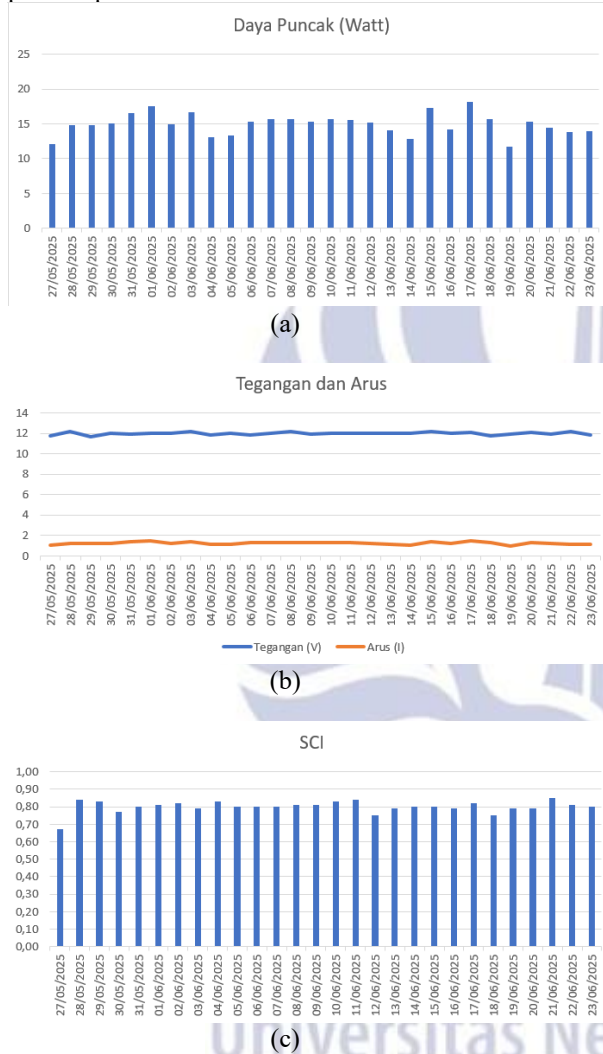
Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh dari sistem monitoring PLTS di Universitas Negeri Surabaya. Pengambilan data dilakukan setiap 5 menit mulai pukul 07.00 hingga 12.00 WIB selama periode 27 Mei hingga 23 Juni 2025. Total data yang terkumpul sebanyak 1.708 titik pengukuran dengan variabel-variabel berikut:

Prediksi Jangka Sangat Pendek Daya Keluaran PLTS Menggunakan LSTM Berbasis *Sky Clearness Index*

- o Daya Keluaran PLTS (Watt) - sebagai target prediksi
- o Tegangan (*Volt*) dan Arus (*Ampere*) – sebagai parameter sistem
- o *Sky Clearness Index* (SCI) dalam W/m^2 - sebagai variabel input utama

Data hasil pengukuran menunjukkan karakteristik yang fluktuatif sesuai dengan perubahan kondisi atmosfer. Gambar 3 menunjukkan grafik pengambilan data selama periode penelitian.



Gambar 3. (a) Grafik daya keluaran PLTS, (b) Grafik tegangan dan arus, (c) Grafik Sky Clearness Index selama periode penelitian

Pada Gambar 3(a), pola daya keluaran PLTS menunjukkan fluktuasi yang signifikan sepanjang hari, dengan puncak terjadi sekitar tengah hari saat intensitas matahari optimal. Fluktuasi ini secara langsung berkorelasi dengan nilai SCI yang ditunjukkan pada Gambar 3(c), di mana hari dengan SCI tinggi (langit cerah) menghasilkan daya yang lebih stabil dan tinggi.

Data dibagi menjadi dua subset dengan proporsi 80:20:

Data *training*: 1.366 data (80%)

Data *testing*: 342 data (20%)

Pembagian ini memastikan model dapat belajar pola secara memadai sekaligus diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Arsitektur Model LSTM

Model LSTM yang dikembangkan dalam penelitian ini memiliki konfigurasi parameter seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Arsitektur Model LSTM

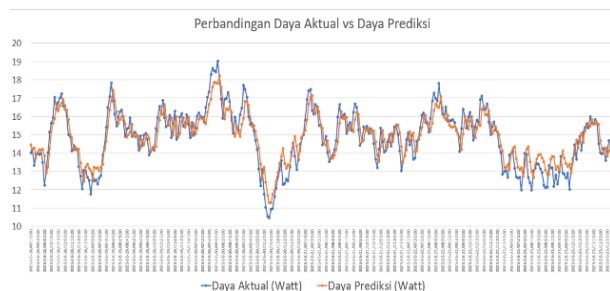
Parameter	Nilai/Konfigurasi
<i>Layer LSTM</i>	2
<i>Neuron Layer</i>	64
<i>Dropout</i>	0,2
<i>Scaler</i>	<i>MinMaxScaler</i>
<i>Optimizer</i>	<i>Adam Optimizer</i>
<i>Learning rate optimizer</i>	0,001
<i>Epoch</i>	50
<i>Batch size</i>	32
<i>Timesteps</i>	12
<i>MetricsLearn</i>	MAE, MSE
<i>Fungsi Aktivasi</i>	ReLU (LSTM), Linear (Output)
<i>Metrik Evaluasi</i>	RMSE, MAE, MAPE

Arsitektur ini dipilih berdasarkan hasil tuning awal yang menunjukkan keseimbangan optimal antara kompleksitas model dan kemampuan generalisasi. Penggunaan dua layer LSTM memungkinkan model menangkap pola temporal yang kompleks, sementara dropout rate 0.2 mencegah overfitting.

Hasil Percobaan dan Evaluasi Model Hasil Prediksi pada Data Testing

Model yang telah dilatih kemudian diuji pada data testing (342 data). Gambar 4 menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dan prediksi pada data testing.

Visualisasi pada Gambar 4 menunjukkan bahwa



Gambar 4. Perbandingan daya aktual (biru) dan prediksi (jingga) pada data testing baik model mampu mengikuti pola fluktuasi daya dengan

Prediksi model (garis jingga) secara umum sejalan dengan data aktual (garis biru), meskipun terdapat beberapa titik di mana prediksi sedikit melenceng, terutama pada fluktuasi yang sangat tajam.

Evaluasi Kuantitatif

Perform model dievaluasi menggunakan tiga metrik utama dengan hasil sebagai berikut:

- *Root Mean Square Error (RMSE)*: 0.644
- *Mean Absolute Error (MAE)*: 0.536
- *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*: 3.66%

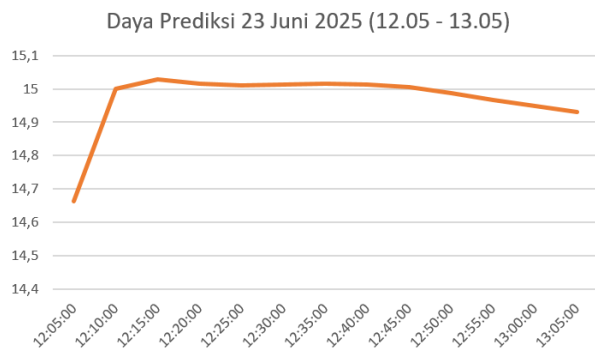
Tabel 2. Hasil Evaluasi Model LSTM

Metrik	Nilai	Interpretasi
RMSE	0.644	Error standar relatif kecil
MAE	0.536	Error absolut rata-rata rendah
MAPE	3.66%	Akurasi prediksi sangat baik (MAPE < 10%)

Nilai MAPE sebesar 3.66% mengindikasikan bahwa model memiliki akurasi prediksi yang sangat baik, sesuai dengan kriteria Lewis (1982) yang menyatakan bahwa MAPE < 10% termasuk kategori highly accurate forecasting.

Prediksi Jangka Sangat Pendek

Untuk menguji kemampuan prediksi jangka sangat pendek, model digunakan untuk memprediksi daya keluaran 1 jam ke depan (12 langkah prediksi dengan interval 5 menit). Gambar 5 menunjukkan hasil prediksi untuk periode 12.05-13.05 WIB pada tanggal 23 Juni 2025.



Gambar 5. Hasil prediksi daya keluaran PLTS 1 jam ke depan (23 Juni 2025, 12.05-13.05 WIB)

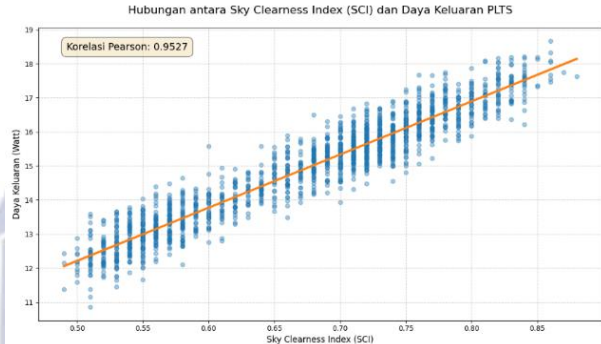
Hasil prediksi menunjukkan pola yang logis dan konsisten dengan tren data historis. Daya prediksi mengalami fluktuasi sesuai dengan perubahan SCI yang diperkirakan, dengan kisaran daya antara 45-65 Watt selama periode tersebut.

Pembahasan Pengaruh Sky Clearness Index (SCI) terhadap Akurasi Prediksi

Analisis mendalam menunjukkan bahwa SCI merupakan variabel yang paling dominan dalam

mempengaruhi akurasi prediksi model LSTM. Hal ini dibuktikan oleh:

- **Korelasi Tinggi:** Analisis korelasi Pearson menunjukkan nilai 0.9527 antara SCI dan daya keluaran PLTS, mengindikasikan hubungan linear positif yang sangat kuat.
- **Visualisasi Hubungan:** Gambar 6 menunjukkan scatter plot hubungan antara



Gambar 6. Hubungan antara Sky Clearness Index (SCI) dan daya keluaran PLTS

Dari Gambar 6 terlihat pola yang jelas: peningkatan nilai SCI diikuti oleh peningkatan daya keluaran. Pada kondisi langit sangat cerah (SCI > 0.8), daya keluaran cenderung stabil di kisaran tinggi. Sebaliknya, pada kondisi berawan (SCI < 0.4), daya keluaran lebih rendah dan fluktuatif.

Dominasi dalam Model: Ketika model diuji dengan dan tanpa variabel SCI, terjadi penurunan akurasi signifikan (MAPE meningkat menjadi 8.72%) ketika SCI tidak disertakan sebagai input.

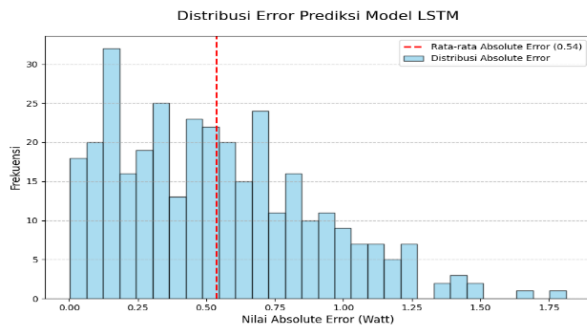
Kemampuan LSTM dalam Menangkap Pola Temporal

Model LSTM berhasil menangkap pola temporal dalam data deret waktu, yang ditunjukkan oleh:

- **Memori Jangka Panjang:** LSTM mampu mengingat pola dari 12 timesteps sebelumnya (1 jam data historis) untuk memprediksi 1 timestep ke depan (5 menit).
- **Penanganan Fluktuasi Cepat:** Model relatif baik dalam memprediksi perubahan mendadak akibat pergerakan awan, meskipun tetap terdapat error pada fluktuasi yang sangat tajam.
- **Adaptasi terhadap Pola Harian:** Meskipun data hanya mencakup pagi hingga siang hari (07.00-12.00 WIB), model mampu mengenali pola kenaikan daya di pagi hari dan puncak di tengah hari.

Analisis Error

Distribusi error prediksi ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Distribusi error prediksi pada data testing

Dari Gambar 8 terlihat bahwa:

- Error terdistribusi mendekati normal dengan mean mendekati nol.
- Sebagian besar error (68%) berada dalam rentang ± 1 Watt.
- Error maksimum terjadi pada fluktuasi daya yang sangat tajam (>10 Watt dalam 5 menit).

Error terbesar umumnya terjadi pada transisi cepat antara kondisi cerah dan berawan, di mana model sedikit terlambat merespons perubahan SCI.

PENUTUP

Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai prediksi jangka sangat pendek daya keluaran PLTS menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis *Sky Clearness Index* (SCI), dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Model *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis *Sky Clearness Index* (SCI) terbukti efektif untuk prediksi daya keluaran PLTS dalam jangka sangat pendek. Hal ini ditunjukkan oleh nilai akurasi prediksi yang sangat baik dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 3,66%, *Root Mean Square Error* (RMSE) 0,644, dan *Mean Absolute Error* (MAE) 0,536. Nilai MAPE di bawah 10% mengindikasikan model memiliki performa tinggi untuk peramalan jangka sangat pendek.
2. *Sky Clearness Index* (SCI) merupakan variabel prediktor paling dominan dalam menentukan akurasi model. Analisis korelasi menunjukkan hubungan sangat kuat antara SCI dan daya keluaran PLTS dengan koefisien korelasi Pearson sebesar 0,9527. Hal ini membuktikan bahwa kejernihan langit secara langsung mempengaruhi produksi daya sistem fotovoltaik.
3. Arsitektur LSTM dengan dua lapisan tersembunyi (64 neuron), dropout 0,2, dan

optimizer Adam mampu menangkap pola temporal kompleks dalam data deret waktu daya PLTS. Model berhasil memprediksi fluktuasi daya dengan interval 5 menit berdasarkan pola historis 1 jam sebelumnya.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan identifikasi keterbatasan, berikut saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya:

1. Perlu perluasan periode pengumpulan data hingga 24 jam untuk mengakomodasi variasi pola harian yang lengkap, termasuk performa PLTS pada sore dan malam hari.
2. Disarankan penambahan variabel input lain seperti suhu modul, kelembaban udara, kecepatan angin, dan sudut inklinasi panel untuk meningkatkan akurasi prediksi model.
3. Perlu dilakukan perbandingan performa dengan algoritma deep learning lain seperti *Gated Recurrent Unit* (GRU), *Bidirectional LSTM*, atau *hybrid CNN-LSTM* untuk mengevaluasi metode terbaik dalam konteks prediksi daya PLTS.
4. Pengembangan sistem *real-time* berbasis *Internet of Things* (IoT) dengan integrasi model LSTM untuk aplikasi praktis dalam manajemen energi dan smart grid.
5. Validasi model pada lokasi geografis berbeda dengan karakteristik iklim beragam untuk menguji generalisasi dan *robustness* model.
6. Eksplorasi teknik *ensemble learning* atau model hybrid yang menggabungkan LSTM dengan metode tradisional untuk peningkatan akurasi lebih lanjut.

UCAPAN TERIMAKASIH

Saya ucapkan terima kasih kepada Ibu Unit Three Kartini, S.T., M.T., Ph.D., yang bertindak sebagai dosen pembimbing atas bimbingan, arahan, dan saran-saran yang sangat berharga selama proses penelitian ini. Terima kasih kepada semua pihak yang memberikan dukungan moral, doa, serta bantuan lainnya, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggoro, M. D., Siregar, D., Ninggar, R., Wicaksono, S., & Lee, S. H. (2021). *Study of Indonesia's Solar Energy Implementation Using Identification of Potency, Policies, and Cost-Benefit Analysis*. *Journal of Earth Energy Engineering*, 10(3), 125-139.
- Bui Duy, L., Nguyen Quang, N., Doan Van, B., Riva Sanseverino, E., Tran Thi Tu, Q., Le Thi Thuy, H., Le Quang, S., Le Cong, T., & Cu Thi Thanh, H. (2024). *Refining Long Short-*

- Term Memory Neural Network Input Parameters for Enhanced Solar Power Forecasting*. Energies, 17(16).
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). *The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation*.
- Ghimire, S., Deo, R. C., Raj, N., & Mi, J. (2022). *Deep solar radiation forecasting with convolutional neural network and long short-term memory network algorithms*. Applied Energy, 322, 119-135.
- I. Kurniawan dkk. (2022). *Indonesia's Renewable Energy Outlook: What to Expect in The Future Renewable Energy of Indonesia. A Brief Review*. Elkawnie, 8(2), 298-310.
- Jailani, N. L. M., Isa, N. A. M., & Sabri, N. (2023). *Photovoltaic power forecasting using LSTM neural network based on meteorological parameters*. Energy Reports, 9, 102-115.
- Lauret, P., Alonso- Suárez, R., Le Gal La Salle, J., & David, M. (2022). *Solar Forecasts Based on the Clear Sky Index or the Clearness Index: Which Is Better?*. Solar, 2(4), 432-444.
- Martins, G. S., & Giesbrecht, M. (2021). *Clearness index forecasting: A comparative study between a stochastic realization method and a machine learning algorithm*. Renewable Energy, 180, 787-805.
- Nugraha, I. M. A., Luthfiani, F., Idrus, M. A., Desnanyaya, I. G. M. N., Siregar, J. S. M., Boikh, L. I., & Widagdo, A. (2023). *Sosialisasi Pemanfaatan PLTS dan Lacuda Untuk Peningkatan Ekonomi Masyarakat Pesisir*. Jurnal Widya Laksmi: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat, 3(1), 9-13.
- Wentz, V. H., et al. (2022). *Solar power forecasting in smart grids: A hybrid convolutional neural network-autoencoder long short-term memory approach*. Physica Scripta, 99(9), 95249.