



PREDIKSI POTENSI ENERGI SURYA DAN ANGIN MENGGUNAKAN MODEL LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) BERBASIS DATA METEOROLOGI

Solar and Wind Energy Potential Forecasting Using a Long Short-Term Memory (LSTM) Model Based on Meteorological Data

Muh. Zulfadly A. Suyuti^{1*}, Taufik Syam², Nurul Chairunnisa Noor³

^{1,3}Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Indonesia

²Badan Riset dan Inovasi Nasional, Indonesia

*¹Email: zulfadli@ith.ac.id

²Email: taufik.syam@brin.go.id

³Email: nurulnoor@ith.ac.id

Abstract

The global transition toward renewable energy requires accurate forecasting systems to support effective planning and operational management of power generation. This study aims to analyze and forecast solar and wind energy potential using a Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning model. The dataset consists of secondary meteorological data from July–August 2025 with an initial 5-minute resolution, resampled into hourly data. The analyzed variables include global horizontal irradiance (GHI), air temperature, and wind speed at 10 meters. Separate models were developed for solar and wind energy forecasting. Solar modeling was conducted during daylight conditions ($GHI > 50 \text{ W/m}^2$), while wind modeling utilized full 24-hour data. The solar model achieved a Mean Absolute Error (MAE) of 28.02 Watts, RMSE of 34.09 Watts, and an R^2 value of 0.742. Meanwhile, the wind model obtained an MAE of 4.54 W/m^2 , RMSE of 7.07 W/m^2 , and an R^2 value of 0.649. These results indicate that the LSTM approach provides good predictive performance for solar energy and moderate performance for wind energy in short-term forecasting.

Keywords: Solar energy, Wind energy, LSTM, Deep learning, Energy forecasting

Abstrak

Transisi global menuju energi terbarukan membutuhkan sistem peramalan yang akurat untuk mendukung perencanaan dan manajemen operasional pembangkit listrik yang efektif. Studi ini bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan potensi energi surya dan angin menggunakan model pembelajaran mendalam Long Short-Term Memory (LSTM). Dataset terdiri dari data meteorologi sekunder dari Juli–Agustus 2025 dengan resolusi awal 5 menit, yang diresampling menjadi data per jam. Variabel yang dianalisis meliputi iradiasi horizontal global (GHI), suhu udara, dan kecepatan angin pada ketinggian 10 meter. Model terpisah dikembangkan untuk peramalan energi surya dan angin. Pemodelan surya dilakukan selama kondisi siang hari ($GHI > 50 \text{ W/m}^2$), sedangkan pemodelan angin menggunakan data 24 jam penuh. Model surya mencapai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 28,02 Watt, RMSE sebesar 34,09 Watt, dan nilai R^2 sebesar 0,742. Sementara itu, model angin memperoleh MAE sebesar 4,54 W/m^2 , RMSE sebesar 7,07 W/m^2 , dan nilai R^2 sebesar 0,649. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan LSTM memberikan kinerja prediksi yang baik untuk energi surya dan kinerja yang moderat untuk energi angin dalam peramalan jangka pendek.

Kata Kunci: Energi surya, Energi angin, LSTM, Deep learning, Prediksi energi

PENDAHULUAN

Energi listrik merupakan komponen fundamental dalam mendukung pembangunan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat. Peningkatan kebutuhan energi yang terus berkembang mendorong pergeseran dari sumber energi fosil menuju energi terbarukan yang lebih berkelanjutan dan ramah lingkungan (International Energy Agency, 2022). Energi angin dan energi surya menjadi dua sumber energi terbarukan yang pertumbuhannya paling signifikan secara global karena ketersediaannya yang melimpah serta teknologi konversinya yang semakin efisien (REN21, 2023). Dalam konteks wilayah pesisir tropis seperti Kota Parepare, Sulawesi Selatan, karakteristik meteorologi berupa kecepatan angin laut, intensitas radiasi matahari yang tinggi, dan suhu udara yang relatif stabil sepanjang tahun menunjukkan potensi signifikan untuk pengembangan sistem pembangkit energi terbarukan berbasis angin dan surya.

Meskipun demikian, sumber energi terbarukan memiliki karakteristik intermiten dan fluktuatif yang dipengaruhi oleh kondisi atmosfer dan variabilitas iklim (Manwell et al., 2010). Variasi temporal pada kecepatan angin dan radiasi matahari menyebabkan ketidakpastian dalam estimasi produksi energi, sehingga diperlukan pendekatan analitis yang mampu memodelkan dinamika data deret waktu secara akurat. Secara konvensional, analisis potensi energi dilakukan menggunakan pendekatan statistik seperti distribusi Weibull untuk angin dan model performa panel surya berbasis radiasi (Duffie & Beckman, 2013). Namun, pendekatan tersebut cenderung terbatas dalam menangkap hubungan non-linear dan dependensi jangka panjang antar variabel meteorologi.

Perkembangan teknologi komputasi dan kecerdasan buatan memberikan alternatif pendekatan yang lebih adaptif melalui machine learning. Metode berbasis Artificial Neural Network (ANN) telah banyak digunakan dalam prediksi energi angin dan surya karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks pada data historis (Zhang et al., 2018). Lebih lanjut, arsitektur Deep Learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) terbukti efektif dalam pemodelan data time-series karena mampu mengatasi permasalahan vanishing gradient dan menangkap dependensi temporal jangka panjang (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Beberapa penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional dalam prediksi daya keluaran pembangkit energi terbarukan (Wang et al., 2019).

Dalam konteks regional, studi mengenai prediksi potensi energi terbarukan berbasis integrasi parameter kecepatan angin, radiasi matahari, dan suhu udara di wilayah Sulawesi Selatan masih relatif terbatas. Sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada analisis tunggal, baik potensi angin maupun surya secara terpisah. Padahal, pendekatan integratif berbasis data meteorologi multi-parameter berpotensi memberikan estimasi yang lebih komprehensif, terutama untuk perencanaan sistem pembangkit energi hybrid. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang mampu mengintegrasikan parameter-parameter tersebut dalam satu model prediktif berbasis deep learning.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi potensi pembangkit energi terbarukan di Kota Parepare menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) berbasis data kecepatan angin, radiasi matahari, dan suhu udara. Pertanyaan penelitian yang diajukan meliputi: (1) bagaimana karakteristik pola temporal parameter

meteorologi di Kota Parepare; (2) seberapa akurat model LSTM dalam memprediksi potensi energi terbarukan; serta (3) bagaimana implikasi hasil prediksi terhadap perencanaan pengembangan sistem energi terbarukan di wilayah tersebut. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode prediksi energi terbarukan berbasis deep learning serta menjadi dasar pertimbangan dalam perencanaan sistem energi berkelanjutan di tingkat daerah.

Energi Terbarukan dan Karakteristik Sumber Daya Meteorologi

Energi terbarukan merupakan energi yang berasal dari sumber daya alam yang dapat diperbaharui secara alami dan berkelanjutan, seperti angin dan radiasi matahari. Pengembangan energi angin dan surya menjadi fokus global dalam transisi energi karena sifatnya yang rendah emisi karbon dan tersedia secara melimpah (International Energy Agency, 2022). Energi angin dikonversi menjadi energi listrik melalui turbin angin dengan daya keluaran yang dipengaruhi oleh kecepatan angin dan karakteristik turbin (Manwell et al., 2010). Secara teoritis, daya angin berbanding lurus dengan pangkat tiga dari kecepatan angin, sehingga perubahan kecil pada kecepatan angin dapat menghasilkan perubahan signifikan pada daya yang dihasilkan.

Sementara itu, energi surya bergantung pada intensitas radiasi matahari yang diterima permukaan panel serta suhu operasi modul fotovoltaik. Efisiensi panel surya dipengaruhi oleh kenaikan suhu sel, di mana peningkatan suhu umumnya menurunkan performa konversi energi (Duffie & Beckman, 2013). Oleh karena itu, analisis potensi energi terbarukan berbasis meteorologi perlu mempertimbangkan integrasi parameter kecepatan angin, radiasi matahari, dan suhu udara secara simultan.

Karakteristik utama sumber energi terbarukan adalah sifatnya yang intermiten dan fluktuatif akibat variabilitas kondisi atmosfer (REN21, 2023). Variabilitas ini menimbulkan tantangan dalam perencanaan sistem pembangkit, sehingga diperlukan pendekatan prediktif yang mampu mengestimasi potensi energi secara akurat berdasarkan pola historis data.

Time-Series Forecasting dalam Energi Terbarukan

Time-series forecasting merupakan pendekatan analitis yang digunakan untuk memprediksi nilai masa depan berdasarkan pola historis data deret waktu. Dalam konteks energi terbarukan, data meteorologi seperti kecepatan angin, radiasi matahari, dan suhu udara memiliki karakteristik temporal yang kompleks, termasuk pola musiman, tren jangka panjang, dan fluktuasi harian (Zhang et al., 2018).

Pendekatan konvensional dalam prediksi energi meliputi metode statistik seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Namun, model statistik tradisional memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non-linear antar variabel (Box et al., 2015). Kompleksitas hubungan antara parameter meteorologi dan daya keluaran pembangkit mendorong penggunaan metode berbasis machine learning yang lebih adaptif.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa pendekatan machine learning mampu meningkatkan akurasi prediksi energi angin dan surya dibandingkan metode statistik klasik (Wang et al., 2019). Hal ini disebabkan oleh kemampuan algoritma pembelajaran mesin dalam mengenali pola tersembunyi (hidden patterns) serta interaksi non-linear dalam data multidimensi.

Machine Learning dan Deep Learning untuk Prediksi Energi

Machine learning merupakan cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Algoritma seperti Random Forest, Support Vector Machine, dan Gradient Boosting telah banyak diterapkan dalam prediksi daya energi terbarukan karena kemampuannya dalam menangani data non-linear dan kompleks (Breiman, 2001).

Perkembangan lebih lanjut mengarah pada Deep Learning, yaitu pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan (deep neural networks). Deep learning memiliki keunggulan dalam memodelkan data berskala besar dan pola sekuensial (Goodfellow et al., 2016). Dalam konteks time-series, arsitektur Recurrent Neural Network (RNN) dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan jaringan saraf konvensional dalam menangani data berurutan.

Long Short-Term Memory (LSTM) diperkenalkan untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient pada RNN melalui mekanisme memory cell dan gating system (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). LSTM mampu menyimpan informasi jangka panjang serta mengidentifikasi pola temporal kompleks pada data deret waktu. Penelitian-penelitian terbaru menunjukkan bahwa model LSTM memberikan performa unggul dalam prediksi daya angin dan energi surya dibandingkan metode konvensional maupun machine learning klasik (Wang et al., 2019).

Integrasi Multi-Parameter Meteorologi dalam Model Prediktif

Pendekatan integratif yang menggabungkan beberapa parameter meteorologi dalam satu model prediktif memberikan hasil yang lebih komprehensif dibandingkan pendekatan tunggal. Kecepatan angin memengaruhi potensi energi turbin angin, radiasi matahari menentukan daya fotovoltaik, sementara suhu udara memengaruhi efisiensi sistem konversi energi. Integrasi ketiga parameter tersebut memungkinkan estimasi potensi energi hybrid yang lebih realistis (Manwell et al., 2010).

Dalam konteks wilayah pesisir tropis seperti Kota Parepare, kombinasi karakteristik angin laut dan intensitas radiasi matahari yang tinggi berpotensi mendukung pengembangan sistem pembangkit energi hybrid. Namun, studi yang mengintegrasikan ketiga parameter meteorologi dalam model deep learning berbasis time-series di wilayah Sulawesi Selatan masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini memposisikan diri pada pengembangan model prediksi berbasis LSTM yang mengintegrasikan parameter kecepatan angin, radiasi matahari, dan suhu udara untuk menghasilkan estimasi potensi energi terbarukan yang lebih akurat dan adaptif.

METODE

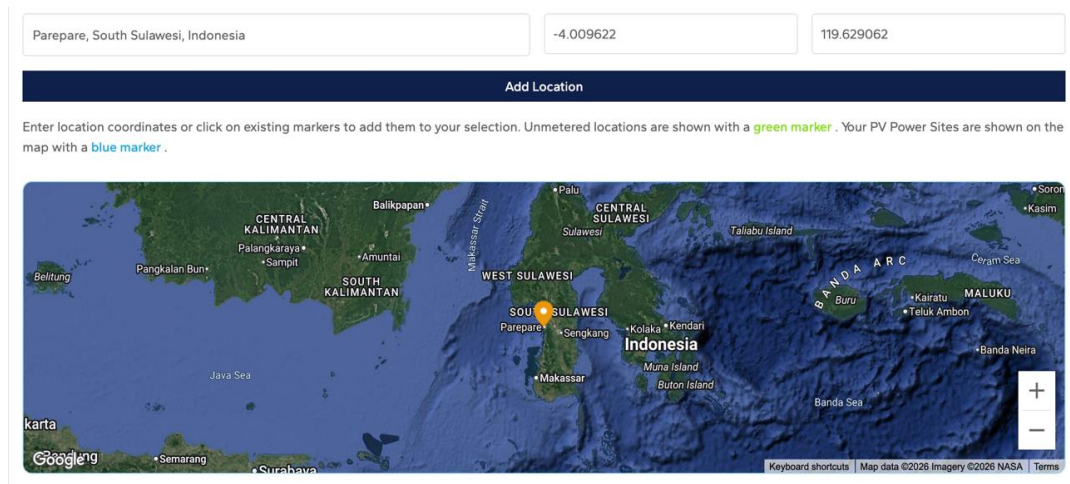
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis pemodelan komputasi untuk memprediksi potensi pembangkit energi terbarukan di Kota Parepare, Sulawesi Selatan. Metode yang digunakan adalah Deep Learning dengan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memodelkan data time-series parameter meteorologi. Penelitian ini bersifat prediktif dengan memanfaatkan data sekunder berbasis satelit dan pemodelan atmosfer yang diperoleh dari platform Solcast.

Sumber dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari platform Solcast, yaitu penyedia data meteorologi berbasis citra satelit dan model numerik atmosfer. Data Solcast telah banyak digunakan dalam analisis performa sistem fotovoltaik dan estimasi radiasi global horizontal (GHI).

Parameter yang digunakan meliputi: 1) Kecepatan angin (m/s); 2) Radiasi matahari global (W/m^2); 3) Suhu udara ($^{\circ}C$).

Data diambil berdasarkan koordinat geografis Kota Parepare, Sulawesi Selatan, dengan rentan 1 bulan mulai bulan Juli hingga Agustus 2025 dengan interval data setiap 5 menit.



Gambar 1. Lokasi Pengambilan Data Sekunder melalui Website Solcast

Penggunaan data sekunder berbasis satelit memiliki beberapa keunggulan, antara lain cakupan spasial yang luas, konsistensi temporal, serta ketersediaan historis jangka panjang. Namun demikian, data ini tetap memiliki keterbatasan berupa potensi deviasi terhadap pengukuran lapangan secara langsung.

Tahap Penelitian

a. Akuisisi dan Validasi Awal Data

Data diunduh melalui Application Programming Interface (API) Solcast dan difilter berdasarkan koordinat wilayah penelitian. Pemeriksaan awal dilakukan untuk memastikan kelengkapan data dan konsistensi format time-series.

b. Preprocessing Data

Tahapan preprocessing meliputi:

- Pemeriksaan dan penanganan missing values
- Deteksi outlier menggunakan metode statistik
- Normalisasi menggunakan Min-Max Scaling

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

c. Feature Engineering

Untuk meningkatkan kemampuan prediksi model, dilakukan pembentukan fitur turunan berupa:

- Wind Power Densisty

$$P = \frac{1}{2} \rho v^3$$

- Estimasi daya surya teoritis

$$P_{solar} = G \times A \times \eta$$

- Lag features (t-1, t-2, t-3)
- Moving average periodik

d. Pembentukan Model LSTM

Model LSTM digunakan karena kemampuannya dalam menangkap pola temporal jangka panjang dan hubungan non-linear antar variabel (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Arsitektur model terdiri dari:

- Input Layer
- Dua LSTM Layer
- Dropout Layer
- Dense Output Layer

Model dilatih menggunakan data training sebesar 80% dan diuji menggunakan 20% data testing dengan skema pembagian kronologis.

e. Evaluasi Model

Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik:

- Mean Absolute Error (MAE)
- Root Mean Square Error (RMSE)
- Koefisien Determinasi (R^2)

Analisis tambahan dilakukan untuk menilai stabilitas model dan pola kesalahan prediksi.

Seluruh proses pengolahan data, mulai dari akuisisi data, preprocessing, feature engineering, hingga pembangunan dan evaluasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python. Pemanfaatan Python memungkinkan integrasi berbagai pustaka ilmiah seperti Pandas dan NumPy untuk pengolahan data, Scikit-learn untuk preprocessing, serta TensorFlow/Keras untuk pembangunan model LSTM. Penggunaan lingkungan komputasi berbasis Python mendukung reproduktibilitas penelitian serta fleksibilitas dalam pengembangan dan pengujian model prediktif.

Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan model prediksi yang adaptif terhadap pola temporal dan hubungan non-linear antar variabel meteorologi, sehingga dapat memberikan estimasi potensi energi terbarukan yang lebih akurat dan aplikatif bagi perencanaan sistem energi di Kota Parepare.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Umum Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data meteorologi sekunder periode Juli–Agustus 2025 dengan resolusi awal 5 menit yang kemudian diolah menjadi resolusi per jam. Variabel yang dianalisis meliputi radiasi matahari global (GHI), suhu udara (air temperature), dan kecepatan angin pada ketinggian 10 meter.

Untuk pemodelan energi surya, data difilter hanya pada kondisi daylight (GHI > 50 W/m²) guna memastikan bahwa analisis difokuskan pada periode efektif produksi daya fotovoltaik. Sementara itu, pemodelan energi angin menggunakan data 24 jam penuh karena karakteristik angin yang tidak bergantung pada siklus siang dan malam.

Tabel 1. Raw Data Meteorologi Sekunder

| timestamp | air_temp | dni | ghi | wind_speed_10m |
|---------------------------|----------|-----|-----|----------------|
| 2025-07-01 00:00:00+08:00 | 25.0 | 0.0 | 0.0 | 3.790909 |
| 2025-07-02 00:00:00+08:00 | 25.0 | 0.0 | 0.0 | 4.216667 |
| 2025-07-03 00:00:00+08:00 | 25.0 | 0.0 | 0.0 | 4.475000 |
| 2025-07-03 00:00:00+08:00 | 25.0 | 0.0 | 0.0 | 4.416667 |
| .. | .. | .. | .. | .. |

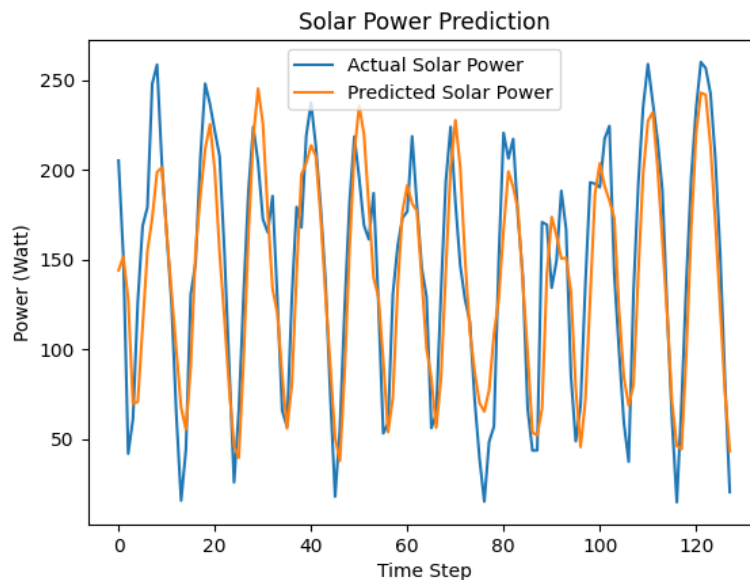
Hasil Prediksi Energi Surya

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian model Long Short-Term Memory (LSTM), diperoleh nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 28,02 Watt, Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 34,09 Watt, dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,742.

Nilai R^2 sebesar 0,742 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 74,2% variasi daya surya yang dihasilkan selama periode pengamatan. Hal ini mengindikasikan bahwa model LSTM memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menangkap hubungan nonlinier antara radiasi matahari (GHI), suhu udara, dan estimasi daya fotovoltaik pada periode siang hari.

Nilai RMSE yang sedikit lebih tinggi dibandingkan MAE menunjukkan adanya beberapa deviasi prediksi pada kondisi tertentu, terutama saat terjadi perubahan radiasi matahari secara cepat. Kondisi ini umumnya disebabkan oleh variabilitas atmosfer jangka pendek seperti pergerakan awan yang sulit diprediksi secara presisi oleh model berbasis data historis.

Secara keseluruhan, performa model dapat dikategorikan baik untuk studi prediksi jangka pendek, terutama dengan mempertimbangkan bahwa data yang digunakan hanya mencakup periode dua bulan pengamatan.



Gambar 2. Prediksi Potensi Energi Surya

Berdasarkan grafik Solar Power Prediction, terlihat bahwa kurva hasil prediksi (garis oranye) mampu mengikuti pola kurva aktual (garis biru) dengan cukup konsisten. Pola harian energi surya yang berbentuk kurva lonceng (meningkat di

pagi hari, puncak di siang hari, lalu menurun di sore hari) berhasil direpresentasikan dengan baik oleh model LSTM.

Model menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangkap pola periodik harian yang relatif stabil. Namun demikian, pada beberapa titik puncak terlihat bahwa nilai prediksi cenderung sedikit lebih rendah dibandingkan nilai aktual (underestimation). Hal ini menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam menangkap lonjakan maksimum radiasi secara presisi.

Selain itu, pada beberapa periode transisi (kenaikan atau penurunan tajam), terlihat adanya deviasi kecil antara kurva aktual dan prediksi. Fenomena ini umum terjadi pada sistem energi surya karena fluktuasi radiasi yang dipengaruhi oleh kondisi atmosfer jangka pendek, seperti pergerakan awan.

Secara visual, kesesuaian pola antara kedua kurva cukup baik dan konsisten dengan nilai R^2 sebesar 0,742 yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang tergolong baik untuk studi jangka pendek.

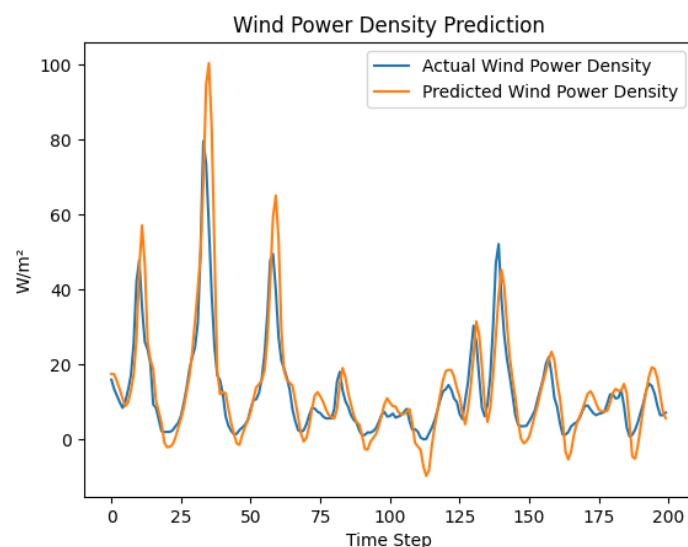
Kinerja Model Prediksi Energi Angin

Untuk model prediksi energi angin, diperoleh nilai MAE sebesar 4,54 W/m², RMSE sebesar 7,07 W/m², serta nilai R^2 sebesar 0,649.

Nilai R^2 sebesar 0,649 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 64,9% variasi densitas daya angin. Meskipun lebih rendah dibandingkan model surya, hasil ini masih berada dalam kategori cukup baik untuk prediksi energi angin jangka pendek.

Performa yang relatif lebih rendah dibandingkan model surya dapat disebabkan oleh sifat angin yang lebih fluktuatif dan stokastik. Densitas daya angin memiliki hubungan kubik terhadap kecepatan angin, sehingga sedikit perubahan kecepatan dapat menghasilkan perubahan daya yang signifikan. Hal ini meningkatkan kompleksitas prediksi dan menyebabkan deviasi yang lebih besar pada beberapa periode tertentu.

Walaupun demikian, model LSTM tetap mampu menangkap pola umum dinamika angin selama periode pengamatan.



Gambar 3. Prediksi Potensi Energi Angin

Pada grafik Wind Power Density Prediction, terlihat bahwa model mampu mengikuti tren umum variasi densitas daya angin. Puncak-puncak utama yang muncul pada data aktual berhasil diidentifikasi oleh model, meskipun terdapat beberapa perbedaan amplitudo.

Terlihat bahwa pada beberapa puncak ekstrem, model cenderung melakukan overestimation maupun underestimation. Misalnya, pada lonjakan daya yang sangat tinggi, kurva prediksi terkadang sedikit melampaui atau berada di bawah nilai aktual. Hal ini dapat dijelaskan oleh hubungan kubik antara kecepatan angin dan densitas daya, di mana perubahan kecil pada kecepatan angin dapat menghasilkan perubahan daya yang signifikan.

Selain itu, dibandingkan dengan grafik energi surya, kurva angin menunjukkan pola yang lebih tidak teratur dan lebih fluktuatif. Model tetap mampu mengikuti arah tren, namun variasi jangka pendek yang tajam masih menjadi tantangan dalam proses prediksi. Kondisi ini selaras dengan nilai R^2 sebesar 0,649 yang menunjukkan tingkat akurasi sedang namun masih dapat diterima untuk karakteristik data angin yang lebih kompleks.

Analisis Perbandingan Model Surya dan Angin

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memberikan performa yang lebih baik pada prediksi energi surya dibandingkan energi angin. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh pola radiasi matahari yang lebih terstruktur dan mengikuti siklus harian yang relatif konsisten, dibandingkan dengan pola angin yang lebih acak.

Selain itu, proses filtering daylight pada model surya turut meningkatkan kualitas data latih sehingga model dapat fokus pada periode produksi energi yang relevan. Sebaliknya, data angin mencakup seluruh periode 24 jam yang memiliki variabilitas lebih tinggi.

Berdasarkan gambar 2 dan gambar 3, dapat dilihat bahwa: 1) Energi surya memiliki pola yang lebih terstruktur dan periodik, sehingga lebih mudah dipelajari oleh model LSTM; 2) Energi angin menunjukkan variabilitas yang lebih tinggi dan tidak sepenuhnya periodik, sehingga tingkat kesalahan prediksi relatif lebih besar; 3) Model LSTM lebih efektif dalam menangkap pola siklikal dibandingkan pola yang sangat fluktuatif dan stokastik.

Secara keseluruhan, analisis visual mendukung hasil evaluasi kuantitatif, di mana model menunjukkan performa yang lebih stabil pada prediksi energi surya dibandingkan energi angin. Hal ini memperkuat asumsi bahwa struktur temporal dan tingkat variabilitas sumber energi sangat mempengaruhi kinerja model berbasis deep learning.

Implikasi Hasil Penelitian

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan deep learning berbasis LSTM cukup efektif dalam melakukan prediksi potensi energi terbarukan menggunakan data meteorologi sekunder. Model mampu memberikan estimasi yang representatif untuk studi prediksi jangka pendek.

Namun demikian, keterbatasan periode data yang hanya mencakup dua bulan menjadi faktor yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil. Untuk meningkatkan generalisasi model, penelitian lanjutan disarankan menggunakan data dengan rentang waktu minimal satu tahun guna menangkap variasi musiman secara lebih komprehensif.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) mampu digunakan untuk melakukan prediksi potensi energi terbarukan berbasis data meteorologi sekunder dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Pada pemodelan energi surya, model menghasilkan nilai MAE sebesar 28,02 Watt, RMSE sebesar 34,09 Watt, serta koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,742. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 74,2% variasi daya surya selama periode pengamatan. Secara visual, kurva prediksi mampu mengikuti pola periodik harian radiasi matahari dengan cukup konsisten. Sementara itu, pada pemodelan energi angin diperoleh nilai MAE sebesar 4,54 W/m², RMSE sebesar 7,07 W/m², dan R^2 sebesar 0,649. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 64,9% variasi densitas daya angin. Performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan model surya dipengaruhi oleh karakteristik angin yang lebih fluktuatif dan bersifat stokastik. Secara umum, pendekatan deep learning berbasis LSTM terbukti efektif untuk prediksi jangka pendek potensi energi terbarukan. Namun, keterbatasan periode data yang hanya mencakup dua bulan observasi menjadi faktor yang dapat mempengaruhi kemampuan generalisasi model. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan rentang data yang lebih panjang untuk menangkap variasi musiman serta mempertimbangkan perbandingan dengan model pembelajaran mesin lainnya guna meningkatkan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control (5th ed.)*. Wiley.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5-32.
- Duffie, J. A., & Beckman, W. A. (2013). *Solar Engineering of Thermal Processes (4th ed.)*. Wiley.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9 (8), 1735-1780.
- International Energy Agency. (2022). *World Energy Outlook 2022*. IEA Publications.
- Manwell, J. F., McGowan, J. G., & Rogers, A. L. (2010). *Wind Energy Explained: Theory, Design and Application (2nd ed.)*. Wiley.
- REN21. (2023). *Renewables 2023 Global Status Report*. REN21 Secretariat.
- Solcast. (2025). *Solcast Solar Radiation Data Methodology*. Solcast Pty Ltd.
- Wang, H., Lei, Z., Zhang, X., Zhou, B., & Peng, J. (2019). A review of deep learning for renewable energy forecasting. *Energy Conversion and Management*, 198, 111799.
- Zhang, Y., Wang, J., & Wang, X. (2018). Review on probabilistic forecasting of wind power generation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 32, 255-270.