

PREDIKSI PENGHEMATAN BIAYA LISTRIK BERDASARKAN GLOBAL HORIZONTAL IRRADIANCE (GHI) MENGGUNAKAN MODEL LONG SHORT TERM MEMORY NETWORK (LSTM)

*Muhammad Ilham Pradipta, *Sam Farisa Chaerul Haviana

*Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Sultan Agung Semarang

Correspondence Author: milhampradipta@std.unissula.ac.id

Abstract

Energi surya semakin diakui sebagai solusi utama dalam memenuhi kebutuhan energi global yang terus meningkat. Salah satu manfaat utama pemanfaatan energi surya adalah potensi penghematan biaya listrik, terutama dengan prediksi yang akurat terhadap produksi energi dari sistem fotovoltaik. Untuk mengestimasi potensi penghematan biaya listrik, diperlukan pemodelan yang tepat berdasarkan perhitungan Global Horizontal Irradiance (GHI), yaitu parameter yang merepresentasikan jumlah radiasi matahari yang diterima pada permukaan horizontal bumi. Namun, prediksi GHI menghadapi tantangan akibat faktor atmosferik yang dinamis, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian ini mengembangkan model prediksi GHI menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), sebuah jenis jaringan saraf tiruan yang efektif dalam mengolah data *sequensial* dengan ketergantungan jangka panjang. Selain itu, hasil prediksi GHI (Wh/m^2) dikonversi menjadi energi listrik (kWh) untuk mengestimasi potensi penghematan biaya listrik. Penelitian ini juga merancang aplikasi berbasis web yang memungkinkan visualisasi interaktif hasil prediksi, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan dalam perencanaan energi surya. Model yang dikembangkan menunjukkan performa yang tinggi dengan nilai R^2 sebesar 0.96, MAE sebesar 0.021, dan RMSE sebesar 0.03. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam optimalisasi energi surya dan mendukung transisi menuju sistem energi yang lebih berkelanjutan.

Keyword: energi surya, global horizontal irradiance, prediksi LSTM, penghematan biaya listrik, visualisasi data.

1. PENDAHULUAN

Energi terbarukan, khususnya energi surya, semakin diakui sebagai solusi utama dalam memenuhi kebutuhan energi global yang terus meningkat. Sifatnya yang dapat diperbarui, ramah lingkungan, serta potensinya dalam mengurangi ketergantungan pada sumber daya fosil menjadikannya pilihan yang menarik. Salah satu parameter utama dalam perencanaan energi surya adalah *Global Horizontal Irradiance (GHI)*, yang menunjukkan intensitas radiasi matahari yang mencapai permukaan bumi. Pemahaman yang akurat mengenai *GHI* sangat penting dalam memperkirakan energi yang dapat dihasilkan panel surya dan menentukan potensi penghematan biaya listrik [1]. Namun, prediksi *GHI* tidaklah sederhana karena dipengaruhi oleh faktor atmosfer seperti suhu, kelembapan, awan, dan kecepatan angin yang bersifat dinamis dan sulit diprediksi. Fluktuasi ini membuat model prediksi konvensional kurang akurat dalam menangani kompleksitas data. Oleh karena itu, dibutuhkan metode yang lebih canggih untuk meningkatkan ketepatan estimasi *GHI* guna mendukung optimalisasi pemanfaatan energi surya serta efisiensi biaya listrik [2].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan model statistik seperti regresi linier dan metode konvensional lainnya untuk memprediksi *GHI*, namun pendekatan ini sering kali mengalami keterbatasan dalam menangkap pola kompleks dari data cuaca yang sangat bervariasi [2]. Sementara itu, model berbasis jaringan saraf tiruan, khususnya *Long Short-Term Memory (LSTM)*, telah terbukti efektif dalam menangani data *sequensial* dengan pola ketergantungan jangka panjang [3]. *LSTM* memiliki kemampuan lebih baik dalam mengenali pola temporal dari data historis, menjadikannya alternatif yang lebih unggul dibandingkan metode tradisional dalam prediksi *GHI*. Meskipun beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan *LSTM* untuk memprediksi radiasi matahari [2], [3], penelitian tersebut belum secara langsung menghubungkan hasil prediksi dengan estimasi penghematan biaya listrik. Sebagian besar penelitian masih terbatas pada analisis akurasi model tanpa implementasi lebih lanjut yang dapat dimanfaatkan oleh pengguna akhir. Selain itu, masih terbatasnya pengembangan platform interaktif berbasis web untuk menyajikan hasil prediksi dan analisis data menjadi kendala dalam pemanfaatan hasil penelitian secara praktis [4], [5].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi *GHI* menggunakan model *LSTM* serta mengembangkan sistem berbasis web yang memungkinkan pengguna untuk melakukan analisis interaktif terhadap hasil prediksi. Dengan memanfaatkan hasil prediksi *GHI*, nilai radiasi dalam Wh/m^2 dapat dikonversi menjadi estimasi energi listrik dalam kWh untuk menilai potensi penghematan biaya listrik secara lebih rinci. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi perusahaan energi dan perencana energi terbarukan dalam menganalisis data dengan lebih mudah, sekaligus memberikan fitur estimasi biaya listrik yang dapat dihemat berdasarkan hasil konversi *GHI* menjadi energi listrik yang diprediksi [6]. Urgensi penelitian ini semakin meningkat seiring dengan dorongan global terhadap transisi energi yang lebih berkelanjutan. Prediksi *GHI* yang akurat dapat membantu merancang pembangkit energi surya yang lebih efisien, mengurangi ketergantungan pada energi fosil, serta mendukung upaya keberlanjutan. Dengan meningkatkan akurasi prediksi dan mengintegrasikannya ke dalam perhitungan penghematan biaya listrik, diharapkan penggunaan energi surya dapat lebih dimaksimalkan dan mendukung tujuan keberlanjutan jangka panjang. Dengan penerapan teknologi ini, sektor energi dapat menciptakan inovasi yang lebih efisien serta mendorong pengembangan sistem energi terbarukan yang lebih andal dan berkelanjutan [3], [7].

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan teknologi ramah lingkungan. Dengan memanfaatkan machine learning dan model *LSTM* untuk meningkatkan prediksi *GHI* serta mengembangkan aplikasi berbasis web yang memungkinkan pengguna mengestimasi penghematan biaya listrik, penelitian ini diharapkan dapat mendukung perencanaan energi surya yang lebih efisien dan pengambilan keputusan yang lebih optimal dalam pengelolaan energi berkelanjutan serta untuk mempercepat adopsi teknologi energi bersih di masa depan.

1.1. *Global Horizontal Irradiance (GHI)*

Global Horizontal Irradiance (GHI) merupakan total radiasi matahari yang mencapai permukaan horizontal bumi, terdiri dari komponen radiasi langsung dan difus. Faktor ini sangat berpengaruh dalam sistem pembangkit listrik tenaga surya karena menentukan potensi energi yang dapat dihasilkan oleh panel surya. Pengukuran jangka panjang *GHI* menjadi langkah penting dalam memprediksi daya yang dihasilkan serta mengoptimalkan instalasi fotovoltaik [8].

1.2. *Long Short-Term Memory (LSTM)*

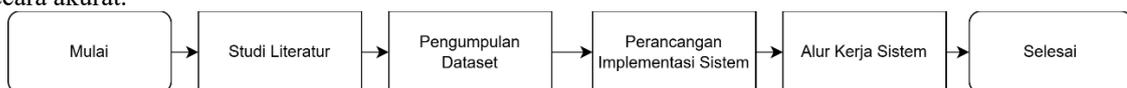
Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan dalam kategori *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* yang sering muncul pada *RNN* konvensional saat memproses data berbasis urutan waktu. *LSTM* memiliki kemampuan untuk mengingat informasi jangka panjang dan memproses data *sequential*, seperti parameter suhu, kelembapan, kecepatan angin, dan radiasi matahari, yang sering menunjukkan pola jangka panjang [9]. *LSTM* bekerja dengan mekanisme *gating* untuk mempertahankan informasi penting dalam jangka panjang. Struktur utamanya terdiri dari tiga gerbang utama:

1. *Forget Gate* – Mengontrol informasi yang perlu dihapus dari *cell state* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*.
2. *Input Gate* – Mengatur informasi baru yang akan disimpan dalam *cell state* dengan kombinasi fungsi *sigmoid* dan *tanh*.
3. *Output Gate* – Menentukan bagian dari *cell state* yang digunakan sebagai output dengan mengombinasikan fungsi *sigmoid* dan *tanh*.

LSTM telah diterapkan secara efektif untuk memprediksi radiasi matahari dalam rentang waktu per jam. Proses prediksi dimulai dengan normalisasi data *sequensial* sebelum dimasukkan ke dalam model *LSTM*. Dengan kemampuannya mengenali pola temporal dalam data historis, model ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat meskipun terdapat variabilitas dalam data. Pendekatan ini memberikan manfaat signifikan dalam peramalan energi terbarukan, terutama untuk sistem berbasis tenaga surya [4].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, seperti yang ditunjukkan pada gambar 1. Dimulai dari studi literatur hingga tahap akhir. Metode yang digunakan mencakup pengumpulan dan pemrosesan data, pelatihan model *LSTM* untuk prediksi *Global Horizontal Irradiance (GHI)*, serta implementasi dan alur kerja sistem. Sistem ini dirancang untuk membantu pengguna memperkirakan potensi energi panel surya serta estimasi penghematan biaya listrik secara akurat.



Gambar 1. *Flowchart* penelitian

2.1 Studi Literatur

Tahap ini mencakup pengumpulan referensi seperti e-book, jurnal, artikel, serta penelitian sebelumnya yang relevan. Fokus utama adalah teori terkait *LSTM*, *GHI*, serta parameter suhu, kelembapan, dan kecepatan angin dalam

kaitannya dengan radiasi surya. Studi ini bertujuan untuk mendukung perencanaan sistem energi surya yang lebih efisien berdasarkan prediksi radiasi matahari yang akurat.

2.2 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari [NASA POWER Data Access Viewer](#) dengan total 39.432 entri. Data mencakup parameter cuaca yang relevan untuk prediksi *GHI*, yaitu:

- All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance (total radiasi matahari yang diterima pada permukaan horizontal dalam berbagai kondisi langit).
- Suhu udara (T2M)
- Kelembapan relatif (QV2M)
- Kecepatan angin (WS10M)
- Tahun, bulan, hari, dan jam

GHI mengukur total radiasi matahari yang mencapai permukaan horizontal, mencakup radiasi langsung dan *difus*, sedangkan All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance mempertimbangkan semua kondisi atmosfer, termasuk efek awan dan aerosol [10]. *GHI* umumnya diukur dengan *pyranometer* untuk aplikasi energi surya, sementara All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance dihitung dengan model satelit untuk analisis iklim global. Panduan CAMS juga menegaskan bahwa estimasi *GHI* mereka mencerminkan kondisi atmosfer secara menyeluruh, sehingga kedua ukuran ini dapat digunakan secara bergantian dalam analisis radiasi matahari [11], [12].

2.3 Preprocessing Data

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, dataset mengalami beberapa tahap *preprocessing* untuk memastikan data siap diproses dengan optimal, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Langkah pertama yang dilakukan adalah mengganti nama kolom agar lebih deskriptif, seperti mengubah *T2M* menjadi Suhu, *QV2M* menjadi Kelembapan, dan *WS10M* menjadi Kecepatan Angin.

Tabel 1. Penamaan kolom

Kolom Awal	Nama Kolom Baru (Rename)
Year	year
MO	month
DY	day
T2M	Suhu
QV2M	Kelembapan
WS10M	Kecepatan Angin

Selanjutnya, kolom tahun, bulan, dan hari digabung menjadi satu dalam format *datetime* untuk mempermudah analisis berbasis waktu. Setelah itu, dilakukan normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar nilai setiap fitur berada dalam rentang [0,1] untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang seragam sehingga algoritma pelatihan model dapat bekerja lebih optimal, menghindari dominasi fitur dengan skala besar, meningkatkan stabilitas kecepatan konvergensi model, sehingga dapat meningkatkan performa model dalam proses pelatihan dengan rumus berikut.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{1}$$

dimana:

X' : nilai setelah dinormalisasi

X : nilai asli

X_{min} : nilai minimum dari fitur

X_{max} : nilai maksimum dari fitur

2.4 Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi tiga bagian untuk memastikan model dapat melakukan generalisasi dengan baik. Sebanyak 70% data, atau sekitar 27.585 sampel, digunakan sebagai data pelatihan untuk melatih model. Selanjutnya, 15% data, yaitu 5.911 sampel, dialokasikan sebagai data validasi yang berfungsi untuk memantau performa model selama proses pelatihan. Sementara itu, 15% sisanya, yaitu 5.912 sampel, digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi performa akhir model setelah pelatihan selesai, sebagaimana disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian data

Data	Pembagian data (%)	Jumlah Sampel, Fitur
Data <i>Training</i>	70%	27.585, 4
Data <i>Validation</i>	15%	5.911, 4
Data <i>Testing</i>	15%	5.912, 4

2.5 Pelatihan Model

Model *LSTM* yang digunakan dalam penelitian ini memiliki arsitektur yang terdiri dari dua lapisan *LSTM*, masing-masing dengan 50 *neuron* dan menggunakan fungsi aktivasi *ReLU*. Untuk mencegah *overfitting*, diterapkan

lapisan *Dropout* sebesar 20% setelah setiap lapisan *LSTM*. Pada bagian *output*, terdapat lapisan *Dense* dengan jumlah *neuron* yang disesuaikan dengan fitur yang diprediksi. Proses pelatihan model menggunakan *optimizer Adam* untuk mempercepat konvergensi, sementara fungsi *loss* yang digunakan adalah *Mean Squared Error (MSE)* sebagai metrik utama. Model dilatih dengan batch size sebesar 64 dan jumlah epoch awal sebanyak 20.

2.6 Denormalisasi Data

Setelah model menghasilkan prediksi dalam skala normalisasi, dilakukan proses *inverse* normalisasi untuk mengembalikan hasil ke satuan aslinya, seperti Wh/m² untuk radiasi matahari, °C untuk suhu, g/kg untuk kelembapan, dan m/s untuk kecepatan angin. Proses ini memastikan bahwa nilai prediksi dapat diinterpretasikan dengan benar sesuai dengan satuan aslinya. Berikut rumusnya:

$$X = X' (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (2)$$

dimana:

X : nilai asli (denormalisasi)

X' : nilai hasil prediksi yang masih dalam skala normalisasi

X_{max} : nilai maksimum dari fitur sebelum normalisasi

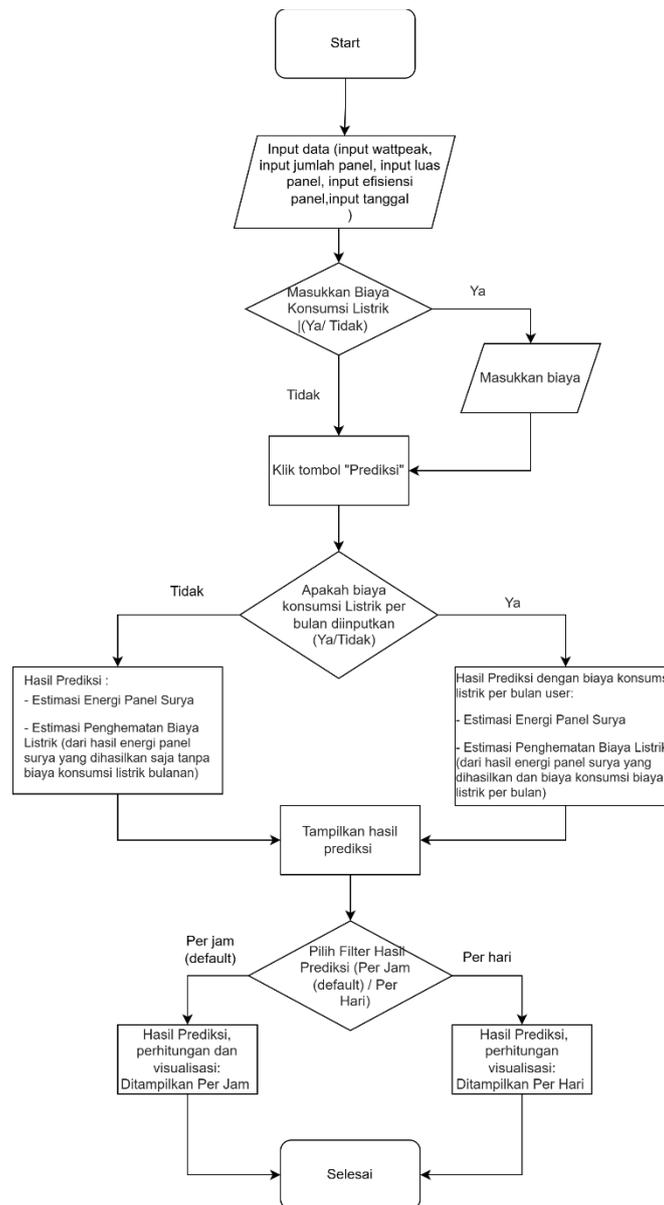
X_{min} : nilai minimum dari fitur sebelum normalisasi

2.7 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data uji dengan mengukur seberapa akurat prediksi yang dihasilkan. Metrik utama yang digunakan adalah *Mean Squared Error (MSE)* dan *Mean Absolute Error (MAE)*, yang berfungsi untuk menilai sejauh mana prediksi model mendekati nilai sebenarnya.

2.8 Alur Kerja Sistem

Setelah model selesai dilatih dan diuji, implementasi dilakukan dalam aplikasi berbasis Streamlit. Sistem ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan data terkait panel surya dan memprediksi energi yang dihasilkan serta estimasi penghematan biaya listrik.



Gambar 2. Flowchart alur kerja sistem

Alur kerja sistem dapat dilihat pada Gambar 2, dimulai dengan pengguna memasukkan data seperti daya puncak panel, jumlah panel, luas panel, efisiensi panel, dan tanggal. Jika ingin mendapatkan estimasi penghematan yang lebih akurat, pengguna juga dapat memasukkan biaya konsumsi listrik bulanan. Setelah menekan tombol Prediksi, sistem akan menghitung suhu modul panel berdasarkan kondisi cuaca, kemudian menentukan efisiensi panel surya dengan mempertimbangkan suhu modul. Hasil perhitungan ditampilkan dalam dua opsi tampilan, yaitu per jam atau per hari. Dalam proses perhitungan sistem menghitung suhu modul. Suhu modul dihitung berdasarkan suhu udara, kecepatan angin, dan kelembapan sesuai filter. Perhitungan suhu modul dengan rumus:

$$T_m = T_a + \frac{GHI}{800} X (NOCT - 20) X (1 - K X WS) X (1 - \lambda X RH) \quad (3)$$

dimana :

- T_m : Suhu modul panel surya (°C)
- T_a : Suhu udara sekitar (°C)
- GHI : Global Horizontal Irradiance atau iradiasi matahari pada permukaan horizontal (Wh/m²)
- $NOCT$: suhu modul dalam kondisi standar dengan iradiasi 800 W/m², suhu udara 20°C, kecepatan angin 1 m/s, dan tanpa beban listrik. (Rentang umum :42°C – 48°C, standar: 45°C)

- K : Koefisien pengaruh kecepatan angin terhadap pendinginan panel (Rentang umum: 0.02 – 0.06, Nilai standar: 0.04)
- λ : Koefisien pengaruh kelembapan terhadap suhu modul (Rentang umum: 0.005 – 0.02, Nilai standar: 0.01)
- WS : Wind Speed atau kecepatan angin (m/s)
- RH : Relative Humidity atau kelembapan relatif (%)

Setelah mendapatkan hasil dari suhu modul, selanjutnya menghitung efisiensi panel surya menggunakan persamaan berikut :

$$\eta_{adjusted} = \eta_{nominal} X (1 - \beta (T_m - 25)) \quad (4)$$

dimana :

- $\eta_{adjusted}$: Efisiensi panel surya setelah disesuaikan dengan suhu modul.
- $\eta_{nominal}$: Efisiensi nominal panel surya dalam kondisi standar (biasanya diukur pada 25°C)
- β : Koefisien suhu untuk efisiensi panel surya (biasanya berkisar antara 0.002 - 0.006 per °C, tergantung jenis panel).
- T_m : Suhu modul (dihitung dengan rumus sebelumnya).
- 25°C : Suhu referensi standar untuk pengukuran efisiensi panel surya.

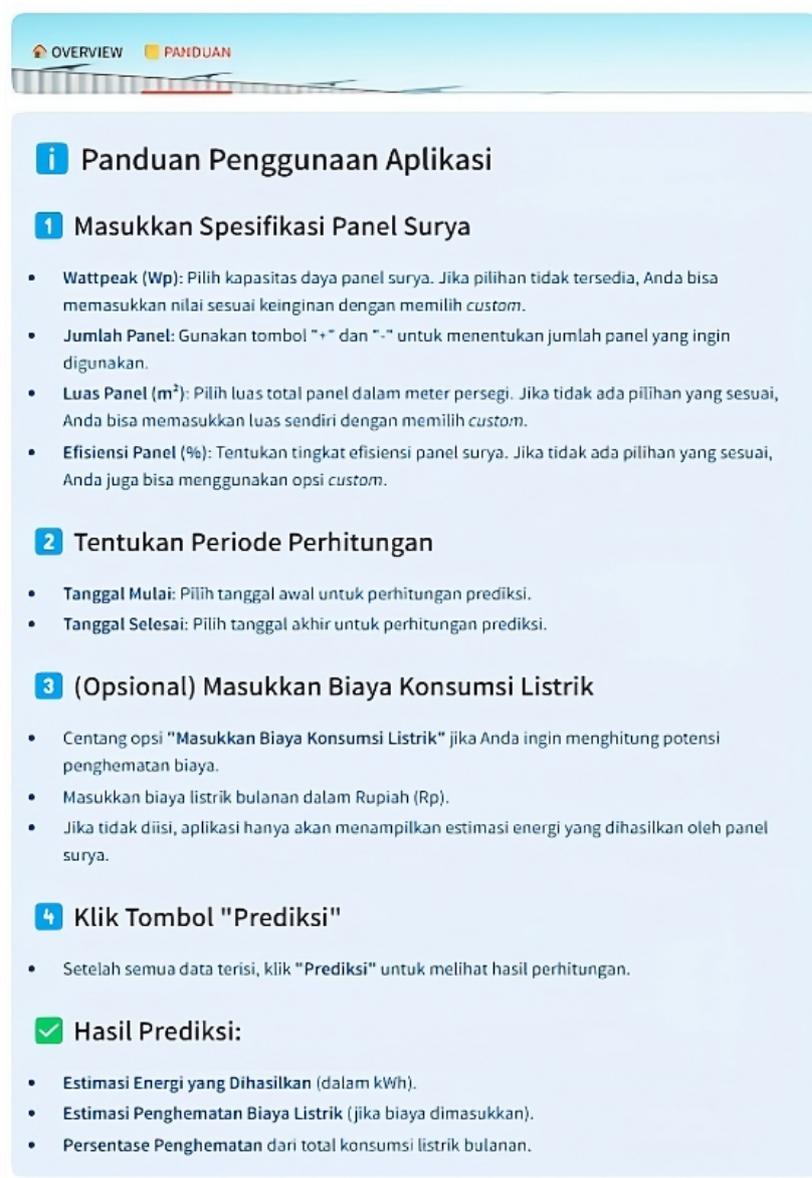
3. HASIL DAN ANALISA

3.1 Implementasi Hasil *User Interface* (UI)

Halaman utama aplikasi prediksi penghematan biaya listrik yang dikembangkan dengan Streamlit dirancang untuk memberikan pengalaman pengguna yang intuitif dan informatif. Antarmuka pengguna (User Interface/UI) pada halaman utama ini terdiri dari dua menu utama, yaitu Overview dan Panduan, yang masing-masing memiliki peran penting dalam membantu pengguna memahami dan memanfaatkan aplikasi dengan optimal.

Gambar 3. UI menu *overview*

Menu Overview dapat dilihat pada Gambar 3, berfungsi sebagai halaman utama yang menampilkan formulir input untuk memasukkan spesifikasi panel surya serta parameter lain yang diperlukan dalam proses prediksi penghematan biaya listrik. Pada halaman ini, pengguna diminta untuk menginput beberapa parameter utama, seperti kapasitas maksimal panel surya dalam kondisi optimal atau yang dikenal sebagai Wattpeak (Wp), jumlah panel yang digunakan, serta tingkat efisiensi panel tersebut. Ketiga faktor ini sangat berpengaruh dalam menentukan estimasi penghematan biaya listrik, di mana semakin tinggi Wattpeak dan efisiensi panel, serta semakin banyak jumlah panel yang digunakan, maka semakin besar pula potensi penghematan energi yang dapat diperoleh. Selain itu, aplikasi memungkinkan pengguna untuk menentukan rentang waktu analisis dengan memilih tanggal awal dan akhir prediksi. Fitur tambahan juga disediakan bagi pengguna yang ingin memasukkan biaya konsumsi listrik bulanan, sehingga sistem dapat memberikan estimasi penghematan yang lebih rinci dan akurat.



Gambar 4. UI menu panduan

Selain menu Overview, aplikasi ini juga menyediakan menu panduan, yang dapat dilihat pada Gambar 4. Menu ini berfungsi sebagai petunjuk bagi pengguna dalam memahami cara kerja aplikasi serta bagaimana proses prediksi dilakukan. Pada menu ini, pengguna akan menemukan informasi detail mengenai langkah-langkah memasukkan data dengan benar serta cara membaca hasil prediksi yang dihasilkan oleh model. Tidak hanya memberikan instruksi langkah demi langkah, menu Panduan juga menyertakan penjelasan mengenai rumus-rumus yang digunakan dalam perhitungan, sehingga pengguna dapat memahami secara lebih mendalam bagaimana estimasi penghematan biaya listrik dihitung berdasarkan data yang dimasukkan. Dengan adanya fitur ini, pengguna dapat lebih mudah menyesuaikan parameter input sesuai dengan kondisi nyata yang mereka miliki, sehingga hasil prediksi yang diperoleh dapat lebih sesuai dengan kebutuhan mereka.

3.2 Hasil Prediksi

⚡ Prediksi penghematan biaya listrik per jam

Kesimpulan :

Estimasi Penghematan Listrik dengan Panel Surya

Berdasarkan data yang Anda berikan:

- Kapasitas total panel surya: 200 Wp
- Jumlah panel: 2 unit
- Luas total panel: 3.20 m²
- Efisiensi panel: 18.0%

Kami telah menghitung estimasi penghematan listrik yang dapat Anda capai.

Periode prediksi: 2024-07-01 00:00:00 hingga 2024-07-31 00:00:00 (31 hari)

Perkiraan Hasil Energi

Panel surya Anda diperkirakan akan menghasilkan 70.59 kWh selama periode ini.

Estimasi Penghematan Biaya Listrik

Dengan tarif listrik saat ini sebesar Rp 1,352 per kWh (mengacu pada golongan R-1/TR daya 900 VA, reguler dan Prabayar Rp 1.352/kWh, sumber: [Kompas TV](#)),

Anda memiliki konsumsi listrik sebesar Rp 150,000.00 per bulan. Setelah menggunakan panel surya, biaya listrik yang harus dibayarkan adalah Rp 54,557.59. Dengan demikian, Anda menghemat Rp 95,442.41, atau sekitar 63.63% dari tagihan bulanan Anda.

Dengan rata-rata biaya harian sekitar Rp 3,078.79,

investasi dalam panel surya ini dapat membantu mengurangi beban tagihan listrik Anda secara signifikan.



Gambar 5. kesimpulan hasil prediksi

Hasil prediksi menunjukkan bahwa penggunaan panel surya 200 Wp (2 unit, luas total 3,20 m², efisiensi awal 18%) dapat menghasilkan 70,59 kWh per bulan, mengurangi biaya listrik hingga Rp 54.557,59 dari total tagihan Rp 150.000 (penghematan 63,63%), dengan rata-rata pengeluaran listrik harian sebesar Rp 3.078,79 setelah pemasangan panel surya sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5. Hal ini membuktikan bahwa investasi panel surya efektif menekan biaya listrik dan mendukung energi terbarukan.

Dalam analisis ini, energi yang dihasilkan dibedakan menjadi dua kategori: energi sebelum koreksi dan energi setelah koreksi. Energi sebelum koreksi merupakan perhitungan awal berdasarkan spesifikasi panel surya tanpa mempertimbangkan faktor lingkungan seperti suhu modul dan efisiensi saat beroperasi. Sementara itu, energi setelah koreksi telah disesuaikan dengan kondisi nyata, termasuk pengaruh suhu modul dan efisiensi aktual, yang menyebabkan sedikit penurunan output daya.

Tabel 3. Hasil konversi

Keterangan	Nilai (Wh/m ²)	Nilai (Kwh/m ²)
Energi sebelum koreksi	75815.93	75.82
Energi Setelah koreksi	70593.50	70.59
Energi harian	2277.21	2.28

Berdasarkan data yang disajikan dalam Tabel 3, hasil konversi menunjukkan bahwa sebelum koreksi, energi yang dihasilkan oleh panel surya mencapai 75,82 kWh (75.815,93 Wh/m²), namun setelah memperhitungkan faktor lingkungan seperti suhu dan efisiensi aktual, nilainya menurun menjadi 70,59 kWh (70.593,50 Wh/m²), dengan rata-rata energi harian sebesar 2,28 kWh/m² (2.277,21 Wh/m²). Penurunan ini menunjukkan bahwa kondisi lingkungan berpengaruh terhadap performa panel surya, sehingga pengelolaan suhu dan pemeliharaan sistem menjadi faktor penting dalam mempertahankan efisiensi energi. Selain berdampak pada produksi energi, faktor lingkungan juga berpengaruh terhadap penghematan biaya listrik. Sebelum koreksi, energi yang dihasilkan setara dengan penghematan biaya sebesar Rp 102.503,13. Namun, setelah koreksi, nilai tersebut menurun menjadi Rp 95.442,41, menunjukkan adanya penurunan efisiensi sebesar 6,89%. Energi sebelum koreksi (E_0) dihitung berdasarkan efisiensi panel awal yang diinputkan oleh pengguna, dengan rumus:

$$E_0 = \sum \left(GHI \times Luas \text{ panel} \times \left(\frac{\text{Efisiensi awal}}{100} \right) \right) \quad (5)$$

Sementara itu, energi setelah koreksi (E_1) dihitung menggunakan metode yang sama, tetapi berdasarkan efisiensi panel rata-rata selama periode tertentu, dengan rumus:

$$E_1 = \sum \left(GHI \times Luas \text{ panel} \times \left(\frac{\text{Efisiensi panel saat ini}}{100} \right) \right) \quad (6)$$

Setelah diperoleh hasil energi dalam Wh, nilainya dikonversi ke kWh dengan membaginya dengan 1000, dengan perhitungan sebagai berikut:

$$\text{Energi kWh} = \frac{\text{Energi (wh)}}{1000} \quad (7)$$

Energi harian diperoleh dengan membagi energi setelah koreksi (E_1) dengan jumlah hari yang digunakan dalam prediksi:

$$\text{Energi harian} = \frac{E_1}{\text{jumlah hari}} \quad (8)$$

Perbandingan biaya sebelum dan setelah koreksi dapat dilihat pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Biaya sebelum dan setelah koreksi

Keterangan	Perbandingan biaya (Rp)
Energi sebelum koreksi	Rp 102.503,13
Energi setelah koreksi	Rp 95.442,41
Penurunan (presentase)	6,89%

Dari data dalam Tabel 4, biaya sebelum koreksi (B_0) diperoleh dari perkalian antara energi listrik yang dikonsumsi sebelum koreksi dengan tarif listrik per kWh, dengan perhitungan sebagai berikut:

$$B_0 = E_0 \times \text{harga listrik per kwh} \quad (9)$$

Biaya setelah koreksi (B_1) dihitung dengan cara yang sama, tetapi menggunakan energi listrik setelah koreksi.

$$B_1 = E_1 \times \text{harga listrik per kwh} \quad (10)$$

Penurunan biaya dihitung sebagai selisih antara biaya sebelum dan setelah koreksi, kemudian dinyatakan dalam bentuk persentase terhadap biaya sebelum koreksi, dengan rumus:

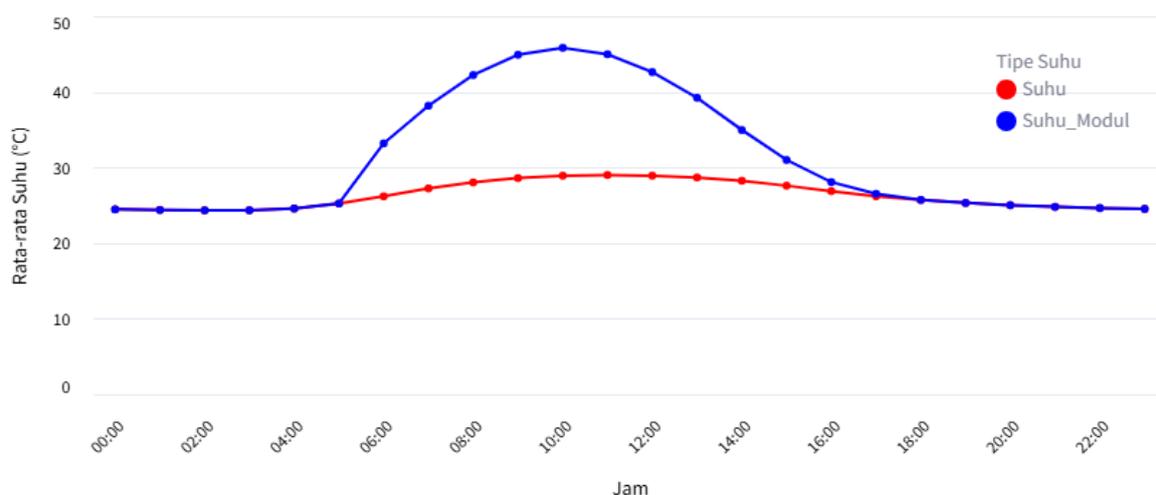
$$\text{Penurunan (\%)} = \left| \frac{B_1 - B_0}{B_0} \right| \times 100\% \quad (11)$$

Penyesuaian ini dihitung berdasarkan efisiensi panel, luas area, serta tarif listrik rumah tangga daya 900 VA RTM per Maret 2025 sebesar Rp 1.352 per kWh (sumber: Kompas.tv). Hasil ini memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai efektivitas panel surya dalam mengurangi pengeluaran energi serta mendukung transisi menuju penggunaan energi terbarukan secara lebih optimal.

3.3 Visualisasi

Bagian ini menyajikan analisis data melalui line chart untuk menggambarkan tren perubahan dan perbandingan data hasil prediksi. Grafik-grafik berikut menunjukkan hubungan antara suhu udara, suhu modul, radiasi matahari, dan efisiensi panel surya, yang saling berkaitan dalam memengaruhi kinerja sistem tenaga surya.

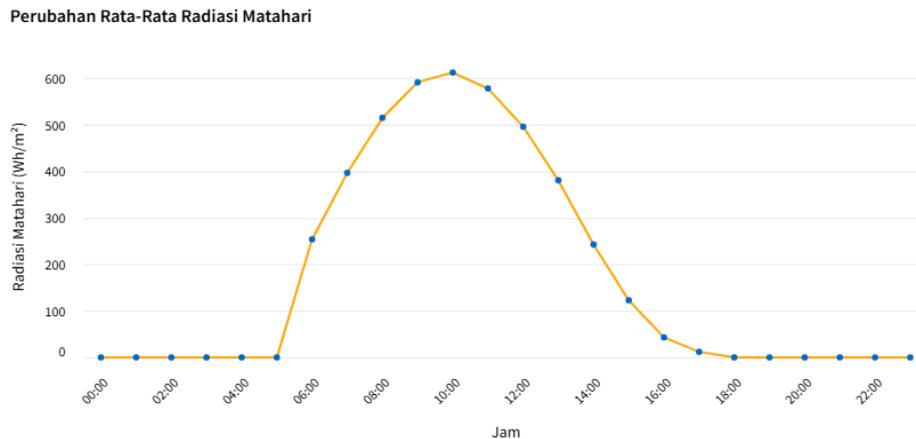
Rata-rata Suhu Udara dan Suhu Modul per Jam



Gambar 6. Perbandingan rata-rata suhu udara dan suhu modul

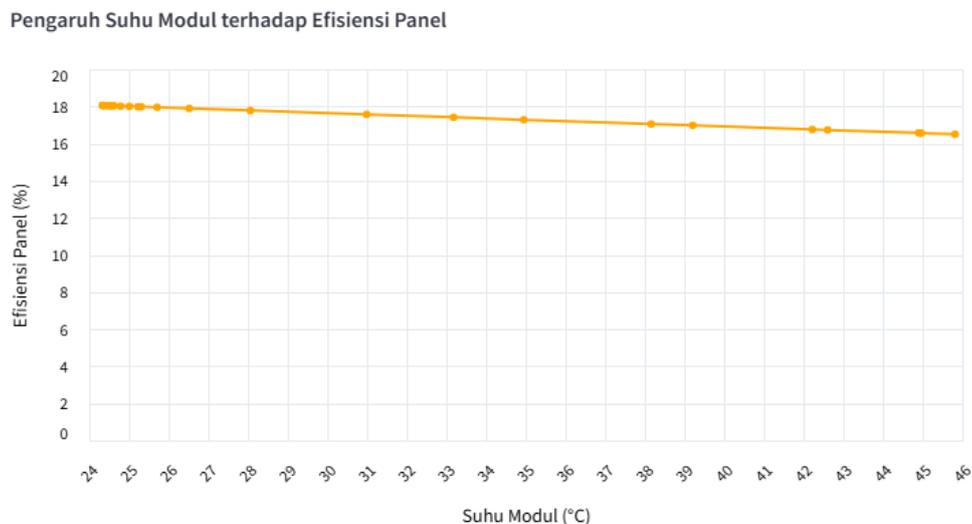
Gambar 6 menunjukkan perbandingan rata-rata suhu udara dan suhu modul. Suhu modul panel surya lebih tinggi dibandingkan suhu udara sepanjang hari, dengan puncaknya terjadi pada pukul 09:00–14:00, seiring dengan intensitas

matahari tertinggi. Perbedaan suhu terbesar terjadi pada periode ini, yang berpotensi menurunkan efisiensi panel. Hal ini menunjukkan bahwa suhu modul yang tinggi menjadi faktor utama dalam penurunan kinerja panel surya. Oleh karena itu, ventilasi dan sistem pendinginan yang baik diperlukan untuk menjaga suhu modul tetap stabil dan meningkatkan efisiensi energi.



Gambar 7. Perubahan rata-rata radiasi matahari

Gambar 7 menunjukkan perubahan rata-rata radiasi matahari sepanjang hari, dengan pola kurva berbentuk lonceng. Setelah matahari terbit, radiasi meningkat dan mencapai puncaknya pada pukul 09:00–12:00, sebelum akhirnya menurun hingga matahari terbenam. Peningkatan radiasi ini tidak hanya memengaruhi suhu modul, tetapi juga berkontribusi terhadap perubahan efisiensi panel surya. Ketika radiasi mencapai puncaknya, suhu modul mengalami peningkatan yang dapat mengurangi efisiensi konversi energi. Oleh karena itu, pengelolaan suhu yang baik sangat penting agar panel tetap bekerja secara optimal dalam berbagai kondisi cuaca.



Gambar 8. Pengaruh suhu modul terhadap efisiensi panel

Gambar 8 menunjukkan pengaruh suhu modul terhadap efisiensi panel. Seiring dengan meningkatnya suhu modul akibat radiasi matahari yang tinggi, efisiensi panel surya mengalami penurunan. Hal ini disebabkan oleh peningkatan resistansi internal sel surya, yang menghambat kinerja optimalnya dan mengurangi kemampuan panel dalam mengubah energi matahari menjadi listrik. Oleh karena itu, strategi pengelolaan suhu, seperti ventilasi alami, pendinginan pasif, atau penggunaan bahan dengan konduktivitas termal tinggi, perlu diterapkan untuk menjaga efisiensi sistem tenaga surya secara maksimal. Dengan memahami hubungan antara suhu modul, radiasi matahari, dan efisiensi panel, langkah-langkah mitigasi yang tepat dapat dilakukan untuk meningkatkan performa sistem tenaga surya serta memastikan produksi energi yang lebih stabil dan optimal.

3.4 Hasil evaluasi model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur akurasi prediksi menggunakan *R-squared* (R^2), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

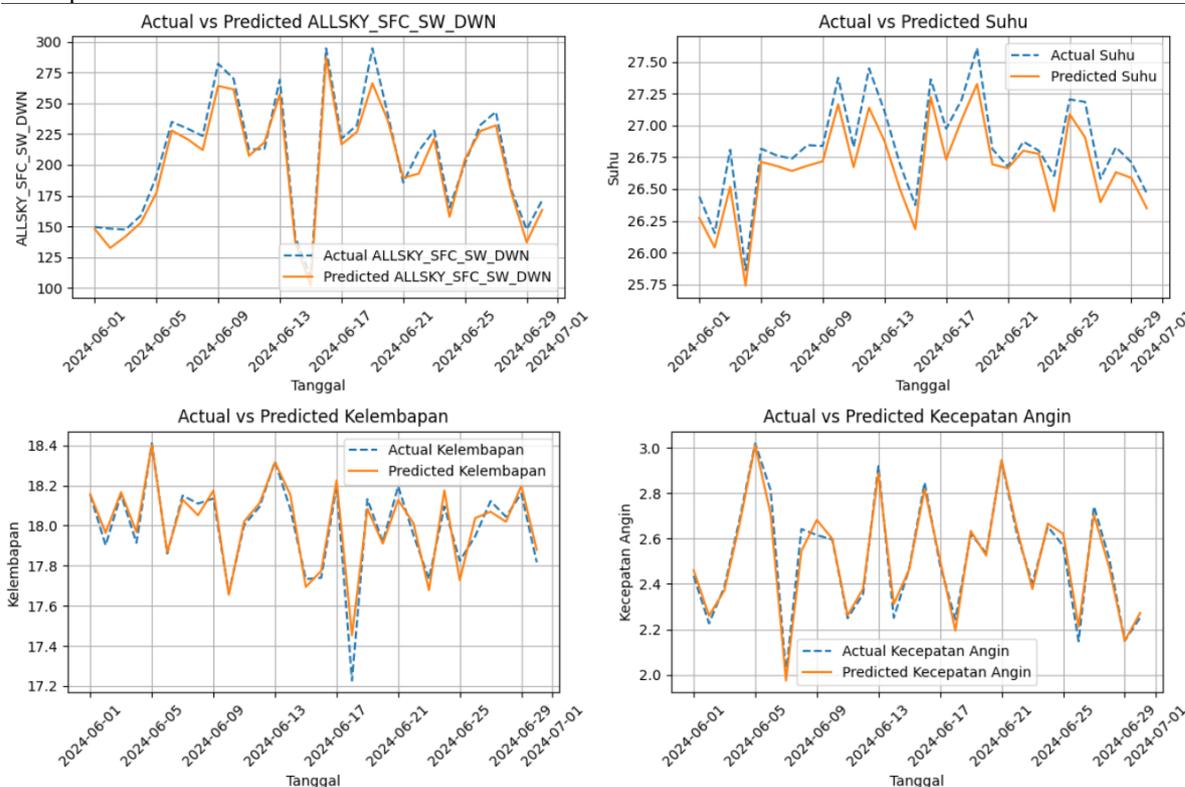
Tabel 5. Hasil evaluasi

Metrik Evaluasi	Nilai
<i>R-squared</i>	0.96
<i>MAE</i>	0.021
<i>RMSE</i>	0.03

Berdasarkan data dalam Tabel 5, nilai R^2 sebesar 0.96 menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan 96% variasi data dalam skala normalisasi, yang menandakan kecocokan tinggi. *MAE* sebesar 0.021 dan *RMSE* sebesar 0.03 mencerminkan kesalahan prediksi yang rendah dalam skala yang sama. Secara keseluruhan, hasil ini mengonfirmasi bahwa model memiliki akurasi tinggi dan dapat diandalkan dalam memproyeksikan data yang telah dinormalisasi, dengan tingkat kesalahan minimal.

3.5 Analisis Perbandingan Data Aktual dan Prediksi

Evaluasi perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi dilakukan untuk mengukur sejauh mana model mampu merepresentasikan pola perubahan data yang sebenarnya. Analisis ini menggunakan grafik dan perhitungan statistik untuk mengidentifikasi perbedaan antara kedua data serta menilai akurasi dan keandalan model dalam melakukan prediksi.



Gambar 9. Perbandingan data aktual dan data prediksi

Gambar 9 menunjukkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi untuk empat parameter utama, yaitu ALLSKY_SFC_SW_DWN, suhu, kelembapan, dan kecepatan angin, selama periode 1–30 Juni 2024. Secara keseluruhan, model mampu menangkap pola tren yang terjadi, meskipun masih terdapat beberapa perbedaan, terutama pada nilai ekstrem. Pada grafik ALLSKY_SFC_SW_DWN, model dapat mengikuti pola perubahan harian, tetapi cenderung meremehkan nilai puncak, seperti yang terlihat pada 13 dan 17 Juni 2024. Sementara itu, grafik suhu menunjukkan kesesuaian yang cukup baik dengan data aktual, meskipun terdapat sedikit selisih saat terjadi perubahan signifikan dalam waktu singkat.

Untuk grafik kelembapan, model mampu mengidentifikasi pola umum, tetapi terdapat penyimpangan yang cukup mencolok pada 17 Juni 2024, di mana prediksi lebih tinggi dibandingkan data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model masih perlu disempurnakan dalam menangani fluktuasi kelembapan yang lebih tidak teratur. Pada grafik kecepatan angin, hasil prediksi dan data aktual terlihat lebih selaras, dengan hanya sedikit perbedaan pada beberapa titik ekstrem. Secara keseluruhan, model memiliki akurasi yang cukup baik dalam memperkirakan perubahan cuaca,

terutama pada kecepatan angin yang menunjukkan tingkat kesesuaian tertinggi. Namun, masih terdapat kelemahan dalam menangani nilai ekstrem, khususnya pada variabel ALLSKY_SFC_SW_DWN dan kelembapan, yang perlu mendapat perhatian lebih lanjut. Meskipun demikian, model ini tetap dapat memberikan gambaran tren cuaca secara keseluruhan untuk periode Juni 2024.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan mengenai prediksi penghematan biaya listrik berdasarkan *Global Horizontal Irradiance (GHI)* dengan menggunakan model *Long Short-Term Memory Network (LSTM)* berhasil memprediksi nilai *Global Horizontal Irradiance (GHI)* dengan akurasi tinggi, yang berperan penting dalam estimasi produksi energi *photovoltaik* dan penghematan biaya listrik. Evaluasi model menunjukkan nilai R^2 sebesar 0.96, MAE sebesar 0.021, dan $RMSE$ sebesar 0.03 dalam skala normalisasi, yang menandakan kesesuaian prediksi yang tinggi dan tingkat kesalahan yang rendah. Meskipun terdapat sedikit ketidaksesuaian pada kondisi ekstrem, model ini mampu menangkap pola perubahan *GHI* dengan baik. Akurasi prediksi yang tinggi memungkinkan pemanfaatan energi surya yang lebih optimal, mendukung efisiensi energi, serta mengurangi ketergantungan pada listrik konvensional. Dengan demikian, model ini berpotensi digunakan dalam strategi perencanaan energi terbarukan untuk penghematan biaya listrik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. V. S. Rajaprasad dan R. Mukkamala, "A hybrid deep learning framework for modeling the short term global horizontal irradiance prediction of a solar power plant in India," *Polityka Energ.*, vol. 26, no. 3, hal. 101–116, 2023, doi: 10.33223/epj/168115.
- [2] M. S. Hossain dan H. Mahmood, "Short-term photovoltaic power forecasting using an LSTM neural network and synthetic weather forecast," *IEEE Access*, vol. 8, hal. 172524–172533, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3024901.
- [3] P. Kumari dan D. Toshniwal, "Deep learning models for solar irradiance forecasting: A comprehensive review," *J. Clean. Prod.*, vol. 318, no. August, hal. 128566, 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2021.128566.
- [4] X. Huang *dkk.*, "Hybrid deep neural model for hourly solar irradiance forecasting," *Renew. Energy*, vol. 171, hal. 1041–1060, 2021, doi: 10.1016/j.renene.2021.02.161.
- [5] V. H. Wentz, J. N. Maciel, J. J. G. Ledesma, dan O. H. A. Junior, "Solar Irradiance Forecasting to Short-Term PV Power: Accuracy Comparison of ANN and LSTM Models," *Energies*, vol. 15, no. 7, hal. 1–23, 2022, doi: 10.3390/en15072457.
- [6] R. Tanjung, A. Listiani, dan F. Lestari, "Prediksi Multivariate Time Series Parameter Cuaca Menggunakan Long Short - Term Memory (LSTM)," vol. 2024, no. November 2022, hal. 445–456, 2024.
- [7] R. A. Rajagukguk, R. A. A. Ramadhan, dan H. J. Lee, "A review on deep learning models for forecasting time series data of solar irradiance and photovoltaic power," *Energies*, vol. 13, no. 24, 2020, doi: 10.3390/en13246623.
- [8] D. G. Wilhelm dan L. Universität, "Long-term measurements of global horizontal and tilted solar irradiance for Photovoltaic Applications Von der Fakultät für Mathematik und Physik genehmigte Dissertation," 2021.
- [9] A. Sherstinsky, "Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network," *Phys. D*, vol. 404, hal. 132306, 2020, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.
- [10] W. Sawadogo *dkk.*, "Hourly global horizontal irradiance over West Africa: A case study of one-year satellite- and reanalysis-derived estimates vs. in situ measurements," *Renew. Energy*, vol. 216, no. June 2022, hal. 119066, 2023, doi: 10.1016/j.renene.2023.119066.
- [11] CAMS, "User' s Guide to the CAMS Radiation Service Status December 2016," no. December, hal. 1–74, 2016.
- [12] Y. C. Yu, J. Shi, T. Wang, H. Letu, dan C. Zhao, "All-sky total and direct surface Shortwave Downward Radiation (SWDR) estimation from satellite: Applications to MODIS and Himawari-8," *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, vol. 102, hal. 102380, 2021, doi: 10.1016/j.jag.2021.102380.