

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

LAPORAN TUGAS AKHIR

Laporan Ini Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Sarjana Strata 1 (S1) Pada Program Studi S1 Teknik Informatika Fakultas
Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung



Disusun oleh :

MUHAMMAD ILHAM PRADIPTA

NIM 32602100080

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM SULTAN AGUNG
SEMARANG**

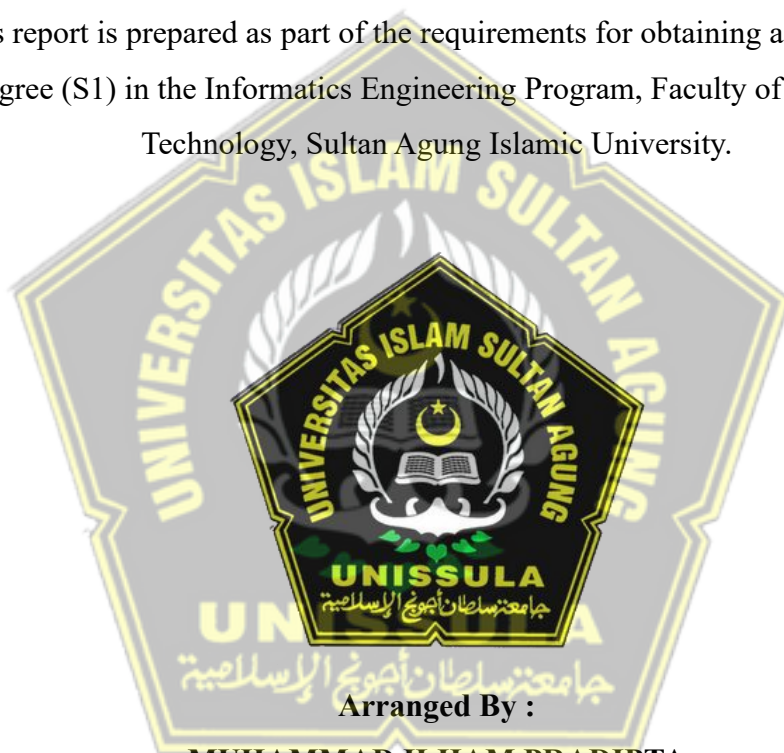
2025

FINAL PROJECT

PREDICTION OF ELECTRICITY COST SAVINGS BASED ON *GLOBAL HORIZONTAL IRRADIANCE (GHI)* USING THE *LONG SHORT TERM MEMORY NETWORK (LSTM)* MODEL

FINAL PROJECT REPORT

This report is prepared as part of the requirements for obtaining a Bachelor's Degree (S1) in the Informatics Engineering Program, Faculty of Industrial Technology, Sultan Agung Islamic University.



Arranged By :

MUHAMMAD ILHAM PRADIPTA

NIM 32602100080

**INFORMATICS ENGINEERING DEPARTEMENT
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
SULTAN AGUNG ISLAMIC UNIVERSITY
SEMARANG**

2025

LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR

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

Muhammad Ilham Pradipta
NIM 32602100080

Telah dipertahankan di depan tim penguji ujian sarjana tugas akhir
Program Studi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung
Pada tanggal : 26 Februari 2025.

TIM PENGUJI UJIAN SARJANA :

Imam Much Ibnu Subroto, ST,
M.Sc., Ph.D
NIDN.0613037301
(Ketua Penguji)

[Signature] 12-03-2025

Mustafa, ST, MM, M.Kom
NIDN.0623117703
(Anggota Penguji)

[Signature] 12-03-2025

Sam Parisa C.H., ST., M.Kom
NIDN. 0628028602
(Pembimbing)

[Signature] 12-03-2025

Semarang, 13 Maret 2025
Mengetahui,

Kaprodi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung



Moch. Taufik, S.T., M.IT
NIDN. 0622037502

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Ilham Pradipta

NIM : 32602100080

Judul Tugas Akhir : PREDIKSI PENGHEMATAN BIAYA LISTRIK
BERDASARKAN *GLOBAL HORIZONTAL*
IRRADIANCE (GHI) MENGGUNAKAN *MODEL*
LONG SHORT TERM MEMORY NETWORK (LSTM)

Dengan bahwa ini saya menyatakan bahwa judul dan isi Tugas Akhir yang saya buat dalam rangka menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S1) Teknik Informatika tersebut adalah asli dan belum pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan oleh siapapun baik keseluruhan maupun sebagian, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka, dan apabila di kemudian hari ternyata terbukti bahwa judul Tugas Akhir tersebut pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan, maka saya bersedia dikenakan sanksi akademis. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sadar dan penuh tanggung jawab.

Semarang, 12 Maret 2025

Yang Menyatakan


METER TEMPEL
1581AMX17683438
Muhammad Ilham Pradipta

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Ilham Pradipta

NIM : 32602100080

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknologi industri

Dengan ini menyatakan Karya Ilmiah berupa Tugas akhir dengan Judul :
PREDIKSI PENGHEMATAN BIAYA LISTRIK BERDASARKAN *GLOBAL HORIZONTAL IRRADIANCE (GHI)* MENGGUNAKAN *MODEL LONG SHORT TERM MEMORY NETWORK (LSTM)*

Menyetujui menjadi hak milik Universitas Islam Sultan Agung serta memberikan Hak bebas Royalti Non-Eksklusif untuk disimpan, dialihmediakan, dikelola dan pangkalan data dan dipublikasikan diinternet dan media lain untuk kepentingan akademis selama tetap menyantumkan nama penulis sebagai pemilik hak cipta. Pernyataan ini saya buat dengan sungguh-sungguh. Apabila dikemudian hari terbukti ada pelanggaran Hak Cipta/Plagiatisme dalam karya ilmiah ini, maka segala bentuk tuntutan hukum yang timbul akan saya tanggung secara pribadi tanpa melibatkan Universitas Islam Sultan Agung.

Semarang, 12 Maret 2020

Yang Menvatakan



METER
TEMPER
9854BAMX176814369

Muhammad Ilham Pradipta

KATA PENGANTAR

Puji syukur peneliti panjatkan kepada Allah swt, alhamdulillah atas rahmat dan karuniaNya peneliti dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul “ Prediksi Penghematan Biaya Listrik Berdasarkan *Global Horizontal Irradiance (GHI)* Menggunakan *Model Long Short Term Memory Network (LSTM)*”. Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi pada program sarjana di Universitas Islam Sultan Agung. Oleh karena itu, peneliti ingin mengucapkan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Prof. Dr. H. Gunarto, SH., M.Hum, Selaku Rektor Universitas Islam Sultan Agung, yang telah memberikan kesempatan kepada peneliti untuk belajar di universitas ini.
2. Dr. Ir. Hj.Novi Marlyana, S.T., M.T, Selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri yang telah memberikan kesempatan untuk belajar di fakultas ini.
3. Moch Taufik, S.T., M.Kom, selaku Ketua Program Studi S1 Teknik Informatika yang telah memberikan dukungan akademik selama proses penelitian berlangsung.
4. Sam Farisa C.H., ST., M.Kom, selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berharga dalam penyusunan tugas akhir ini.
5. Seluruh Dosen dan Staf Akademik Fakultas Teknologi Industri, yang telah memberikan ilmu serta pengalaman berharga selama proses perkuliahan.

Peneliti menyadari bahwa tugas akhir ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa mendatang. semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi para pembaca dan menjadi referensi bagi penelitian-penelitian selanjutnya.

Semarang, 26 Februari 2025
Penulis

Muhammad Ilham Pradipta

DAFTAR ISI

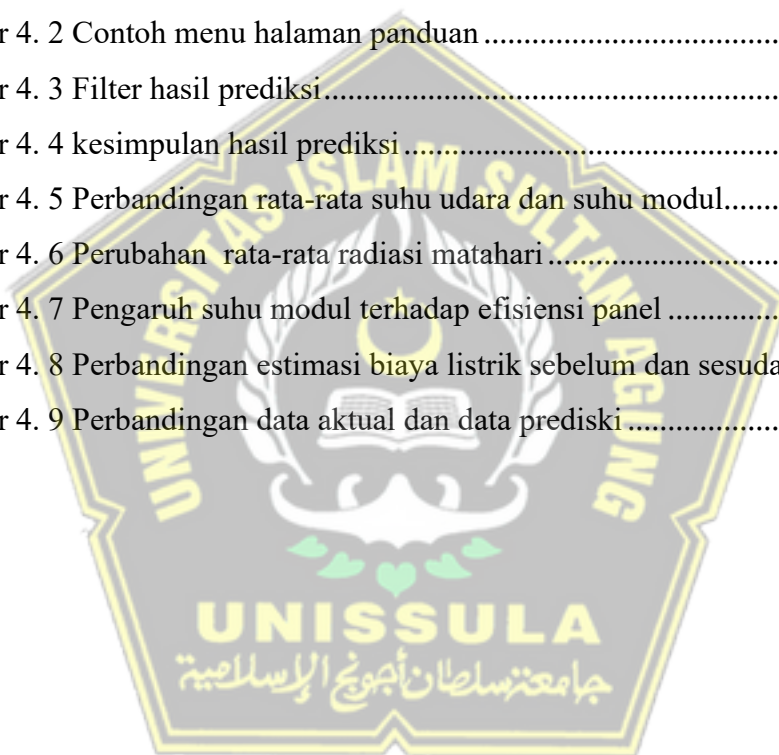
COVER	ii
LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR	iii
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iv
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
ABSTRAK	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Pembatasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	6
2.1 Tinjauan Pustaka	6
2.2 Dasar Teori	10
2.2.1 Global Horizontal Irradiance (GHI).....	10
2.2.2 Panel <i>Monocrystalline</i>	11
2.2.3 <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	11
BAB III METODE PENELITIAN	16
3.1 Metode Penelitian.....	16
3.1.1 Studi Literatur	16
3.1.2 Pengumpulan Dataset.....	16
3.1.3 Perancangan Implementasi Sistem.....	18
3.1.4 Alur Kerja Sistem.....	23

BAB IV HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....	27
4.1 Halaman Utama Prediksi Penghemat Biaya Listrik.....	27
4.1.1 <i>Overview</i>	27
4.1.2 Panduan.....	28
4.2 Hasil prediksi	29
4.2.1 Filter Hasil Prediksi	29
4.2.2 Kesimpulan Hasil Prediksi.....	30
4.2.3 Detail.....	32
4.2.4 Visualisasi	38
4.3 Hasil dan Pembahasan Kinerja Model	41
4.3.1 Hasil Evaluasi.....	41
4.3.2 Analisis Perbandingan Data Aktual dan Prediksi.....	42
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	44
5.1 Kesimpulan	44
5.2 Saran.....	44
DAFTAR PUSTAKA	



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur <i>LSTM</i>	11
Gambar 2. 2 Tampilan arsitektur blok memori <i>LSTM</i>	12
Gambar 3. 1 Flowchart penelitian	16
Gambar 3. 2 Contoh Dataset	17
Gambar 3. 3 Flowchart alur kerja sistem	24
Gambar 4. 1 Halaman utama overview	27
Gambar 4. 2 Contoh menu halaman panduan	29
Gambar 4. 3 Filter hasil prediksi	30
Gambar 4. 4 kesimpulan hasil prediksi	31
Gambar 4. 5 Perbandingan rata-rata suhu udara dan suhu modul	38
Gambar 4. 6 Perubahan rata-rata radiasi matahari	39
Gambar 4. 7 Pengaruh suhu modul terhadap efisiensi panel	40
Gambar 4. 8 Perbandingan estimasi biaya listrik sebelum dan sesudah koreksi ..	41
Gambar 4. 9 Perbandingan data aktual dan data prediski	42



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Tinjauan pustaka.....	7
Tabel 3. 1 Rename column.....	19
Tabel 3. 2 Pembagian data	20
Tabel 4. 1 Dataset asli	32
Tabel 4. 2 Hasil perhitungan	33
Tabel 4. 3 Hasil konversi.....	35
Tabel 4. 4 Total biaya	36
Tabel 4. 5 Biaya harian.....	37
Tabel 4. 6 Hasil evaluasi	41



ABSTRAK

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 *sequential* 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.

Kata kunci: energi surya, global horizontal irradiance, prediksi *lstm*, penghematan biaya listrik, visualisasi data.

Solar energy is increasingly recognized as a key solution in meeting the growing global energy demand. One of the main benefits of utilizing solar energy is the potential savings in electricity costs, especially with accurate predictions of energy production from photovoltaic systems. To estimate the potential electricity cost savings, proper modeling based on the calculation of *Global Horizontal Irradiance (GHI)*, a parameter that represents the amount of solar radiation received on the horizontal surface of the Earth, is required. However, *GHI* prediction faces challenges due to dynamic atmospheric factors, such as temperature, humidity, and wind speed. To overcome this challenge, this research develops a *GHI* prediction model using the *Long Short-Term Memory (LSTM)* algorithm, a type of artificial neural network that is effective in processing sequential data with long-term dependencies. In addition, the *GHI* prediction results (Wh/m^2) were converted into electrical energy (kWh) to estimate potential electricity cost savings. This research also designed a web-based application that enables interactive visualization of the prediction results, thus aiding decision-making in solar energy planning. The developed model showed high performance with an R^2 value of 0.96, MAE of 0.021, $RMSE$ of 0.03. With this approach, the research is expected to be able to contribute to the research.

Keyword: Solar energy, Global Horizontal Irradiance, *LSTM* prediction, electricity cost saving, data visualization.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

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 (Rajaprasad & Mukkamala, 2023).

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 (Hossain & Mahmood, 2020).

Penelitian ini bertujuan mengatasi tantangan tersebut dengan menerapkan *LSTM*, jenis jaringan saraf tiruan yang tergolong dalam kategori *Recurrent Neural Networks (RNN)*. Keunggulan utama *LSTM* adalah kemampuannya untuk mengolah data *sequensial* dengan ketergantungan jangka panjang, data cuaca seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin yang memerlukan model yang dapat "mengingat" informasi penting dari periode waktu sebelumnya. Model ini terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam meramalkan suhu, curah hujan, radiasi surya, dan bahkan potensi penghematan biaya listrik (Hossain & Mahmood, 2020; Kumari & Toshniwal, 2021).

Penggunaan *LSTM* dalam memprediksi *GHI* memiliki beberapa keuntungan dibandingkan dengan metode tradisional, seperti regresi linier atau model statistik

lainnya. Metode-metode tradisional sering kali kesulitan menangani kompleksitas dan fluktuasi data seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin yang dinamis, yang dapat mengurangi akurasi prediksi. Sebaliknya, *LSTM* dapat menangani data dengan ketergantungan temporal yang lebih kompleks dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. 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 (Huang dkk., 2021; Wentz dkk., 2022).

Selain pengembangan model prediksi, penelitian ini juga mencakup pengembangan aplikasi berbasis web untuk menyajikan hasil prediksi *GHI*, estimasi penghematan biaya listrik, dan visualisasi data secara interaktif. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi perusahaan energi dan perencana energi terbarukan dalam menganalisis data dengan lebih mudah. Selain itu, aplikasi ini akan memberikan fitur estimasi biaya listrik yang dapat dihemat berdasarkan hasil konversi *GHI* menjadi energi listrik yang diprediksi, menjadikannya alat yang sangat bermanfaat untuk pengambilan keputusan strategis (Tanjung dkk., 2024).

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, mengurangi ketergantungan pada energi fosil, 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 (Kumari & Toshniwal, 2021; Rajagukguk dkk., 2020).

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 mempercepat adopsi teknologi energi bersih di masa depan.

1.2 Perumusan Masalah

Bagaimana melakukan perhitungan hasil prediksi *GHI* untuk menghitung potensi penghematan biaya listrik untuk mendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan energi terbarukan?

1.3 Pembatasan Masalah

Penetapan batasan masalah bertujuan untuk menyederhanakan fokus penelitian dan mencegah adanya aktivitas yang tidak relevan dengan tujuan utama. Oleh karena itu, dalam penyusunan laporan ini, perlu ditentukan batasan masalah yang akan dibahas. Adapun batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian terbatas pada dataset radiasi surya di Semarang (*koordinat* - 6.966667, 110.416664) dengan rentang waktu 1 Januari 2020 hingga 30 Juni 2024, yang diakses dari <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>.
2. Perhitungan penghematan biaya listrik hanya didasarkan pada hasil konversi *GHI* (Wh/m^2) menjadi energi listrik (kWh) dan estimasi tarif listrik standar.
3. Penelitian ini dibatasi pada penggunaan panel surya jenis *monocrystalline* untuk analisis kinerja dan efisiensi energi, tanpa membahas jenis panel lainnya.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini berfokus pada pengembangan model prediksi *Global Horizontal Irradiance* (*GHI*) dengan menggunakan algoritma *LSTM* dalam memperkirakan intensitas radiasi matahari yang mencapai permukaan bumi. Prediksi *GHI* dalam satuan Wh/m^2 kemudian dikonversi menjadi energi listrik (kWh) untuk menganalisis potensi penghematan biaya listrik melalui pemanfaatan energi surya. Selain itu, penelitian ini juga melibatkan perancangan aplikasi web

interaktif yang menampilkan hasil prediksi GHI, estimasi penghematan biaya, serta visualisasi data guna mendukung perencanaan energi terbarukan dan pengambilan keputusan yang lebih optimal dalam pengelolaan energi berkelanjutan.

1.5 Manfaat

Manfaat yang dihasilkan dari penelitian ini antara lain

1. Menyediakan alat bantu platform berbasis web yang dilengkapi dengan data hasil prediksi dan visualisasi data interaktif, sehingga mempermudah pengguna dalam memahami serta menganalisis prediksi GHI dan estimasi penghematan biaya listrik.
2. Berperan sebagai alat bantu dalam merancang serta menerapkan strategi energi terbarukan, terutama dalam pemanfaatan energi surya.
3. Menyediakan informasi mengenai kemungkinan pengurangan biaya listrik dengan memanfaatkan energi surya, sehingga membantu pengguna dalam menyusun strategi penggunaan energi yang lebih optimal.
4. Mendukung pengambilan keputusan dalam investasi energi surya dengan memberikan estimasi yang lebih akurat terkait potensi penghematan biaya listrik.
5. Memberikan kontribusi dalam pengembangan model prediksi berbasis kecerdasan buatan, khususnya penggunaan *LSTM* dalam analisis data GHI.
6. Menambah referensi dalam penelitian di bidang energi terbarukan dan pemodelan prediksi berbasis machine learning.
7. Membantu akademisi dan peneliti dalam memahami hubungan antara prediksi radiasi matahari, estimasi energi listrik, dan penghematan biaya listrik melalui pendekatan berbasis data.

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk mempermudah penulisan tugas akhir ini, penulis membuat suatu sistematika yang terdiri dari:

BAB 1 : PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang pemilihan judul tugas akhir, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB 2 : TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini memuat dasar teori yang berfungsi sebagai sumber atau alat dalam memahami permasalahan.

BAB 3 : METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang proses tahapan- tahapan penelitian dimulai dari analisa kebutuhan sistem, kemudian perancangan sistem.

BAB 4: HASIL PENELITIAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Bab ini menjelaskan hasil dari penelitian yang telah dilakukan.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat kesimpulan dari keseluruhan uraian bab-bab sebelumnya dan saran-saran dari hasil yang diperoleh dan diharapkan dapat bermanfaat dalam penelitian selanjutnya

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Prediksi radiasi surya merupakan elemen penting dalam mendukung pengembangan energi terbarukan, khususnya dalam perencanaan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS). Parameter seperti *Global Horizontal Irradiance* (*GHI*), suhu, kelembapan, dan kecepatan angin menjadi variabel kunci yang perlu diprediksi secara akurat untuk perhitungan potensi energi surya yang dapat dikonversi menjadi kWh. Dengan data ini, dapat dilakukan estimasi potensi penghematan biaya listrik melalui optimalisasi penggunaan energi terbarukan.

GHI adalah salah satu parameter utama dalam perhitungan potensi energi surya yang tersedia. Data *GHI* digunakan untuk menghitung jumlah energi yang dapat dihasilkan oleh panel surya dalam satuan kWh. Penelitian oleh (Rajaprasad & Mukkamala, 2023) menunjukkan bahwa prediksi *GHI* yang akurat penting dalam perencanaan sistem energi terbarukan. Dengan menggunakan metode berbasis *LSTM*, penelitian ini berhasil meningkatkan akurasi prediksi *GHI* dibandingkan dengan metode statistik tradisional. Dalam konteks PLTS, data *GHI* yang dikombinasikan dengan efisiensi panel surya dapat memberikan estimasi langsung mengenai energi listrik yang dihasilkan (Huang dkk., 2021).

Parameter seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin juga memiliki pengaruh signifikan terhadap efisiensi dan keluaran energi panel surya. Suhu lingkungan, misalnya, dapat memengaruhi efisiensi modul surya, di mana suhu yang terlalu tinggi cenderung menurunkan efisiensi *output* daya (Tanjung dkk., 2024). Selain itu, kelembapan udara yang tinggi dapat mengurangi penetrasi radiasi matahari ke permukaan panel surya, sehingga mengurangi energi yang dihasilkan. Penelitian oleh (Hidayatullah & Cherid, 2023) mengungkapkan bahwa model *LSTM* dapat memprediksi parameter suhu, kelembapan dan kecepatan angin ini secara akurat, memberikan dasar yang kuat untuk perhitungan *output* energi berbasis cuaca.

LSTM merupakan salah satu metode kecerdasan buatan yang banyak diterapkan untuk memprediksi data deret waktu, termasuk *GHI*, parameter suhu, kelembapan dan kecepatan angin. Metode ini memiliki keunggulan dalam menangani ketergantungan temporal yang kompleks serta mengatasi masalah seperti vanishing gradient pada jaringan saraf tiruan tradisional (Sherstinsky, 2020).

Penelitian oleh (Ashari & Sadikin, 2020) menunjukkan bahwa model *LSTM* dapat digunakan untuk memprediksi data berbasis waktu seperti penggunaan listrik dan penghematan biaya. Dengan mengintegrasikan prediksi *GHI*, parameter suhu, kelembapan dan kecepatan angin ke dalam perencanaan energi, sistem berbasis website dapat memberikan rekomendasi penghematan biaya listrik berdasarkan potensi energi terbarukan yang tersedia. (Rezka dkk., 2024) dalam penelitian mereka mengaplikasikan metode *LSTM* untuk memprediksi radiasi surya. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *LSTM* mampu mengidentifikasi pola temporal dalam data radiasi surya dengan akurat, yang dapat diterapkan untuk peramalan yang lebih baik dalam sistem energi terbarukan berbasis surya

Secara keseluruhan, *LSTM* merupakan metode yang sangat relevan untuk prediksi data cuaca dan radiasi surya, dengan aplikasi langsung pada perencanaan energi terbarukan dan penghematan biaya listrik. Dengan mengintegrasikan prediksi *GHI*, konversi energi ke *kWh*, dan parameter suhu, kelembapan serta kecepatan angin ke dalam platform berbasis website, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam optimalisasi penggunaan energi terbarukan.

Beberapa tinjauan pustaka terdapat pada tabel 2.1

Tabel 2. 1 Tinjauan pustaka

No.	Nama Peneliti dan Tahun	Judul	Metode Penelitian	Hasil
1.	(Kumari & Toshniwal, 2021)	<i>Deep learning models for solar irradiance forecasting: A comprehensive review</i>	Tinjauan komprehensif model <i>deep learning (DL)</i> untuk prediksi radiasi surya dengan fokus pada <i>LSTM</i> , <i>CNN</i> , dan	Model <i>LSTM</i> terbukti lebih akurat dalam memprediksi radiasi surya dibanding metode konvensional

			model <i>hybrid</i> lainnya yang sering digunakan dalam prediksi energi terbarukan.	seperti model statistik dan jaringan saraf tradisional. Model <i>hibrid</i> juga meningkatkan performa.
2.	(Wilhelm & Universität, 2021)	<i>Long-term measurements of global horizontal and tilted solar irradiance for Photovoltaic Applications</i>	Pengukuran data radiasi matahari (<i>GHI</i> dan radiasi miring) selama periode yang panjang menggunakan alat ukur canggih untuk aplikasi <i>fotovoltaik</i> . Data dikumpulkan dalam kondisi cuaca bervariasi untuk validasi.	Data menunjukkan bahwa pengukuran <i>GHI</i> mengalami fluktuasi musiman yang signifikan, yang memengaruhi efisiensi sistem <i>fotovoltaik</i> dalam menghasilkan energi listrik secara berkelanjutan.
3.	(Wentz dkk., 2022)	<i>Solar irradiance Forecasting to Short-Term PV Power: Accuracy Comparison of ANN and LSTM Models</i>	Studi perbandingan akurasi antara model <i>ANN</i> dan <i>LSTM</i> dalam memprediksi daya keluaran <i>PV</i> berdasarkan data <i>historis</i> radiasi surya. Model diuji dengan dataset skala besar menggunakan evaluasi metrik <i>RMSE</i> dan <i>MAE</i> .	Model <i>LSTM</i> menunjukkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dengan kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan <i>ANN</i> . <i>LSTM</i> mampu menangkap pola data deret waktu yang

				kompleks dan <i>nonlinier</i> .
4.	(Pahlepi dkk., 2023)	<i>Solar Radiation Intensity Imputation in Pyranometer of Automatic Weather Station Based on LSTM</i>	Model <i>LSTM</i> digunakan untuk imputasi data intensitas radiasi surya yang hilang dari alat <i>pyranometer</i> dalam stasiun cuaca otomatis. Data historis digunakan untuk melatih model dan memprediksi nilai yang hilang.	<i>Imputasi data</i> radiasi surya dengan <i>LSTM</i> menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan metode <i>interpolasi tradisional</i> , memperbaiki kualitas data dalam sistem pengamatan cuaca otomatis.
5.	(Tita Lattifia dkk., 2022)	Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode <i>LSTM</i>	Model prediksi cuaca berbasis <i>LSTM</i> diterapkan pada data cuaca <i>historis</i> . Data parameter cuaca seperti <i>suhu</i> , <i>kelembapan</i> , dan <i>kecepatan angin</i> digunakan untuk melatih model.	Prediksi cuaca berbasis <i>LSTM</i> menunjukkan akurasi tinggi dalam memprediksi kondisi cuaca harian, termasuk <i>suhu</i> , <i>curah hujan</i> , dan <i>kecepatan angin</i> dalam rentang waktu tertentu.

Berdasarkan tabel 2.1 model *Long Short-Term Memory (LSTM)* terbukti unggul dalam prediksi data deret waktu, khususnya dalam analisis radiasi surya dan cuaca. Dibandingkan metode konvensional seperti model statistik dan *Artificial Neural Network (ANN)*, *LSTM* memiliki akurasi lebih tinggi dan kesalahan prediksi

lebih rendah. Model hybrid yang menggabungkan *LSTM* dengan *Convolutional Neural Network (CNN)* juga meningkatkan performa prediksi energi terbarukan. Salah satu tantangan dalam prediksi energi terbarukan adalah fluktuasi *Global Horizontal Irradiance (GHI)* yang signifikan, sehingga prediksi yang akurat menjadi krusial untuk menjaga efisiensi sistem *fotovoltaik*. Dalam konteks ini, *LSTM* juga digunakan untuk mengisi data radiasi surya yang hilang dari alat pyranometer di stasiun cuaca otomatis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini menghasilkan estimasi lebih akurat dibandingkan interpolasi tradisional, sehingga meningkatkan kualitas data pemantauan cuaca.

Selain diterapkan dalam analisis radiasi surya, *LSTM* juga digunakan dalam prediksi cuaca dengan hasil yang sangat akurat. Model ini mampu memperkirakan suhu, curah hujan, dan kecepatan angin dengan baik, yang berkontribusi pada optimalisasi sistem energi matahari. Dengan kemampuan prediksi yang lebih baik, efisiensi penggunaan energi terbarukan dapat ditingkatkan, sekaligus mengurangi ketergantungan pada sumber energi konvensional.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Global Horizontal Irradiance (GHI)

Global Horizontal Irradiance (GHI) merujuk pada total radiasi matahari yang mencapai permukaan horizontal bumi, terdiri dari radiasi langsung dan difus. *GHI* memiliki peran krusial dalam sistem pembangkit listrik tenaga surya karena mempengaruhi potensi energi yang dapat dihasilkan oleh panel surya. Menurut (Wilhelm & Universität, 2021), pengukuran jangka panjang *GHI* diperlukan untuk memprediksi daya yang dihasilkan dan mengoptimalkan instalasi *fotovoltaik*.

GHI dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk lokasi geografis, musim, waktu dalam sehari, serta kondisi lingkungan seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Suhu udara mempengaruhi kinerja panel surya karena suhu yang terlalu tinggi dapat menurunkan efisiensi konversi energi (Pahlepi dkk., 2023). Selain itu, kelembapan yang tinggi dapat menyerap dan menyebarkan cahaya matahari, sehingga mengurangi intensitas radiasi yang mencapai permukaan tanah, menjadikannya variabel penting dalam peramalan radiasi matahari (Rajagukguk

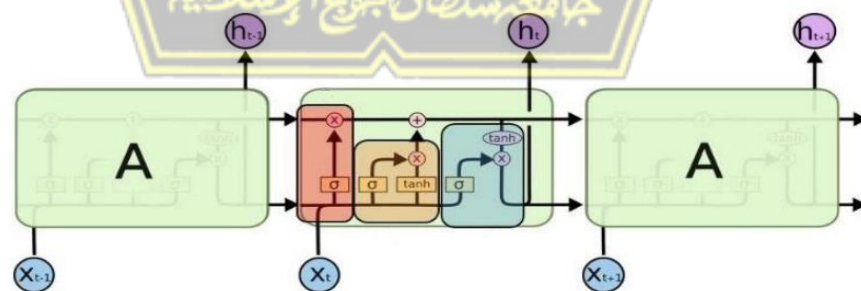
dkk., 2020; Tita Lattifia dkk., 2022). Sementara itu, kecepatan angin dapat membantu mendinginkan panel surya, menjaga kinerja optimal, serta mempengaruhi variabilitas suhu dan kelembapan yang berdampak pada prediksi radiasi matahari (Kumari & Toshniwal, 2021; Wentz dkk., 2022).

2.2.2 Panel *Monocrystalline*

Panel surya *monocrystalline* merupakan jenis panel surya yang dibuat dari silikon kristal tunggal, memberikan efisiensi konversi energi tinggi sekitar 15-20% dan performa yang baik dalam kondisi cahaya rendah. Panel ini memiliki daya tahan lama, sering kali dengan garansi hingga 25 tahun, serta desain yang lebih estetik dibandingkan jenis lainnya. Namun, biaya produksinya lebih mahal karena proses manufaktur yang kompleks, dan performanya bisa menurun dalam suhu tinggi (DCT, 2023a, 2023b).

2.2.3 Long Short-Term Memory (LSTM)

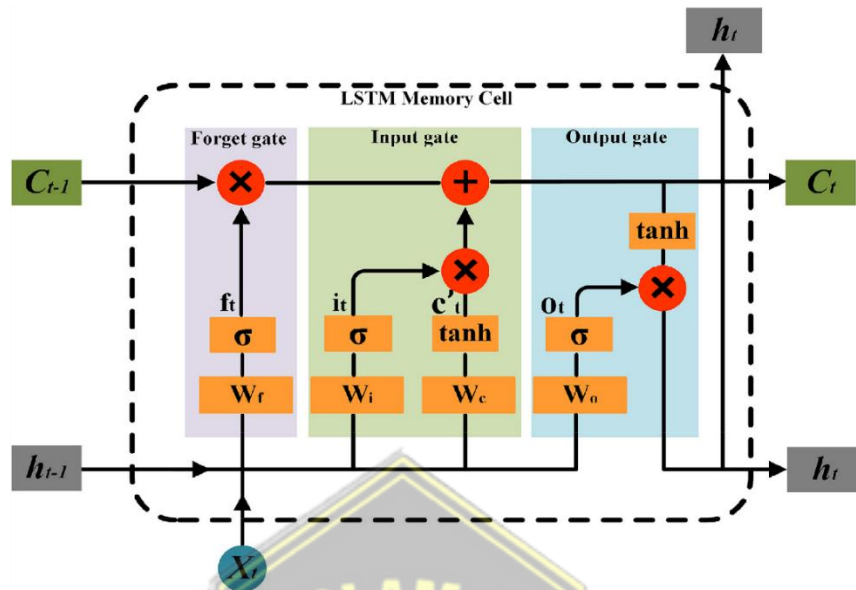
Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan dalam kategori *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient yang sering muncul pada *RNN* konvensional saat memproses data berbasis urutan waktu. *LSTM* memiliki kemampuan untuk mengingat informasi jangka panjang dan memproses data *sequensial*, seperti parameter suhu, kelembapan, kecepatan angin, dan radiasi matahari, yang sering menunjukkan pola jangka panjang (Sherstinsky, 2020).



Gambar 2. 1 Arsitektur LSTM

(Supriyadi, 2019)

LSTM bekerja dengan memodifikasi struktur *RNN* standar, di mana setiap sel memori dapat mengontrol informasi yang harus disimpan atau dibuang di setiap langkah waktu.



Gambar 2. 2 Tampilan arsitektur blok memori LSTM

(Huang dkk., 2021)

LSTM mampu menangkap dependensi jangka panjang melalui mekanisme *gating*, yang terdiri dari beberapa komponen utama:

1. *Forget gate*: Mengontrol informasi yang perlu dihapus dari *cell state*

Forget gate berfungsi untuk menentukan informasi yang masih relevan dan yang perlu dihilangkan dari *cell state*. Proses ini dilakukan dengan fungsi aktivasi *sigmoid* (σ), yang mengonversi nilai input ke dalam kisaran 0 hingga 1. Perhitungan *forget gate* dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

dimana:

f_t : *forget gate*

σ : fungsi *sigmoid*

W_f : bobot yang digunakan dalam *forget gate*

h_{t-1} : *output* pada *timestep* sebelumnya ($t - 1$)

x_t : *input* pada *timestep* saat ini (t)

b_f : bias *forget gate*

Gerbang ini bertugas mengatur sejauh mana informasi dari *cell state* sebelumnya dipertahankan atau dihapus.

2. *Input gate*: Mengatur informasi baru yang akan disimpan dalam *cell state*

Lapisan kedua dalam *LSTM* dikenal sebagai *input gate*, yang berfungsi menyaring serta menentukan informasi mana yang akan ditambahkan ke dalam *cell state*. Seleksi informasi ini dilakukan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* (σ). Pada tahap ini, terdapat dua proses utama yaitu menambahkan informasi yang telah disaring oleh *forget gate*, menghasilkan kandidat informasi baru menggunakan fungsi aktivasi *tanh*. Persamaan untuk menghitung input gate adalah sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

dimana:

- i_t : nilai *input gate*
- σ : fungsi aktivasi *sigmoid*
- W_i : bobot untuk *input gate*
- h_{t-1} : *output* pada *timestep* sebelumnya ($t - 1$)
- x_t : *input* pada *timestep* saat ini (t)
- b_i : bias *input gate*

Selanjutnya, *input gate* menghasilkan kandidat vektor baru $\tilde{C}_t$ menggunakan fungsi aktivasi *tanh*. Proses ini berfungsi untuk mengontrol seberapa banyak informasi baru yang ditambahkan ke dalam *cell state*. Perhitungan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

dimana:

- $\tilde{C}_t$: nilai baru yang akan ditambahkan pada *cell state*
- $\tanh$: fungsi aktivasi *tanh*

W_c : bobot untuk *cell state*
 h_{t-1} : *output* pada *timestep* sebelumnya (t-1)
 x_t : *input* pada *timestep* t
 b_c : bias untuk *cell state*

Setelah itu, *cell state* diperbarui dari nilai sebelumnya (C_{t-1}) menjadi *cell state* nilai baru C_t dengan rumus berikut:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

dimana:

C_t : *cell state* terbaru
 C_{t-1} : *cell state* pada *timestep* sebelumnya
 $\tilde{C}_t$: informasi baru yang ditambahkan ke dalam *cell state*
 f_t : *forget gate* yang menentukan informasi yang harus dipertahankan
 i_t : *input gate* yang mengatur informasi baru yang disimpan

3. *Output Gate*: Mengatur bagian *cell state* yang digunakan sebagai *output*

Lapisan terakhir *output gate*, yang berperan dalam menentukan bagian dari *cell state* yang akan dijadikan *hidden state* untuk keluaran. Proses ini menggunakan aktivasi *sigmoid* untuk menghasilkan nilai *output*, yang kemudian dikombinasikan dengan hasil aktivasi *tanh* dari *cell state*. Perhitungan untuk *output gate* dilakukan dengan rumus berikut:

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

dimana:

O_t : nilai *output gate*
 σ : fungsi aktivasi *sigmoid*
 W_o : bobot untuk *output gate*
 h_{t-1} : nilai *output* pada *timestep* sebelumnya
 x_t : nilai *input* pada *timestep* saat ini
 b_o : bias untuk *output gate*

Nilai *output* akhir didefinisikan sebagai berikut:

$$h_t = O_c * \tanh(C_t) \quad (6)$$

dimana:

h_t : nilai *output* pada *timestep* saat ini

O_c : nilai *output gate*

$\tanh$: fungsi aktivasi *tanh*

C_t : nilai *cell state*

Dengan mekanisme ini, *output gate* memastikan bahwa hanya informasi yang relevan yang digunakan untuk *hidden state* pada *timestep* berikutnya.

Menurut (Huang dkk., 2021), model *LSTM* digunakan untuk memprediksi radiasi matahari secara efektif, terutama untuk prediksi dalam rentang waktu per jam. *LSTM* merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data *sequensial* dan mengenali pola-pola temporal dalam dataset. Proses prediksi dimulai dengan normalisasi data *sequensial*, yang kemudian dimasukkan ke dalam model *LSTM*. Di dalam model, terdapat unit memori yang berfungsi untuk menyimpan informasi penting dan memperbarui status internalnya berdasarkan data yang masuk. Unit ini memiliki tiga gerbang utama: gerbang *input*, yang menyimpan informasi baru; gerbang *forget*, yang menghapus informasi yang tidak relevan atau sudah tidak diperlukan; dan gerbang *output*, yang menghasilkan hasil sementara yang kemudian digunakan untuk menghasilkan prediksi.

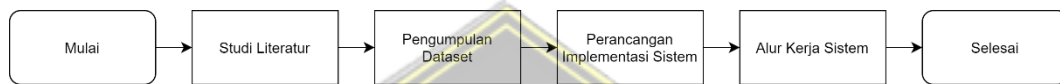
Proses ini memungkinkan model *LSTM* untuk mempelajari hubungan waktu yang kompleks antara data historis dan memanfaatkan informasi masa lalu untuk membuat prediksi yang lebih akurat. Dengan demikian, model ini mampu mengenali pola-pola yang ada dalam data radiasi matahari dan menghasilkan peramalan yang lebih andal, bahkan ketika ada variabilitas dalam data yang diproses. Pendekatan ini memberikan manfaat besar dalam peramalan energi terbarukan, seperti radiasi matahari, dengan mempertimbangkan sifat data yang bersifat *sequensial* dan bergantung pada waktu.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Metode Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan melalui beberapa tahapan, dimulai dengan perancangan dan pemetaan alur metode penelitian. Berikut ini adalah *flowchart* yang menunjukkan tahapan utama dalam penelitian, yang dimulai dari studi literatur hingga tahap akhir.



Gambar 3. 1 Flowchart penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Peneliti mengumpulkan berbagai referensi yang relevan, termasuk e-book, jurnal, artikel, hasil penelitian sebelumnya seperti tesis dan skripsi, serta sumber dari situs web terpercaya yang berkaitan dengan topik penelitian. Fokus utama dalam studi literatur ini adalah untuk mempelajari teori terkait *LSTM*, *GHI*, yang melibatkan parameter suhu, kelembapan dan kecepatan angin yang berhubungan dengan radiasi surya atau *solar irradiance* serta potensi dari energi sistem surya untuk perencanaan yang efisien dalam upaya meningkatkan efisiensi sistem energi surya berbasis prediksi radiasi matahari yang lebih akurat.

3.1.2 Pengumpulan Dataset

Mengumpulkan dataset yang relevan untuk prediksi *GHI*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs [NASA POWER Data Access Viewer](#) dengan total sebanyak 39.432 entri. Dataset ini mencakup parameter suhu, kelembapan, kecepatan angin, radiasi matahari, year, month, dan day, yang mencakup informasi seperti:

- *All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance* (jumlah total radiasi gelombang pendek matahari (langsung dan difus) yang diterima permukaan horizontal bumi dalam kondisi langit apa pun (baik cerah maupun berawan)).
- Suhu udara/T2M

- Kelembapan relative/QV2M
- Kecepatan angin/WS10M
- Year
- Month/MO
- Day/DY
- Hour/HR

	YEAR	MO	DY	HR	ALLSKY_SFC_SW_DWN	T2M	QV2M	WS10M
0	2020	1	1	0	0.00	25.34	19.35	3.33
1	2020	1	1	1	0.00	25.27	19.29	3.11
2	2020	1	1	2	0.00	25.23	19.23	3.04
3	2020	1	1	3	0.00	25.23	19.23	3.18
4	2020	1	1	4	0.00	25.25	19.23	3.57
5	2020	1	1	5	7.88	25.36	19.23	3.88
6	2020	1	1	6	70.23	26.01	19.47	4.51
7	2020	1	1	7	190.67	26.68	19.65	4.88
8	2020	1	1	8	323.87	27.27	19.59	5.11
9	2020	1	1	9	357.57	27.70	19.47	5.19
10	2020	1	1	10	378.86	27.89	19.41	5.26

Gambar 3. 2 Contoh Dataset

Pada gambar 3.2 Dataset ini akan menjadi basis untuk pelatihan dan pengujian model *LSTM* yang akan dibangun untuk memprediksi *All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance*, yang dalam konteks ini setara dengan radiasi matahari yang diterima pada permukaan horizontal, yaitu *GHI (Global Horizontal Irradiance)*. Kesetaraan ini dijelaskan oleh (Sawadogo dkk., 2023), yang menyebutkan bahwa *GHI* juga dikenal sebagai *surface shortwave downward radiation* atau *solar irradiance*, yang mengacu pada jumlah total cahaya matahari yang diterima permukaan horizontal dan keduanya mengukur radiasi matahari yang diterima di permukaan di bawah kondisi langit yang berbeda, termasuk kondisi berawan dan cerah yang mencakup radiasi langsung dan tersebar. *All Sky Surface*

Shortwave Downward Irradiance menggambarkan total radiasi gelombang pendek yang mencapai permukaan bumi dalam semua kondisi langit, termasuk efek awan, aerosol, dan uap air. Sebaliknya, *GHI* menggambarkan total radiasi matahari yang mencapai permukaan horizontal bumi, mencakup radiasi langsung (*Direct Normal Irradiance/DNI*) dan radiasi difus (*Diffuse Horizontal Irradiance/DHI*), tanpa memfokuskan pada kondisi atmosfer tertentu. *GHI* umumnya diukur langsung menggunakan alat seperti *pyranometer* di lokasi tertentu dan digunakan dalam aplikasi energi surya, sementara *All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance* sering dihitung menggunakan model atmosfer berbasis satelit untuk analisis iklim dan perubahan cuaca dalam skala global (CAMS, 2016; Yu dkk., 2021).

Sebagai tambahan, panduan pengguna dari *Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS)* juga mendukung kesetaraan ini. Dalam dokumen "*User's Guide to the CAMS Radiation Service*" (CAMS, 2016), dijelaskan bahwa *GHI* merupakan ukuran komprehensif dari radiasi yang diterima di permukaan horizontal. Data *GHI* yang disediakan oleh CAMS mencakup semua komponen radiasi, baik yang datang langsung dari matahari maupun yang tersebar akibat interaksi dengan atmosfer. CAMS juga menekankan bahwa estimasi *GHI* yang mereka hasilkan mempertimbangkan berbagai faktor atmosfer, termasuk tutupan awan dan aerosol, sehingga mencerminkan kondisi semua langit. Ini menunjukkan bahwa *GHI* dan *All Sky Surface Shortwave Downward Irradiance* dapat digunakan secara bergantian dalam konteks pengukuran radiasi matahari yang diterima di permukaan bumi.

3.1.3 Perancangan Implementasi Sistem

Setelah data dikumpulkan, langkah selanjutnya adalah persiapan data untuk pelatihan model. Tahapan ini meliputi:

- *Preprocessing data*: *Preprocessing* data dilakukan dengan mengganti nama kolom agar lebih mudah dipahami, menggabungkan kolom tahun, bulan, dan hari menjadi format tanggal, serta memilih fitur yang relevan untuk prediksi.

Tabel 3. 1 Rename column

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

Pada tabel 3.1 tahap *preprocessing data*, dilakukan proses *rename column* untuk memastikan data lebih terstruktur dan siap digunakan dalam analisis. Langkah pertama adalah mengganti nama kolom agar lebih deskriptif, seperti T2M menjadi Suhu, QV2M menjadi Kelembapan, dan WS10M menjadi Kecepatan Angin. Selanjutnya, kolom YEAR, MO, dan DY digabung menjadi satu kolom tanggal dalam format datetime, sehingga mempermudah analisis berbasis waktu.

- Normalisasi data dilakukan untuk memastikan semua fitur berada dalam skala yang seragam. Salah satu metode yang digunakan adalah Min-Max Scaling, yang mengonversi nilai ke dalam rentang [0,1] dengan rumus berikut:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (7)$$

dimana:

X' : nilai setelah dinormalisasi

X : nilai asli

X_{min} : nilai minimum dari fitur

X_{max} : nilai maksimum dari fitur

Normalisasi ini bertujuan untuk mempermudah proses pelatihan model, 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, terutama untuk model *LSTM* yang sensitif terhadap skala data.

- **Pembagian Data:** Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 70% untuk pelatihan (training), 15% untuk pengujian (testing), dan 15% untuk validasi. Data pelatihan digunakan untuk membangun model, sementara data pengujian digunakan untuk menilai kinerjanya dan data validasi berperan dalam memantau performa model selama proses pelatihan guna memastikan model dapat melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang tidak digunakan dalam pelatihan. Tabel 3. 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

Dalam proses pembagian data, dataset awal dipisahkan menjadi tiga bagian utama: data pelatihan, validasi, dan pengujian. Sebanyak 70% dari total data, yaitu 27.585 sampel dengan 4 fitur, dialokasikan sebagai data pelatihan. Data ini berfungsi untuk melatih model agar dapat mengenali pola dari data yang tersedia. Selanjutnya, 15% dari total data digunakan sebagai data *validation*, yang terdiri dari 5.911 sampel dengan 4 fitur. Data *validation* berperan dalam mengevaluasi performa model selama proses pelatihan, sehingga dapat membantu dalam menghindari overfitting. Sisa 15% dari dataset digunakan sebagai data *testing*, dengan jumlah 5.912 sampel dan 4 fitur. Data *testing* digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu melakukan prediksi dengan baik terhadap data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa optimal dan dapat diandalkan saat diterapkan pada data baru.

- **Pelatihan Model:** Setelah data dinormalisasi dan dikonversi menjadi sekuens, model *LSTM* dilatih menggunakan data yang telah diproses. Arsitektur model terdiri dari dua lapisan *LSTM* dengan 50 neuron per layer dan fungsi aktivasi ReLU. Untuk mengurangi risiko overfitting, digunakan

lapisan Dropout sebesar 20% atau 0.2 setelah setiap lapisan *LSTM*. Model ini memiliki lapisan Dense sebagai *output* dengan jumlah neuron sesuai dengan jumlah fitur yang diprediksi. Model dikompilasi dengan menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss *Mean Squared Error (MSE)*, yang sering digunakan dalam masalah regresi karena mengukur rata-rata selisih kuadrat antara prediksi dan nilai aktual. Selain itu, *Mean Absolute Error (MAE)* digunakan sebagai metrik evaluasi untuk menunjukkan rata-rata perbedaan absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Proses pelatihan dilakukan dengan batch size 64 dan jumlah epoch awal 20, serta menggunakan *validation* set untuk memantau performa model.

- Denormalisasi Data: Setelah model menghasilkan prediksi yang dinormalisasi (misalnya dalam rentang $[0, 1]$), prediksi tersebut perlu dikembalikan ke satuan asli *GHI* (Wh/m^2), suhu, kelembapan dan kecepatan angin. Hal ini dilakukan dengan *inverse normalisasi*, yaitu mengalikan hasil prediksi dengan selisih antara nilai maksimum dan minimum data yang digunakan saat normalisasi, kemudian menambahkan nilai minimum. Rumusnya adalah:

$$X = X'(X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (8)$$

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

- Evaluasi Kinerja Model : Menguji model menggunakan data yang belum pernah digunakan sebelumnya (data uji) serta mengevaluasi performa model dengan menerapkan metrik seperti:

1. *Mean Absolute Error (MAE)*

MAE merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur rata-rata perbedaan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. Metrik ini mencerminkan seberapa besar kesalahan model dalam melakukan prediksi, dengan nilai *MAE* yang lebih kecil menunjukkan kinerja model yang lebih baik. *MAE* dihitung dengan mengambil rata-rata nilai absolut dari selisih antara prediksi dan nilai sebenarnya (Chicco dkk., 2021).

Rumus *MAE*:

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

Keterangan :

- y_i : nilai aktual (nilai yang sebenarnya).
- $\hat{y}_i$: nilai prediksi
- n : jumlah sampel data yang diuji.

2. *Root Mean Squared Error (RMSE)*.

RMSE merupakan metrik evaluasi yang menghitung rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual. Berbeda dengan *MAE*, *RMSE* lebih sensitif terhadap kesalahan besar karena selisih antara prediksi dan nilai sebenarnya dikuadratkan sebelum dihitung rata-ratanya. Nilai *RMSE* yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi. Metrik ini sangat berguna ketika kesalahan besar perlu diberi bobot lebih dalam evaluasi model (Chicco dkk., 2021).

Rumus *RMSE* :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (10)$$

Keterangan :

- y_i : nilai aktual (nilai yang sebenarnya).
- $\hat{y}_i$: nilai prediksi (nilai yang dihasilkan oleh model).
- n : jumlah data atau prediksi yang diuji.

3. *R-squared* (R^2).

R^2 atau Koefisien Determinasi adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model regresi dapat menjelaskan variasi dalam data target. Nilai R^2 berada dalam rentang 0 hingga 1, di mana: $R^2 = 1$ berarti model mampu memprediksi nilai target dengan sempurna. $R^2 = 0$ berarti model tidak lebih baik dari rata-rata data (mean) dalam memprediksi nilai target. Nilai negatif menunjukkan model yang sangat buruk, bahkan lebih buruk dari sekadar menggunakan nilai rata-rata. R^2 berguna untuk mengetahui sejauh mana model dapat menjelaskan variasi dalam dataset. (Chicco dkk., 2021).

Rumus R^2 :

$$R - squared = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

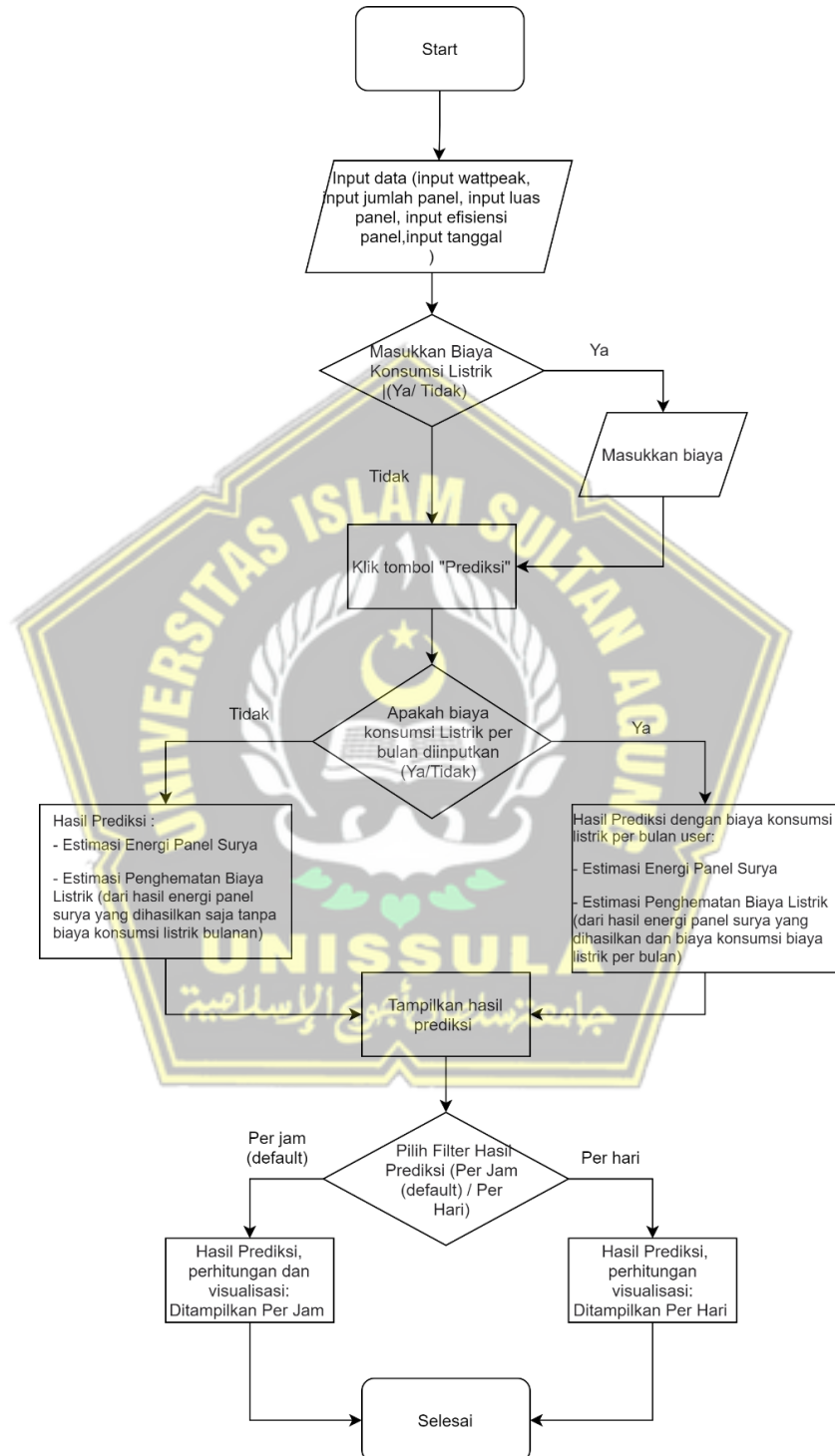
Keterangan :

- y_i : nilai aktual (nilai yang sebenarnya).
- $\hat{y}_i$: nilai prediksi yang dihasilkan oleh model.
- $\bar{y}$: rata-rata dari seluruh nilai aktual.
- n : jumlah sampel atau prediksi yang diuji.

3.1.4 Alur Kerja Sistem

Setelah model siap dan diuji dengan baik, tahap akhir adalah mengimplementasikan model prediksi *GHI* pada aplikasi berbasis website menggunakan *streamlit*. Implementasi ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam melakukan prediksi energi yang dihasilkan oleh panel surya serta memperkirakan potensi efisiensi penghematan biaya listrik. Berikut tahapan dalam

proses prediksi energi yang dihasilkan oleh panel surya serta estimasi penghematan biaya listrik berdasarkan data yang dimasukkan oleh pengguna.



Gambar 3. 3 Flowchart alur kerja sistem

Proses diawali dengan pengguna menginput berbagai informasi, seperti daya puncak panel (*wattpeak*), jumlah panel, luas panel, efisiensi panel, dan tanggal. Selanjutnya pengguna diberikan opsi untuk menyertakan biaya konsumsi listrik bulanan atau tidak. Jika memilih untuk menambahkannya, pengguna harus memasukkan jumlah biaya sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya.

Setelah data dimasukkan, pengguna menekan tombol "Prediksi" untuk menjalankan proses perhitungan. Sistem kemudian akan mengecek apakah biaya konsumsi listrik telah diinputkan. Jika tidak, sistem hanya akan menampilkan hasil estimasi energi yang dihasilkan oleh panel surya serta potensi penghematan biaya listrik tanpa mempertimbangkan konsumsi listrik bulanan pengguna. Sebaliknya, jika biaya konsumsi listrik bulanan telah disertakan, sistem akan memberikan hasil prediksi yang lebih lengkap, mencakup estimasi energi yang dihasilkan dan penghematan biaya listrik berdasarkan konsumsi bulanan yang telah dimasukkan.

Setelah hasil prediksi ditampilkan, pengguna dapat memilih cara penyajian hasil dengan dua opsi tampilan, yaitu per jam (sebagai pengaturan default) atau per hari. Jika pengguna memilih tampilan per jam, sistem akan menampilkan hasil prediksi, perhitungan, dan visualisasi dalam interval waktu per jam. Sementara itu, jika tampilan per hari yang dipilih, sistem akan menyajikan hasil dalam format harian. Dalam proses perhitungan sistem menghitung suhu modul. Suhu modul dihitung berdasarkan suhu udara, kecepatan angin, dan kelembapan sesuai filter. Perhitungan suhu modul dengan rumus:

$$T_m = T_a + \frac{GHI}{800} \times (NOCT - 20) \times (1 - K \times WS) \times (1 - \lambda \times RH) \quad (12)$$

dimana :

- T_m : Suhu modul panel surya (°C)
- T_m : 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 :

$$\eta_{adjusted} = \eta_{nominal} \times (1 - \beta (T_m - 25)) \quad (13)$$

dimana :

- η_{adjusted}* : Efisiensi panel surya setelah disesuaikan dengan suhu modul.
- η_{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.

Setelah hasil ditampilkan sesuai preferensi pengguna, proses pun selesai.

BAB IV

HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

4.1 Halaman Utama Prediksi Penghemat Biaya Listrik

Antarmuka pengguna (*User Interface/UI*) pada halaman utama dalam pada website yang dikembangkan dengan Streamlit memiliki dua menu utama, yaitu *Overview* dan *Panduan*..

4.1.1 Overview

Overview sebagai halaman utama yang menampilkan formulir *input* untuk memasukkan spesifikasi panel surya serta parameter lain yang diperlukan dalam proses prediksi penghematan biaya listrik.

The screenshot shows the 'Overview' page of a web application. At the top, there are two tabs: 'OVERVIEW' (active) and 'PANDUAN'. The main heading is 'Prediksi Penghematan Biaya Listrik Berbasis GHI dengan Model LSTM'. Below this, there's a section 'Input spesifikasi panel surya Anda'. It contains four input fields: 'Wattpeak (Wp)' with a value of 200, 'Jumlah panel yang dimiliki' with a value of 1, 'Luas panel (m²)' with a value of 1.6, and 'Efisiensi panel (%)' with a value of 18. Each field has a dropdown arrow and a '+' or '-' button. There are also two informational boxes: one for Wattpeak and one for the number of panels. Below the input fields, there are two more informational boxes: one for the total panel area and one for the panel efficiency. At the bottom, there are two date pickers: 'Tanggal Mulai' (2024/07/01) and 'Tanggal Selesai' (2024/07/31). Below these, there are two informational boxes: one for the start date and one for the end date. At the very bottom, there is a checkbox labeled 'Masukkan Biaya Konsumsi Listrik' and a corresponding input field for 'Biaya konsumsi listrik yang Anda keluarkan per bulan (Rp)' with a value of 0. A 'Prediksi' button is located at the bottom right.

Gambar 4. 1 Halaman utama *overview*

Gambar di atas menampilkan antarmuka aplikasi untuk prediksi penghematan biaya listrik yang berbasis *GHI* (*Global Horizontal Irradiance*) dengan model *LSTM* (*Long Short-Term Memory*). Aplikasi ini dikembangkan untuk membantu pengguna dalam memperkirakan biaya konsumsi listrik berdasarkan spesifikasi panel surya yang dimiliki. Pengguna diminta menginput beberapa parameter utama, seperti *Wattpeak* (*Wp*) panel surya, jumlah panel, dan tingkat efisiensinya. *Wattpeak* sendiri merupakan kapasitas maksimal panel surya dalam kondisi optimal, yang secara langsung memengaruhi estimasi penghematan biaya. Selain itu, jumlah panel serta efisiensi juga berperan penting; semakin banyak panel dengan efisiensi tinggi, semakin besar potensi penghematan yang bisa diperoleh. Aplikasi ini juga memungkinkan pengguna menentukan rentang waktu analisis dengan memilih tanggal mulai dan berakhirnya prediksi. Selain itu, terdapat fitur tambahan untuk memasukkan biaya konsumsi listrik bulanan, yang berguna dalam perhitungan lebih rinci terkait potensi penghematan dengan penggunaan panel surya.

4.1.2 Panduan

Panduan berisi informasi atau petunjuk penggunaan aplikasi untuk membantu pengguna memahami cara memasukkan data dengan benar dan bagaimana interpretasi hasil prediksi.

Pada gambar 4.2 menu panduan dalam aplikasi ini berfungsi sebagai petunjuk komprehensif bagi pengguna untuk memahami cara kerja aplikasi serta melakukan perhitungan estimasi energi yang dihasilkan oleh panel surya. Menu ini tidak hanya memberikan instruksi langkah demi langkah, tetapi juga menyertakan rumus-rumus yang digunakan dalam perhitungan, sehingga pengguna dapat memahami bagaimana estimasi dilakukan.

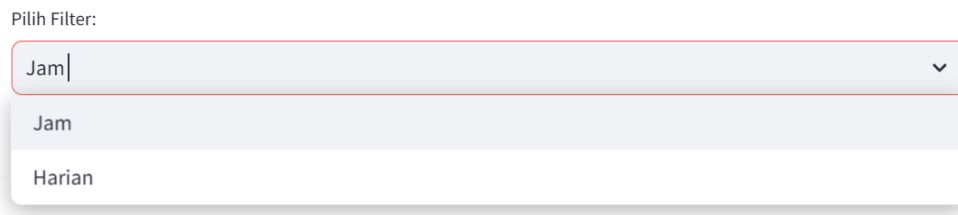


4.2 Hasil prediksi

Pada bagian hasil prediksi, terdapat empat komponen utama yang membantu pengguna dalam memahami dan menganalisis hasil perhitungan energi dari panel surya yaitu filter, kesimpulan hasil prediksi, detail, dan visualisasi.

4.2.1 Filter Hasil Prediksi

Bagian ini memungkinkan pengguna untuk menyaring dan menyesuaikan tampilan hasil prediksi.



Gambar 4. 3 Filter hasil prediksi

Gambar 4.3 menampilkan fitur filter yang memungkinkan pengguna menyesuaikan tampilan data hasil prediksi berdasarkan interval waktu yang diinginkan, baik per jam maupun per hari. Dengan fitur ini, pengguna dapat memilih tingkat kedetailan informasi yang paling sesuai dengan kebutuhan analisis mereka. Jika opsi per jam dipilih, sistem akan menampilkan data dalam interval waktu setiap jam, sehingga pengguna dapat menganalisis fluktuasi produksi energi dalam satu hari secara lebih mendetail. Sebaliknya, jika opsi harian dipilih, data akan disajikan dalam cakupan per hari, yang lebih berguna untuk mengamati tren produksi energi dalam jangka waktu yang lebih panjang.

Dengan adanya fitur ini memungkinkan pengguna untuk mendapatkan informasi yang lebih sesuai dan relevan dengan kebutuhan analisis, baik dalam memahami pola produksi energi dari panel surya maupun dalam mengevaluasi dampak faktor lingkungan terhadap kinerjanya.

4.2.2 Kesimpulan Hasil Prediksi

Bagian ini menyajikan ringkasan hasil prediksi dalam format yang lebih sederhana dan mudah dipahami. Tujuannya adalah memberikan gambaran umum mengenai kinerja panel surya serta manfaatnya dalam menghemat konsumsi listrik. Selain memberikan gambaran umum terkait efisiensi sistem, hasil prediksi ini juga membantu dalam menilai manfaat yang diperoleh dalam menghemat konsumsi listrik. Dengan demikian, prediksi yang disajikan tidak hanya memberikan wawasan mengenai potensi energi yang dihasilkan, tetapi juga dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan untuk mengoptimalkan pemanfaatan energi surya.

⚡ 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 4. 4 kesimpulan hasil prediksi

Berdasarkan hasil prediksi, pemanfaatan panel surya terbukti memberikan pengaruh besar terhadap efisiensi penggunaan listrik. Dengan spesifikasi panel surya yang mencakup kapasitas total 200 Wp artinya panel surya dapat menghasilkan daya listrik sebesar 200 watt ketika bekerja dalam kondisi ideal, 2 unit panel, luas keseluruhan 3,20 m², dan tingkat efisiensi 18,0%, sistem ini diperkirakan mampu menghasilkan energi sebesar 70,59 kWh dalam satu bulan. Penerapan panel surya berperan dalam menekan biaya listrik secara signifikan. Dengan tarif listrik saat ini sebesar Rp 1.352 per kWh (Nita, 2025) dan konsumsi listrik bulanan awal mencapai Rp 150.000,00, penggunaan panel surya memungkinkan pengurangan biaya hingga Rp 54.557,59. Artinya, terdapat penghematan sekitar Rp 95.442,41 atau sekitar 63,63% dari total tagihan listrik per bulan.

Rata-rata pengeluaran listrik harian sebesar Rp 3.078,79, tetapi dengan pemasangan panel surya, sebagian konsumsi listrik dapat ditutupi oleh energi yang

dihasilkan, sehingga biaya listrik yang harus dibayar menjadi lebih rendah.. Hal ini membuktikan bahwa investasi dalam teknologi panel surya dapat menjadi langkah strategis dalam mengurangi beban biaya listrik secara signifikan, sekaligus berkontribusi dalam pemanfaatan energi terbarukan yang lebih ramah lingkungan.

4.2.3 Detail

Bagian ini menyajikan informasi secara lebih rinci, mencakup dataset asli, data hasil prediksi, serta perhitungan yang digunakan dalam proses analisis. Dengan adanya detail ini, pengguna dapat memahami bagaimana prediksi dilakukan serta melihat perbandingan antara data awal dan hasil yang diperoleh.

1. Dataset asli

Tabel 4. 1 Dataset asli

tanggal	ALLSKY_SF C SW DWN	Suhu	Kelembapan	Kecepatan Angin
2020-01-01 00:00:00	0	25.34	19.35	3.33
2020-01-01 01:00:00	0	25.27	19.29	3.11
...	...	...	...	...
2024-06-30 22:00:00	0	25.97	19.17	1.91
2024-06-30 23:00:00	0	25.57	19.04	2.02

Data tersedia dalam interval per jam dari 1 Januari 2020 hingga 30 Juni 2024. Informasi mencakup radiasi gelombang pendek (ALLSKY_SFC_SW_DWN), suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Radiasi gelombang pendek menjadi fokus utama karena menentukan potensi energi matahari. Selain itu, suhu, kelembapan, dan kecepatan angin berperan sebagai faktor pendukung guna meningkatkan ketepatan prediksi. Analisis ini bertujuan memperkirakan potensi energi matahari dan estimasi penghematan biaya listrik setelah 30 Juni 2024. Hasilnya akan membantu meramalkan produksi energi panel surya di masa mendatang, sehingga perencanaan pemanfaatan energi matahari lebih optimal dan efisien.

2. Dataset prediksi

tanggal	ALLSK Y_SFC_ SW_DW N	Suhu	Kele- mbap an	Kecepa -tan Angin	Suhu modul	Efisiensi panel saat ini
2024-07-01 00:00:00	0	25.3	18.68	2.16	25.3	17.98
2024-07-01 01:00:00	0	25.03	18.5	2.28	25.03	18
...	...	...	...	...		
2024-07-31 22:00:00	0	24.45	17.03	1.6	24.45	18.04
2024-07-31 23:00:00	0	24.37	16.96	1.56	24.37	18.05

Tabel 4.2 menampilkan hasil dataset prediksi yang diperoleh melalui proses analisis berdasarkan dataset asli serta metode perhitungan tertentu. Informasi dari hasil prediksi ini memungkinkan pengguna untuk menilai manfaat penggunaan panel surya dan mengambil keputusan yang lebih tepat dalam mengelola serta mengoptimalkan konsumsi energi.

3. Hasil perhitungan

Bagian ini terdiri dari 4 komponen utama, yaitu hasil perhitungan, proses konversi, total biaya, dan biaya harian.

a. Hasil perhitungan

Tabel 4. 2 Hasil perhitungan

Keterangan	Nilai
Total GHI	131624.87 (Wh/m ²)
Luas total panel	3.20 m ²
Efisiensi panel awal	18.0%
Efisiensi panel saat ini (rata-rata)	17.55%

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa total radiasi matahari yang diterima adalah 131624.87 Wh/m², dengan luas total panel surya sebesar 3.20 m². Efisiensi awal panel mencapai 18.00 %, namun setelah mempertimbangkan berbagai faktor, efisiensi rata-rata panel turun menjadi 17.55%.

- Total *GHI* dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai yang terdapat pada kolom *All Sky* dalam data radiasi matahari.

Rumus:

$$Total\ GHI = \sum(\text{nilai kolom } ALLSKY_SFC_SW_DWN) \quad (14)$$

- Luas total panel diperoleh dengan mengalikan jumlah panel yang digunakan dengan luas per panel.

Rumus:

$$Luas\ total\ panel = jumlah\ panel \times luas\ per\ panel \quad (15)$$

- Efisiensi awal panel ditentukan berdasarkan *input* yang diberikan oleh pengguna.
- Efisiensi rata-rata panel diperoleh dengan menjumlahkan seluruh nilai efisiensi panel yang ada, kemudian membaginya dengan jumlah data yang tersedia.

Rumus:

$$Efisiensi\ Panel\ Rata-rata = \frac{\sum(\text{efisiensi panel rata2 saat ini})}{jumlah\ data\ efisiensi} \quad (16)$$

b. Hasil konversi

Tabel 4. 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

Hasil konversi menggambarkan perbandingan daya yang dihasilkan oleh panel surya dalam berbagai kondisi operasional. Sebelum dilakukan koreksi, daya yang tercatat mencapai 75.82 kWh atau setara dengan 75,815.93 Wh/m². Nilai ini merupakan estimasi awal sebelum memperhitungkan faktor eksternal seperti suhu lingkungan dan efisiensi panel. Setelah dilakukan penyesuaian terhadap faktor-faktor tersebut, daya yang dihasilkan mengalami sedikit penurunan menjadi 70.59 kWh atau 70,593.50 Wh/m². Penurunan ini mencerminkan kondisi aktual setelah memperhitungkan faktor lingkungan yang dapat mempengaruhi performa panel surya. Selain itu, rata-rata energi harian yang dihasilkan oleh panel surya tercatat sebesar 2.28 kWh/m² atau 2,277.21 Wh/m² per hari. Nilai ini dihitung dengan membagi total *GHI* dalam satu bulan dengan jumlah hari dalam periode tersebut, sehingga memberikan gambaran mengenai rata-rata energi yang dihasilkan setiap harinya. Informasi ini sangat berguna dalam mengevaluasi tingkat efisiensi panel surya serta dalam perencanaan penggunaan energi yang lebih optimal.

- Energi sebelum koreksi (E_0) dihitung berdasarkan efisiensi panel awal yang diinputkan oleh pengguna. Nilainya diperoleh dengan rumus:

$$E_0 = \sum \left(GHI \times Luas \text{ panel} \times \left(\frac{Efisiensi \text{ awal}}{100} \right) \right) \quad (17)$$

- Energi setelah koreksi (E_1) dihitung dengan metode yang sama seperti sebelum koreksi, tetapi menggunakan efisiensi panel rata-rata yang diperoleh selama periode tertentu:

$$E_1 = \sum \left(GHI \times \text{Luas panel} \times \left(\frac{\text{Efisiensi panel saat ini}}{100} \right) \right) \quad (18)$$

- Setelah diperoleh hasil energi dalam Wh, nilainya dikonversi ke kWh dengan membaginya dengan 1000:

$$\text{Energi kWh} = \frac{\text{Energi (wh)}}{1000} \quad (19)$$

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

$$\text{Energi harian} = \frac{E_1}{\text{jumlah hari}} \quad (20)$$

c. Total biaya

Tabel 4. 4 Total biaya

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

Total biaya yang dikeluarkan untuk penggunaan energi mengalami penyesuaian setelah dilakukan koreksi. Awalnya, biaya yang harus dibayarkan mencapai Rp 102.503,13, namun setelah koreksi jumlahnya menurun menjadi Rp 95.442,41. Penurunan ini mengindikasikan bahwa daya yang dihasilkan oleh panel surya mengalami sedikit pengurangan, yang berimbas pada penurunan nilai ekonomisnya sebesar 6,89%.

- Biaya sebelum koreksi (B_0) diperoleh dari perkalian antara energi listrik yang dikonsumsi sebelum koreksi dengan tarif listrik per kWh. Rumus:

$$B_0 = E_0 \times \text{harga listrik per kwh} \quad (21)$$

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

$$B_1 = E_1 \times \text{harga listrik per kwh} \quad (22)$$

- Penurunan biaya dihitung sebagai selisih antara biaya sebelum dan setelah koreksi, kemudian dinyatakan dalam bentuk persentase terhadap biaya sebelum koreksi.

Rumus:

$$\text{Penurunan (\%)} = \left| \frac{B_1 - B_0}{B_0} \right| \times 100\% \quad (23)$$

d. Biaya harian

Tabel 4. 5 Biaya harian

Keterangan	Nilai
Jumlah hari	31
Rata-rata biaya harian	Rp 3.078,79

Perhitungan biaya harian didasarkan pada jumlah hari operasional sistem. Dalam periode 31 hari, rata-rata pengeluaran harian untuk energi setelah koreksi mencapai Rp 3.078,79. Hal ini mengindikasikan bahwa dengan mempertimbangkan efisiensi panel, sistem mampu memberikan penghematan biaya yang lebih konsisten dalam periode tertentu.

- Jumlah hari diperoleh berdasarkan rentang waktu yang ditentukan oleh pengguna, yaitu dari tanggal mulai hingga tanggal selesai dalam periode yang akan diprediksi.
- Rata-rata biaya harian dihitung dengan membagi total biaya setelah koreksi dengan jumlah hari dalam periode yang telah ditentukan.

Rumus:

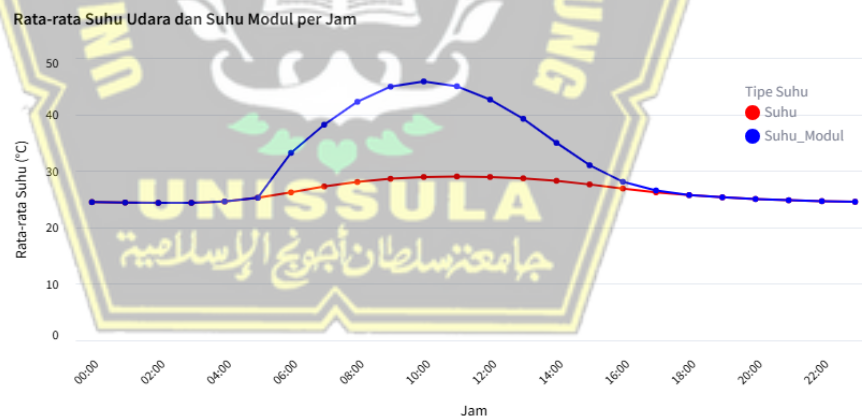
$$\text{Rata-rata biaya harian} = \frac{B_1}{\text{jumlah hari}} \quad (24)$$

4.2.4 Visualisasi

Bagian visualisasi terdiri dari line chart dan bar chart. *Line chart* menampilkan tren perubahan data prediksi dalam rentang waktu tertentu, sedangkan *bar chart* membandingkan nilai prediksi antar kategori atau periode.

1. Line chart

a. Perbandingan rata-rata suhu udara dan suhu modul per jam

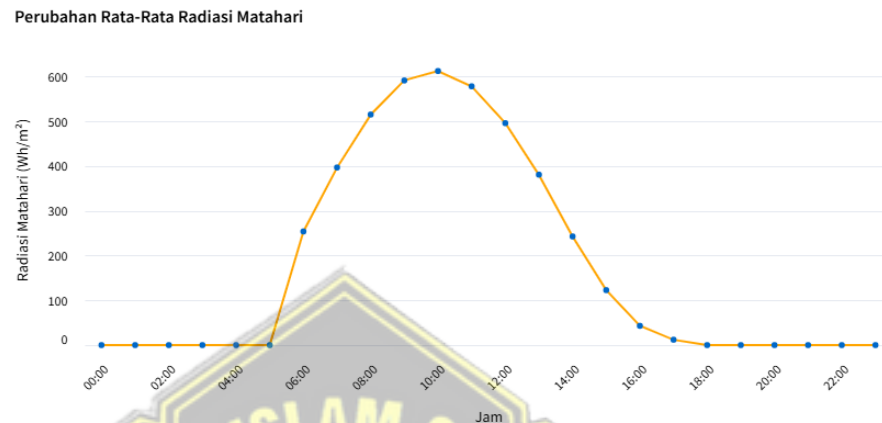


Gambar 4. 5 Perbandingan rata-rata suhu udara dan suhu modul

Grafik ini membandingkan suhu udara dan suhu modul panel surya sepanjang hari (00:00–23:00). Suhu modul cenderung lebih tinggi dibandingkan suhu udara karena menyerap radiasi matahari langsung. Peningkatan suhu modul mencapai puncaknya pada rentang waktu 09:00–14:00, sejalan dengan intensitas cahaya matahari yang maksimal. Perbedaan suhu terbesar terjadi pada periode ini, sementara pagi dan sore lebih stabil. Suhu tinggi dapat menurunkan efisiensi panel

surya, sehingga ventilasi dan pendinginan perlu diperhatikan untuk menjaga kinerja optimal.

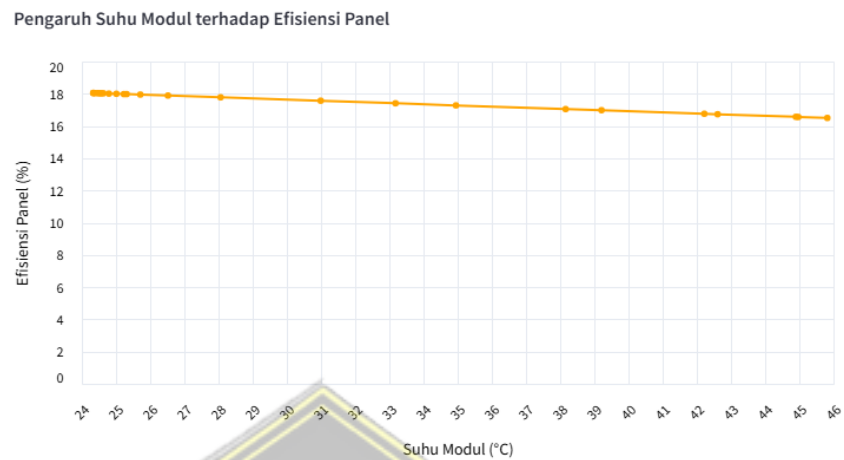
b. Perubahan rata-rata radiasi matahari



Gambar 4. 6 Perubahan rata-rata radiasi matahari

Grafik ini menggambarkan perubahan rata-rata radiasi matahari sepanjang hari, dari pukul 00:00 hingga 23:00. Sumbu X menunjukkan waktu, sementara sumbu Y mengukur radiasi matahari dalam satuan watt-jam per meter persegi (Wh/m^2). Grafik ini memperlihatkan pola radiasi matahari yang berbentuk lonceng, dengan peningkatan bertahap setelah matahari terbit, mencapai puncaknya pada tengah hari (sekitar pukul 09:00 – 12:00), dan kemudian menurun hingga matahari terbenam. Puncak radiasi pada tengah hari menandai intensitas matahari tertinggi. Perubahan intensitas radiasi sepanjang hari sangat signifikan, dengan radiasi rendah pada pagi dan sore hari, dan meningkat tajam pada siang hari. Luas di bawah kurva menunjukkan total energi matahari yang diterima per meter persegi. Grafik ini memberikan informasi penting tentang ketersediaan energi matahari, membantu dalam perencanaan sistem tenaga surya, dan memprediksi produksi energi.

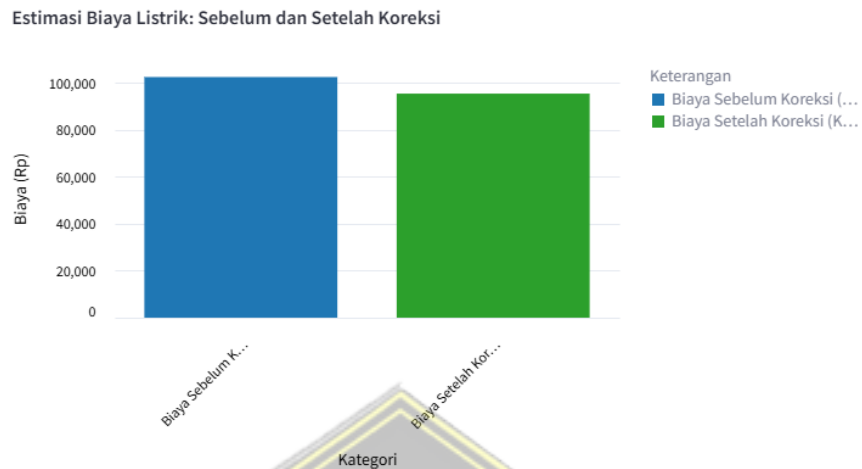
c. Pengaruh suhu modul terhadap efisiensi panel



Gambar 4. 7 Pengaruh suhu modul terhadap efisiensi panel

Grafik ini menggambarkan bahwa peningkatan suhu modul (°C) berbanding terbalik dengan efisiensi panel surya dalam menghasilkan listrik. Hal ini menunjukkan bahwa suhu yang terlalu tinggi dapat mengurangi kinerja panel dan berdampak pada jumlah energi yang dihasilkan. Oleh karena itu, menjaga suhu panel tetap stabil melalui ventilasi yang baik dan perawatan rutin menjadi langkah penting untuk mempertahankan efisiensinya. Terlihat bahwa seiring dengan meningkatnya suhu modul, efisiensi panel secara perlahan mengalami penurunan. Fenomena ini merupakan karakteristik umum panel *fotovoltaik*, di mana kenaikan suhu menyebabkan peningkatan resistansi internal pada sel surya, sehingga menghambat kinerja optimalnya. Dengan demikian, pengelolaan suhu yang baik diperlukan agar panel tetap bekerja secara maksimal.

2. Bar chart



Gambar 4. 8 Perbandingan estimasi biaya listrik sebelum dan sesudah koreksi

Grafik ini membandingkan estimasi biaya listrik sebelum dan sesudah koreksi. Hasilnya menunjukkan penurunan biaya dari Rp 102,503.13 menjadi Rp 95,442.41, mengalami penurunan 6.89%. Ini mengindikasikan bahwa koreksi yang dilakukan berhasil menurunkan estimasi biaya listrik.

4.3 Hasil dan Pembahasan Kinerja Model

4.3.1 Hasil Evaluasi

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa dan akurasi model dalam melakukan prediksi dengan mengacu pada metrik yang telah ditentukan dengan menggunakan R^2 , MAE , dan $RMSE$. Hasil tersebut dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4. 6 Hasil evaluasi

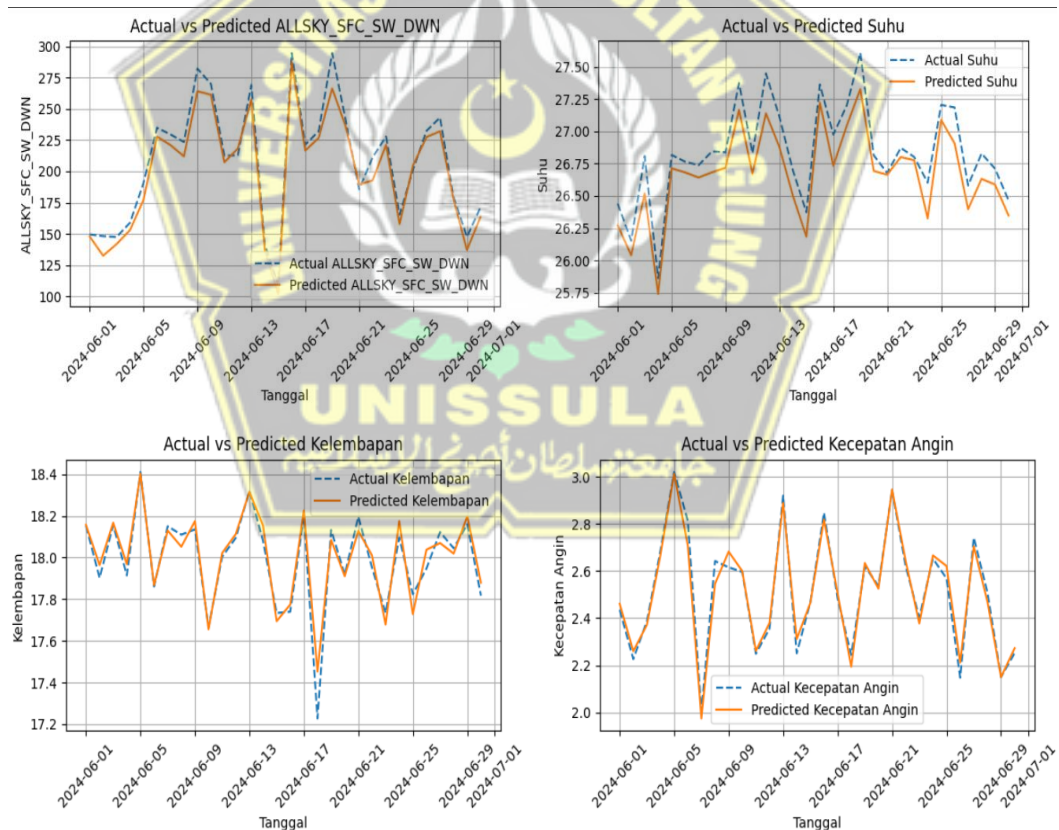
Metrik Evaluasi	Nilai
$R\text{-squared}$	0.96
MAE	0.021
$RMSE$	0.03

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang optimal. Nilai $R\text{-Squared}$ (R^2) sebesar 0.96 mengindikasikan bahwa model dapat menjelaskan 96% variasi dalam data target, yang menandakan tingkat kecocokan yang tinggi. *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0.021 mencerminkan bahwa rata-

rata kesalahan prediksi dalam skala normalisasi relatif kecil. Sementara itu, Root *Mean Squared Error (RMSE)* sebesar 0.03 mencerminkan rata-rata kesalahan prediksi dalam skala normalisasi, dengan bobot penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang signifikan. Secara keseluruhan, hasil ini mengonfirmasi bahwa model memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan prediksi pada data yang telah dinormalisasi.

4.3.2 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.. Melalui analisis visual menggunakan grafik serta perhitungan statistik, perbedaan antara kedua data dapat dikenali, sehingga memungkinkan penilaian terhadap tingkat akurasi dan keandalan model dalam menghasilkan prediksi.



Gambar 4. 9 Perbandingan data aktual dan data prediksi

Grafik pada gambar 4.15 yang ditampilkan menggambarkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi untuk empat parameter utama, yaitu ALLSKY_SFC_SW_DWN, suhu, kelembapan, serta kecepatan angin, dalam kurun

waktu 1 Juni hingga 30 Juni 2024. Fluktuasi harian terlihat cukup jelas di semua variabel, yang menunjukkan bahwa data memiliki pola musiman atau siklus. Secara keseluruhan, model prediktif yang digunakan mampu menangkap pola tren yang terjadi dengan cukup baik. Namun, masih terdapat beberapa perbedaan, terutama ketika nilai mencapai titik ekstrem.

Pada grafik ALLSKY_SFC_SW_DWN, model menunjukkan kemampuan dalam mengikuti pola perubahan harian, meskipun terdapat ketidaksesuaian dalam memprediksi nilai puncak. Misalnya, pada 13 dan 17 Juni 2024, hasil prediksi cenderung lebih rendah dibandingkan dengan nilai aktual. Namun, model masih dapat menangkap pola naik-turun dengan cukup baik. Sementara itu, grafik suhu memperlihatkan performa model yang cukup akurat, dengan tren yang hampir menyerupai data aktual, meskipun masih terdapat sedikit selisih pada titik-titik perubahan yang tajam.

Untuk grafik kelembapan, model mampu mengidentifikasi pola perubahan secara umum, tetapi terdapat ketidaksesuaian yang mencolok pada 17 Juni 2024, di mana hasil prediksi lebih tinggi dibandingkan data yang sebenarnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih perlu disempurnakan dalam menangani fluktuasi kelembapan yang lebih tidak teratur. Sementara itu, pada grafik kecepatan angin, performa model terlihat lebih baik karena nilai prediksi dan aktual hampir selalu berdekatan, dengan hanya sedikit perbedaan pada beberapa titik ekstrem. Secara umum, model prediksi ini menunjukkan 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 masih ada ruang untuk perbaikan, model ini tetap mampu memberikan gambaran tren cuaca secara keseluruhan untuk periode Juni 2024.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan mengenai prediksi penghematan biaya listrik berdasarkan *Global Horizontal Irradiance (GHI)* dengan menggunakan model *Long Short-Term Memory Network (LSTM)*, dapat disimpulkan bahwa model ini mampu memperkirakan nilai *GHI* dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Ketepatan prediksi *GHI* memiliki peran krusial dalam estimasi produksi energi listrik dari sistem *fotovoltaik*, sehingga dapat dijadikan acuan dalam menghitung potensi penghematan biaya listrik. Evaluasi model menunjukkan bahwa hasil prediksi memiliki tingkat kesesuaian yang tinggi terhadap data aktual. Berdasarkan metrik evaluasi, model ini memiliki nilai R^2 sebesar 0.96, yang menandakan bahwa 96% variasi dalam data dapat dijelaskan dengan baik oleh model. Selain itu, nilai *MAE* sebesar 0.021 dan *RMSE* sebesar 0.03 mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan dalam prediksi *GHI* relatif kecil. Hasil analisis prediksi menunjukkan bahwa model *LSTM* mampu mengenali pola tren perubahan *GHI* dengan cukup baik, meskipun masih terdapat beberapa ketidaksesuaian pada kondisi ekstrem. Secara keseluruhan, semakin akurat prediksi *GHI* yang diperoleh, semakin optimal pula estimasi energi listrik yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi penggunaan energi surya serta mengurangi ketergantungan terhadap listrik konvensional. Oleh karena itu, model ini memiliki potensi untuk digunakan dalam perencanaan strategi efisiensi energi, khususnya dalam integrasi sumber energi terbarukan guna mendukung penghematan biaya listrik.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, disarankan agar variabel tambahan seperti suhu udara, suhu modul, efisiensi panel surya, kelembapan, dan kecepatan angin diperoleh secara langsung melalui sensor di lapangan. Dengan data *real-time* yang merefleksikan kondisi aktual, model dapat lebih akurat dalam

menggambarkan pola perubahan yang terjadi, sehingga meningkatkan ketepatan prediksi. Selain itu, pengujian model menggunakan data nyata melalui simulasi sistem energi surya yang sesungguhnya menjadi langkah penting untuk menilai keefektifan prediksi dalam kondisi sebenarnya serta mengukur dampaknya terhadap potensi penghematan biaya listrik. Penerapan teknologi *Internet of Things (IoT)* dalam pemantauan sensor dapat menjadi solusi dalam pengumpulan data secara *real-time*, yang tidak hanya meningkatkan kualitas informasi yang diperoleh, tetapi juga memungkinkan proses pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat dalam mengoptimalkan penggunaan energi surya. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dapat lebih efisien serta adaptif terhadap perubahan kondisi lingkungan yang dinamis.



DAFTAR PUSTAKA

- Ashari, M. L., & Sadikin, M. (2020). Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi *LSTM*. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 9(1), 1. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19140>
- CAMS. (2016). *User's Guide to the CAMS Radiation Service Status December 2016. December*, 1–74.
- 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. *PeerJ Computer Science*, 7, 1–24. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- DCT. (2023a). *Perbandingan PLTS Monocrystalline dengan Jenis Lainnya*. 04 Agustus. https://dct.co.id/news/perbandingan-plts-monocrystalline-dengan-jenis-lainnya/?utm_source=chatgpt.com
- DCT. (2023b). *PLTS Monocrystalline: Pengertian, Manfaat, Keunggulan dan Kelemahan*. https://dct.co.id/news/plts-monocrystalline-pengertian-manfaat-keunggulan-dan-kelemahan/?utm_source=chatgpt.com
- Hidayatullah, S., & Cherid, A. (2023). Prediksi Temperatur Cuaca di Negara Norwegia Menggunakan Metode *LSTM*. *Simkom*, 8(2), 187–198. <https://doi.org/10.51717/simkom.v8i2.192>
- Hossain, M. S., & Mahmood, H. (2020). Short-term photovoltaic power forecasting using an *LSTM* neural network and synthetic weather forecast. *IEEE Access*, 8, 172524–172533. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024901>
- Huang, X., Li, Q., Tai, Y., Chen, Z., Zhang, J., Shi, J., Gao, B., & Liu, W. (2021). Hybrid deep neural model for hourly solar irradiance forecasting. *Renewable Energy*, 171, 1041–1060. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.02.161>
- Kumari, P., & Toshniwal, D. (2021). Deep learning models for solar irradiance forecasting: A comprehensive review. *Journal of Cleaner Production*, 318(August), 128566. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128566>
- Nita, D. (2025). https://www.kompas.tv/lifestyle/573557/diskon-hanya-sampai-februari-ini-tarif-listrik-maret-2025-per-kwh#google_vignette. Kompas TV. https://www.kompas.tv/lifestyle/573557/diskon-hanya-sampai-februari-ini-tarif-listrik-maret-2025-per-kwh#google_vignette
- Pahlepi, R., Soekirno, S., & Wicaksana, H. S. (2023). Solar Radiation Intensity Imputation in Pyranometer of Automatic Weather Station Based on Long Short Term Memory. *Ultima Computing : Jurnal Sistem Komputer*, 15(2), 35–40. <https://doi.org/10.31937/sk.v15i2.3348>
- Rajagukguk, R. A., Ramadhan, R. A. A., & Lee, H. J. (2020). A review on deep learning models for forecasting time series data of solar irradiance and photovoltaic power. *Energies*, 13(24). <https://doi.org/10.3390/en13246623>
- Rajaprasad, S. V. S., & Mukkamala, R. (2023). A hybrid deep learning framework for modeling the short term global horizontal irradiance prediction of a solar power plant in India. *Polityka Energetyczna*, 26(3), 101–116. <https://doi.org/10.33223/epj/168115>

- Rezsa, M., Ismail Yusuf, M., & Yacoub, R. R. (2024). Prediksi Radiasi Surya Menggunakan Metode Long Short-Term Memory. *ILKOMNIKA: Journal of Computer Science and Applied Informatics*, 6(1), 33–44. <https://doi.org/10.28926/ilkomnika.v6i1.571>
- Sawadogo, W., Bliefernicht, J., Fersch, B., Salack, S., Guug, S., Diallo, B., Ogunjobi, K. O., Nakoulma, G., Tanu, M., Meilinger, S., & Kunstmann, H. (2023). Hourly global horizontal irradiance over West Africa: A case study of one-year satellite- and reanalysis-derived estimates vs. in situ measurements. *Renewable Energy*, 216(June 2022), 119066. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.119066>
- Sherstinsky, A. (2020). Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network. *Physica D*, 404, 132306. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
- Supriyadi, E. (2019). Prediksi Parameter Cuaca Menggunakan Deep Learning Long-Short Term Memory (LSTM) Weather Parameters Prediction Using Deep Learning Long-Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Meteorologi Dan Geofisika*, 21(21), 56–59. <http://bmkgsoft.database.bmkg.go.id>
- Tanjung, R., Listiani, A., & Lestari, F. (2024). *Prediksi Multivariate Time Series Parameter Cuaca Menggunakan Long Short - Term Memory (LSTM)*. 2024(November 2022), 445–456.
- Tita Lattifia, Putu Wira Buana, & NI Kadek Dwi Rusjayanthi. (2022). Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM. *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 3(1).
- Wentz, V. H., Maciel, J. N., Ledesma, J. J. G., & Junior, O. H. A. (2022). Solar Irradiance Forecasting to Short-Term PV Power: Accuracy Comparison of ANN and LSTM Models. *Energies*, 15(7), 1–23. <https://doi.org/10.3390/en15072457>
- Wilhelm, D. G., & Universität, L. (2021). *Long-term measurements of global horizontal and tilted solar irradiance for Photovoltaic Applications Von der Fakultät für Mathematik und Physik genehmigte Dissertation*.
- Yu, Y. C., Shi, J., Wang, T., Letu, H., & Zhao, C. (2021). All-sky total and direct surface Shortwave Downward Radiation (SWDR) estimation from satellite: Applications to MODIS and Himawari-8. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102380. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102380>