

PEMODELAN TENAGA SURYA MENGUNAKAN *INTERNET OF THINGS* DAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM* *MEMORY*

1st Betari Angeli
School of Computing
Telkom University
Bandung, Indonesia

beangely@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Ikke Dian Oktaviani
School of Computing
Telkom University
Bandung, Indonesia

oktavianiid@telkomuniversity.ac.id

3rd Hilal Hudan Nuha
School of Computing
Telkom University
Bandung, Indonesia

hilalnuha@telkomuniversity.ac.id

Ketidakstabilan intensitas radiasi matahari dapat menyebabkan fluktuasi pada produksi energi listrik, hal ini merupakan permasalahan utama dalam pemanfaatan energi surya. Oleh karena itu, dilakukan pemodelan sistem tenaga surya menggunakan Internet of Things (IoT) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) Neural Networks. Sistem ini dirancang untuk meningkatkan akurasi prediksi dan optimalisasi produksi tenaga surya melalui panel surya. Metodologi yang digunakan menggabungkan teknologi IoT untuk mengumpulkan data lingkungan berupa Global Solar Radiation (GSR), suhu, dan kelembapan relatif (RH). Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma BiLSTM. Hasil yang diperoleh dari model ini adalah prediksi output energi surya yang lebih akurat sehingga dapat mendukung peningkatan efisiensi produksi tenaga surya dibandingkan metode konvensional.

Kata kunci: tenaga surya, *internet of things*, *bilstm*, *neural networks*, prediksi

I. PENDAHULUAN

Semakin meningkatnya permintaan energi listrik menjadikan energi terbarukan semakin penting. Sumber energi terbarukan dengan potensi besar adalah tenaga surya yang dapat mengurangi ketergantungan pada bahan bakar fosil dan meringankan dampak perubahan iklim. Namun, salah satu tantangan utama dalam pemanfaatan pembangkit listrik tenaga surya adalah ketidakpastian output daya yang sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca dan lingkungan.

Tenaga surya adalah pilihan sumber daya terbaik dan sangat murah untuk digunakan karena tenaga yang dihasilkan berasal dari matahari. Namun, cuaca dan waktu sangat penting untuk sistem tenaga surya, pemantauan dan prediksi yang akurat sangat penting untuk pengaruh signifikan dari kondisi cuaca yang bervariasi. Pemodelan prediktif berbasis *Neural Networks* telah menunjukkan keunggulan dalam menangani data. Dengan kemampuan untuk mempertahankan informasi relevan dari data masa lalu, model *Long Short-Term Memory* (LSTM) sering digunakan untuk memprediksi pola data jangka panjang. Namun, *BiLSTM* memberikan peningkatan akurasi prediksi dengan

pengujian tambahan melalui data input dua kali, yaitu dari kiri ke kanan dan kanan ke kiri. Ini menunjukkan bahwa model *BiLSTM* memberikan prediksi lebih baik dibandingkan model seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *LSTM*.

Masalah yang teridentifikasi adalah kurangnya integrasi komprehensif antara sistem monitoring berbasis IoT dengan metode mendalam *BiLSTM* untuk prediksi output daya panel surya. Tugas Akhir ini menggabungkan keunggulan pemantauan *real-time* melalui IoT dengan kemampuan prediksi yang lebih akurat menggunakan *BiLSTM Neural Networks*.

II. KAJIAN PUSTAKA

A. Energi Terbarukan dan Tenaga Surya

Energi terbarukan merujuk pada sumber energi alami yang berasal dari proses alam berkelanjutan dan tidak akan habis dalam skala waktu manusia, meliputi energi matahari, angin, air, biomassa, dan panas bumi (geotermal). Pemanfaatan energi terbarukan sangat penting dalam upaya mengurangi ketergantungan pada bahan bakar fosil serta memitigasi dampak negatif terhadap lingkungan seperti polusi dan perubahan iklim. Di antara berbagai jenis energi terbarukan, tenaga surya merupakan salah satu yang paling banyak diteliti dan dimanfaatkan karena sifatnya yang tidak terbatas dan ramah lingkungan. Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) bekerja dengan mengubah energi dari sinar matahari menjadi listrik atau panas, namun masih memiliki keterbatasan yang mendorong pengembangan inovasi dan metode prediksi untuk mengoptimalkan pemanfaatannya.

B. Global Solar Radiation (GSR)

Global Solar Radiation (GSR) adalah total radiasi matahari yang diterima permukaan bumi, terdiri dari dua komponen utama yaitu radiasi langsung (Direct Normal Irradiance/DNI) dan radiasi difus dari hamburan atmosfer (Diffuse Horizontal Irradiance/DHI). GSR merupakan parameter meteorologi paling penting dalam perencanaan dan pengembangan sistem energi surya seperti photovoltaic

(PV), concentrated solar power (CSP), dan concentrated photovoltaic (CPV). Variasi GSR dipengaruhi oleh berbagai faktor atmosfer seperti tutupan awan, konsentrasi aerosol, polusi udara, serta kondisi geografis, sehingga penelitian mengenai GSR tidak hanya relevan bagi bidang energi tetapi juga berkontribusi penting dalam kajian lingkungan dan pembangunan berkelanjutan.

C. Internet of Things (IoT)

Internet of Things (IoT) adalah konsep teknologi yang memungkinkan benda-benda di sekitar terhubung ke internet untuk mempermudah dan meningkatkan efisiensi aktivitas sehari-hari. IoT dibangun untuk memperluas pemanfaatan konektivitas internet dengan mengintegrasikan perangkat lunak dan sensor pada objek tertentu, memungkinkan perangkat berkomunikasi, berkoneksi, mengendalikan, dan bertukar data satu sama lain. Teknologi ini semakin tersebar di berbagai aspek kehidupan dan terkait erat dengan konsep Machine-to-Machine (M2M) melalui smart devices yang dapat membantu manusia menyelesaikan berbagai tugas. Dalam bidang energi terbarukan, IoT dapat digunakan untuk memantau variabel lingkungan secara real-time seperti intensitas radiasi matahari, kelembapan, kecepatan angin, suhu, tekanan, dan efisiensi panel surya, sehingga mempermudah pengumpulan data untuk keperluan analisis dan prediksi.

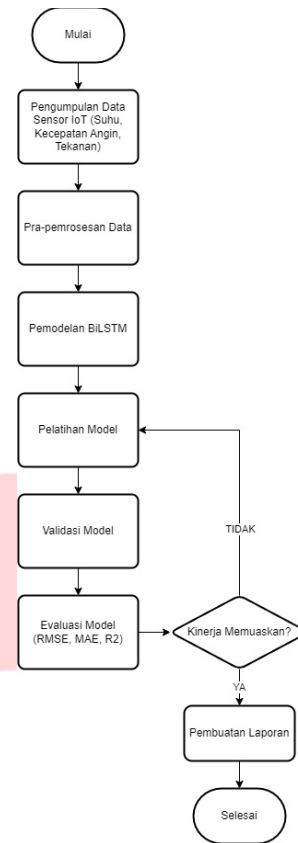
D. BiLSTM

Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) adalah evolusi dari model LSTM yang dikembangkan untuk memecahkan masalah vanishing dan exploding gradient yang terjadi pada jaringan saraf berulang (RNN) tradisional. LSTM pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter S. et al. dengan mekanisme kontrol gerbang yang terdiri dari forget gate, input gate, dan output gate untuk memungkinkan transmisi informasi secara selektif. BiLSTM menggabungkan lapisan LSTM yang bekerja secara forward (maju) dan backward (mundur), memungkinkan model memanfaatkan informasi dari kedua arah urutan data. Melalui kemampuan pemrosesan bidirectional ini, BiLSTM dapat mempertahankan stabilitas kesalahan selama proses backpropagation dan memiliki keunggulan dalam menangkap pola data jangka panjang dengan lebih komprehensif. Hal ini menjadikan BiLSTM mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model LSTM tradisional yang hanya memproses data secara unidirectional, sehingga sangat cocok untuk aplikasi prediksi data time series seperti prediksi produksi tenaga surya.

III. METODE

A. Flowchart Alur Penelitian

Alur dari sistem tenaga surya berbasis IoT dan BiLSTM *Neural Networks* dirancang untuk menjamin proses yang terstruktur dan komprehensif dalam mengembangkan model prediksi tenaga surya, alur dirancang secara sistematis melalui beberapa tahapan utama.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Pada gambar diatas, penelitian dimulai dari pengumpulan data menggunakan teknologi IoT. Data yang dikumpulkan meliputi parameter utama yang berpengaruh terhadap produksi tenaga surya, yaitu GSR, suhu, dan kelembapan relatif. Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan untuk memastikan data bersih, terstruktur, dan siap digunakan sebagai *input* model. Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma BiLSTM yang berbeda dengan LSTM konvensional, BiLSTM mampu memproses urutan data dalam dua arah, sehingga dapat menangkap pola deret waktu dengan lebih komprehensif. Hal ini menjadikan prediksi yang dihasilkan lebih akurat dibandingkan metode *unidirectional*. Setelah model dibangun, tahap selanjutnya adalah pelatihan dan validasi untuk mengevaluasi kinerja model berdasarkan metrik evaluasi seperti RMSE, MAE, dan R^2 . Apabila hasil evaluasi belum memenuhi kriteria, dilakukan proses iteratif berupa penyesuaian parameter, modifikasi arsitektur, atau penambahan data untuk meningkatkan performa model. Langkah terakhir adalah pembuatan laporan, yang mencakup seluruh proses penelitian.

B. Pengumpulan Data Melalui IoT

Proses pengumpulan data secara *real-time* dilakukan oleh perangkat IoT yang dilengkapi dengan sensor untuk mengukur parameter lingkungan yang memengaruhi produksi tenaga surya. Parameter yang digunakan pada penelitian ini mencakup:

- GSR dalam satuan W/m^2 .
- Suhu ($^{\circ}C$) sebagai salah satu variabel input.
- Kelembapan Relatif (RH %) sebagai variabel input lain.

C. Pengujian dan Evaluasi Model BiLSTM

Setelah data dikumpulkan melalui sistem IoT, untuk memastikan bahwa model dapat memberikan prediksi yang akurat dan dapat diandalkan, langkah selanjutnya adalah pengujian dan evaluasi model BiLSTM *Neural Networks*, yang mencakup beberapa tahapan utama.

1. Pra-Pemrosesan Data

Proses normalisasi akan digunakan untuk menyeragamkan rentang nilai dan memudahkan pengujian model. Dataset dibagi menjadi tiga komponen: data latihan, data validasi, dan data pengujian. Selain itu, data diubah agar sesuai dengan *input neural networks* BiLSTM, yang memungkinkan model untuk memproses pola data secara optimal.

2. Arsitektur Model BiLSTM

Model BiLSTM dibuat untuk menangkap pola deret waktu dalam produksi tenaga surya, dan arsitekturnya mencakup:

- Lapisan Input: Digunakan untuk menerima mendapatkan informasi seperti seperti GSR, suhu, dan kelembapan dari sensor IoT.
- Lapisan BiLSTM: Memungkinkan pemrosesan data dua arah (maju dan mundur) untuk menghasilkan pola yang lebih luas.
- Lapisan Dense: Mengubah data menjadi output prediksi, dan Lapisan Output menghasilkan nilai prediksi untuk produksi energi.

3. Pengujian Model

Model dilatih menggunakan data latih dengan algoritma optimasi. Parameter pengujian seperti *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch* disesuaikan untuk memastikan kinerja terbaik. BiLSTM dapat menangkap pola data dengan lebih lengkap daripada model *unidirectional* seperti LSTM karena kemampuan untuk memproses data secara dua arah.

4. Validasi dan Evaluasi Model

Model latih akan diuji dengan data validasi untuk memastikan kemampuan model untuk digeneralisasi dengan baik. Setelah validasi, evaluasi dilakukan pada data uji untuk mengevaluasi kinerja model secara keseluruhan.

Metrik pengukuran akurasi yang digunakan meliputi *Mean Absolute Error* (MAE) untuk menghitung rata-rata dari nilai absolut perbedaan nilai prediksi dan nilai aktual, *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menghitung akar kuadrat rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual, dan Koefisien Determinasi (R^2) untuk menghitung proporsi variasi yang dapat dijelaskan oleh model. Ketiga metrik digunakan untuk menilai sejauh mana hasil prediksi model mendekati nilai aktual dan memastikan bahwa prediksi yang dibuat oleh model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan relevan.

5. Iterasi dan Pembuatan Laporan

Jika hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi model tidak memenuhi kriteria, proses iterasi dilakukan dengan kembali ke tahap pengujian atau modifikasi arsitektur model. Iterasi ini dapat mencakup *tuning hyperparameter* atau pengumpulan data tambahan. Tahap terakhir adalah membuat laporan setelah model bekerja dengan benar. Laporan ini mencatat semua tahapan Tugas Akhir. Dengan tahapan pengujian dan evaluasi yang sistematis ini, sistem tenaga surya berbasis IoT dan BiLSTM *Neural Networks* dapat menghasilkan hasil yang akurat dan aplikatif

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

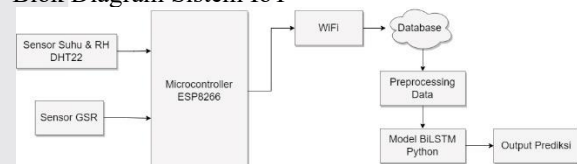
A. Arsitektur Sistem

Modul IoT bertanggung jawab untuk akuisisi data parameter lingkungan dan kinerja panel surya secara *real-time*. Data yang terkumpul kemudian dikirimkan ke *database* penyimpanan dan pengelolaan data, yang berfungsi sebagai repositori terpusat. Dari *database* ini, data yang telah diproses akan diumpukan ke modul prediksi berbasis BiLSTM. Modul ini merupakan inti dari sistem, yang bertugas untuk mempelajari pola dari data historis dan menghasilkan prediksi *output* daya panel surya di masa mendatang. Hasil prediksi ini kemudian dapat digunakan untuk berbagai keperluan optimalisasi dan pengambilan keputusan.

Arsitektur sistem IoT berfokus pada pembangunan sistem pengumpul data yang andal dan efisien. Komponen utama yang digunakan meliputi:

- Sensor GSR untuk mengukur intensitas radiasi matahari (W/m^2).
- Sensor DHT22 untuk mengukur suhu ($^{\circ}C$) dan kelembapan relatif (%).
- Mikrokontroler ESP8266 sebagai pusat pengendali yang mengakuisisi data sensor dan mengirimkannya melalui koneksi WiFi.

B. Blok Diagram Sistem IoT



Gambar 2. Blok Diagram Sistem IoT

Diagram ini menggambarkan aliran data mulai dari proses akuisisi data hingga menghasilkan *output* prediksi. Sensor GSR digunakan untuk mengukur intensitas radiasi matahari dalam satuan W/m^2 , sementara sensor DHT22 digunakan untuk memperoleh data suhu udara ($^{\circ}C$) dan kelembapan relatif (%). Data dari sensor tersebut dikumpulkan oleh mikrokontroler ESP8266 yang bertindak sebagai unit pemrosesan awal sekaligus pengirim data ke *database* melalui jaringan WiFi.

C. Implementasi Perangkat Lunak (BiLSTM)

Implementasi perangkat lunak mencakup modul prediksi BiLSTM yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python*.

Model BiLSTM dibangun menggunakan arsitektur sebagai berikut:

- **Lapisan Input:** Menerima *sequence* data dengan 3 fitur (GSR, suhu, kelembapan) untuk setiap *time step*.
- **Lapisan BiLSTM:** Terdiri dari 256 unit, dengan `return_sequences=False`.

Parameter pengujian yang digunakan:

- **Optimizer:** Adam
- **Learning Rate:** 0.001
- **Batch Size:** 64
- **Epochs:** 30
- **Loss Function:** Root Mean Squared Error (RMSE)

D. Pra-pemrosesan Data

Bagian ini menjelaskan proses pengumpulan data dan tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan untuk menyiapkan data sebelum digunakan dalam pengujian model.

1. Hasil Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan data bersih, terstruktur, dan siap untuk pengujian model. Dataset awal berisi variabel: GSR (W/m^2), RH (%), dan Temp ($^{\circ}\text{C}$). Data dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* agar setiap fitur berada pada rentang $[0,1]$. Selanjutnya, data dibentuk menjadi *sequence* sepanjang 6 jam. Dataset yang telah dipra-proses kemudian dibagi menjadi tiga bagian secara sekuensial untuk mempertahankan sifat deret waktu.

- **Data Latihan (Training):** 70%
- **Data Validasi (Validation):** 10%
- **Data Pengujian (Testing):** 20%

E. Pengujian dan Evaluasi Model

Bagian ini menjelaskan konfigurasi model, proses pengujian, dan hasil evaluasi performa prediksi model BiLSTM.

1. Hasil Pengujian Menggunakan BiLSTM

Tabel 1. Hasil Pengukuran Menggunakan 6 Jam

Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	39.995	40.718	39.485	39.952	39.405	39.346
R ²	0.984	0.983	0.984	0.984	0.984	0.984
MAE	18.234	21.877	17.520	19.251	17.809	17.074

Tabel 2. Hasil Pengukuran Menggunakan 12 Jam

Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	40.459	41.829	39.923	40.150	38.836	39.114
R ²	0.984	0.982	0.984	0.984	0.985	0.985
MAE	20.718	23.396	17.196	17.768	16.562	17.989

Tabel 2. Hasil Pengukuran Menggunakan 24 Jam

Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	38.646	38.594	38.350	38.855	38.297	37.287
R ²	0.985	0.985	0.985	0.985	0.985	0.986
MAE	16.972	16.034	17.072	16.190	15.391	14.874

2. Hasil Pengujian Menggunakan LSTM

Tabel 4. Hasil Pengukuran Menggunakan 6 Jam

Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	41.307	41.126	41.670	41.036	40.962	40.818
R ²	0.983	0.983	0.983	0.983	0.983	0.983
MAE	20.700	21.343	20.228	19.973	19.255	19.648

Tabel 5. Hasil Pengukuran Menggunakan 12 Jam

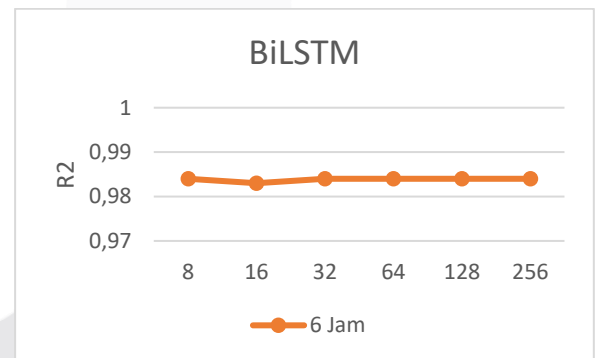
Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	42.051	41.609	41.179	40.566	39.824	39.921
R ²	0.982	0.983	0.983	0.983	0.984	0.984
MAE	22.295	18.856	18.177	17.596	17.175	18.080

Tabel 6. Hasil Pengukuran Menggunakan 24 Jam

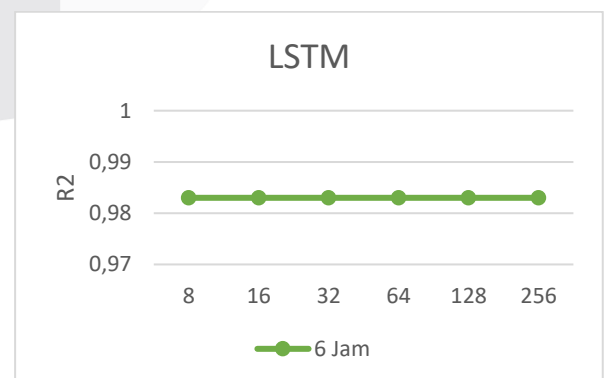
Performansi	8	16	32	64	128	256
RMSE	38.851	38.586	39.214	39.228	38.555	38.335
R ²	0.985	0.985	0.984	0.984	0.985	0.985
MAE	16.277	15.490	14.586	17.369	14.398	15.768

3. Hasil Perbandingan

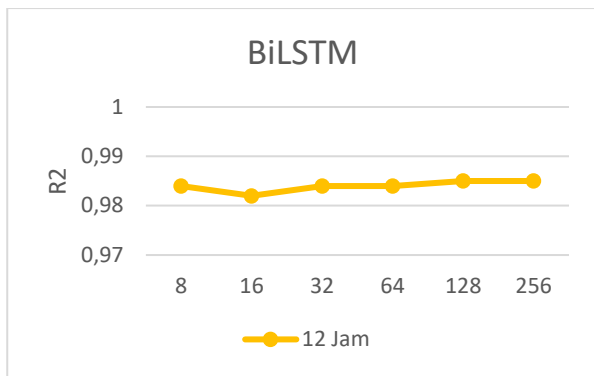
Untuk menunjukkan keunggulan model BiLSTM yang diusulkan, dilakukan perbandingan performa dengan metode prediksi konvensional yang umum digunakan untuk deret waktu, yaitu LSTM. Model LSTM dikonfigurasi dengan arsitektur serupa (jumlah lapisan dan unit) namun tanpa *bidirectional*. Hasil perbandingan dilakukan dengan membandingkan R² dari BiLSTM dan LSTM yang dibuat dalam bentuk grafik



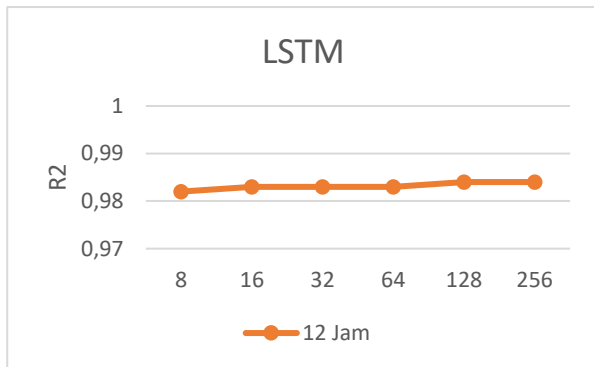
Gambar 3. Grafik Hasil Perbandingan BiLSTM Menggunakan Panjang 6 Jam



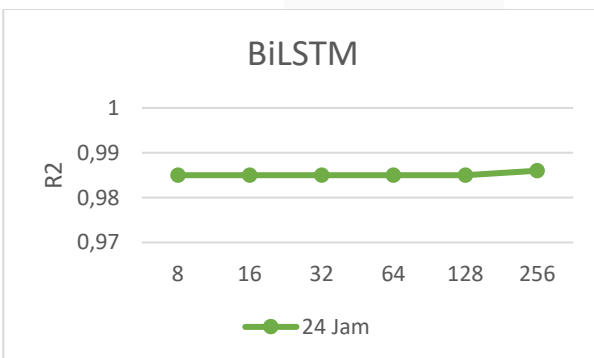
Gambar 4. Grafik Hasil Perbandingan LSTM Menggunakan Panjang 6 Jam



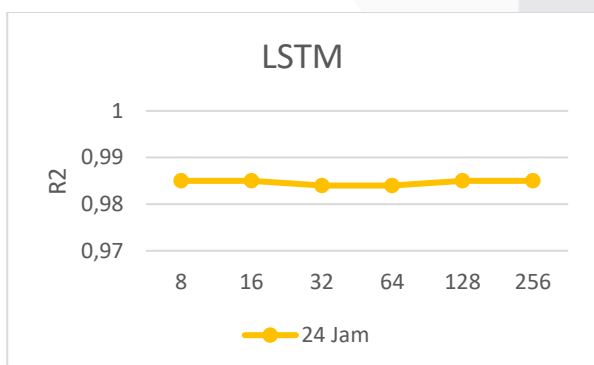
Gambar 5. Grafik Hasil Perbandingan BiLSTM Menggunakan Panjang 12 Jam



Gambar 6. Grafik Hasil Perbandingan LSTM Menggunakan Panjang 12 Jam



Gambar 7. Grafik Hasil Perbandingan BiLSTM Menggunakan Panjang 24 Jam



Gambar 8. Grafik Hasil Perbandingan LSTM Menggunakan Panjang 24 Jam

F. Pembahasan Hasil

Bagian ini menganalisis temuan dari hasil evaluasi, mengaitkannya dengan tujuan penelitian dan studi terkait,

serta membahas implikasi praktis dan tantangan yang dihadapi.

1. Analisis Akurasi Prediksi

Beberapa faktor kunci menyebabkan pencapaian akurasi yang tinggi dalam penelitian ini:

- **Perbandingan dengan model LSTM:** hasil evaluasi empiris membuktikan bahwa BiLSTM lebih unggul dibandingkan LSTM konvensional. Model BiLSTM menghasilkan nilai RMSE dan MAE yang lebih rendah, serta R^2 yang lebih tinggi. Hal ini berarti prediksi BiLSTM lebih mendekati nilai aktual dan memiliki kesalahan rata-rata yang lebih kecil. LSTM bekerja secara satu arah (*unidirectional*), sehingga kemampuannya dalam memahami hubungan temporal yang rumit menjadi terbatas. Oleh karena itu, BiLSTM memberikan kinerja yang lebih unggul dalam menangani prediksi energi surya berbasis deret waktu.

- **Kualitas Data Real-time dari IoT:** Penggunaan sensor IoT memungkinkan pengumpulan data parameter lingkungan (GSR, suhu, dan kelembapan) secara *real-time* dan dengan resolusi waktu yang tinggi. Data yang konsisten dan relevan ini menjadi fondasi yang kuat bagi model untuk mempelajari pola yang kompleks.

- **Kemampuan BiLSTM dalam Pemodelan Deret Waktu:** BiLSTM, sebagai varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN), dirancang untuk menangani data deret waktu secara lebih baik dibandingkan LSTM. Keunggulan utama BiLSTM terletak pada kemampuannya membaca secara *bidirectional*, yaitu memungkinkan model untuk mempertimbangkan informasi dari masa lalu dan masa depan dari setiap titik data, sehingga menghasilkan pemahaman konteks yang lebih komprehensif. Hal ini sangat krusial untuk memprediksi *output* daya surya yang sangat bergantung pada kondisi lingkungan yang berubah secara sekuensial.

2. Implikasi Hasil Terhadap Optimalisasi Tenaga Surya

Hasil penelitian ini memiliki implikasi praktis yang signifikan dalam konteks optimalisasi dan pengelolaan sistem tenaga surya.

- **Perencanaan Energi yang Lebih Baik:** Prediksi *output* daya yang akurat memungkinkan operator PLTS untuk merencanakan produksi dan konsumsi energi secara lebih efisien. Hal ini dapat membantu

dalam penjadwalan operasi, alokasi sumber daya, dan pengurangan pemborosan.

- **Integrasi Jaringan Listrik yang Efisien:** Dengan prediksi yang handal, fluktuasi *output* daya dari PLTS dapat diantisipasi. Ini memfasilitasi integrasi yang lebih mulus dengan jaringan listrik nasional, mengurangi ketidakpastian pasokan, dan membantu menjaga stabilitas jaringan.
- **Manajemen Beban yang Optimal:** Prediksi daya yang tersedia memungkinkan penyesuaian beban listrik secara dinamis, memastikan bahwa permintaan energi dapat dipenuhi dengan pasokan dari panel surya secara maksimal, mengurangi ketergantungan pada sumber energi lain yang lebih mahal atau kurang ramah lingkungan.
- **Pemeliharaan Prediktif:** Model prediksi dapat digunakan sebagai alat bantu untuk pemeliharaan prediktif. Anomali antara output aktual dan prediksi dapat mengindikasikan adanya masalah pada panel surya (misalnya, kotor, rusak, atau degradasi performa), memungkinkan tindakan perbaikan dini sebelum terjadi kegagalan total.

3. Tantangan dan Solusi dalam Implementasi

Selama proses implementasi dan pengembangan, beberapa tantangan diidentifikasi, bersama dengan solusi yang diterapkan:

- **Kualitas dan Konsistensi Data IoT:** Tantangan utama adalah memastikan data yang dikumpulkan oleh sensor IoT akurat dan konsisten. Solusi yang diterapkan meliputi pemilihan sensor berkualitas tinggi, kalibrasi rutin, dan implementasi mekanisme penanganan *error*.
- **Variabilitas Kondisi Cuaca:** Output panel surya sangat sensitif terhadap perubahan cuaca yang cepat (misalnya, awan yang tiba-tiba menutupi matahari). Meskipun BiLSTM mampu menangkap pola ini dengan baik, prediksi untuk perubahan yang sangat mendadak masih menjadi tantangan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan mengenai pemodelan prediksi tenaga surya menggunakan *Internet of Things* (IoT) dan BiLSTM *Neural Networks*, Penelitian ini berhasil membangun model prediksi produksi tenaga surya berbasis integrasi IoT dan BiLSTM *Neural Networks*. Sistem yang dikembangkan memanfaatkan sensor GSR untuk mengukur radiasi surya global, serta sensor DHT22 untuk mengukur suhu (°C) dan kelembapan relatif (%). Data yang terkumpul secara *real-time* kemudian diproses dan digunakan sebagai *input* pada model BiLSTM, sehingga sistem mampu melakukan prediksi berbasis deret waktu dengan hasil yang memuaskan. Hasil penelitian ini

membuktikan bahwa penggabungan IoT dan BiLSTM dapat meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model LSTM konvensional. Secara kuantitatif, model BiLSTM menghasilkan performa prediksi dengan nilai RMSE terendah sebesar 37.287, MAE terendah sebesar 14.874, dan R^2 tertinggi sebesar 0.986 pada konfigurasi panjang input 24 jam dengan 256 unit neuron. Sebaliknya, model LSTM menghasilkan nilai kesalahan yang lebih tinggi, dengan RMSE terkecil hanya 38.335, MAE terkecil 14.398, dan R^2 maksimal 0.985. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan *bidirectional* pada BiLSTM mampu menangkap pola data deret waktu secara lebih efektif. Evaluasi performa sistem menunjukkan bahwa prediksi daya surya yang akurat dapat membantu dalam optimalisasi sistem PLTS. Hasil prediksi yang akurat memungkinkan perencanaan energi, integrasi dengan jaringan listrik, manajemen beban, serta pemeliharaan prediktif yang lebih efisien. Hal ini memperkuat potensi implementasi sistem berbasis BiLSTM dan IoT dalam pengelolaan sistem energi terbarukan seperti tenaga surya.

REFERENSI

- [1] Maisyadiva, R., Nuha, H. H., & Utomo, R. G. 2023. Perancangan Alat Prediksi Cuaca untuk Kendali Sumber Daya Akuarium Tenaga Surya menggunakan Metode Fuzzy Logic. *e-Proceeding of Engineering*, vol. 10, no. 5, pp. 5144-5152. [Nov 02, 2024]
- [2] Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Namin, A. S. 2019. "The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series," in 2019 IEEE International Conference on Big Data. Internet: 10.1109/BigData47090.2019.9005997 [Nov 02, 2024]
- [3] Weliwaththage, S. R. G., & Arachchige, U. S. P. R. 2020. "Solar Energy Technology," *Journal of Research Technology and Engineering*, vol. 1, no. 3, pp. 67-75. [Nov 02, 2024]
- [4] Susanto, F., Prasiani, N. K., Darmawan, P. 2022. "Implementasi Internet of things Dalam Kehidupan Sehari-Hari," *J. Imagine*, vol. 2, no. 1, pp. 35-40. Internet: 10.35886/imagine.v2i1.329 [Nov 02, 2024]
- [5] Haryanto, Khairurrizal, F., Purnamasari, D. N., Ulum, M., Damayanti, F. 2024. "Smart Monitoring Sistem Panel Surya Berbasis Internet of Things (IoT)," *CYCLOTRON: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 7, no. 1, pp. 67-70. Internet: 10.30651/cl.v7i01.21175 [Nov 02, 2024]
- [6] Molano, Z. A., Nuha, H. H., Karimah, S. A. 2024. "Prakiraan Polusi Udara menggunakan Stasiun Cuaca Terintegrasi dan Metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)," *Jurnal Tugas Akhir Fakultas Informatika* [Des 09, 2024]
- [7] G. Hemalatha, K. S. Rao, and D. A. Kumar. 2021. "Weather Prediction using Advanced Machine Learning Techniques," in *Journal of Physics: Conference Series*. Internet: 10.1088/1742-6596/2089/1/012059 [Des 09, 2024]
- [8] V. Siswanto, E. Edidas. 2021. "Prototype Station Informasi Cuaca Berbasis IoT Wemos di ESP8266," *Voteteknika (Vocational Tek. Elektron. Dan Inform.)* vol. 9, no. 2. Internet: [Voteteknika \(Vocational Teknik Elektronika dan Informatika\)](#) [Des 09, 2024]
- [9] Sari, L. O., Saputra, M. F. E., & Safrianti, E. 2024. "Sistem Monitoring Arus Listrik Berbasis Internet of Things (IoT) pada Solar Panel di Laboratorium Pembangkit Listrik

Tenaga Surya (PLTS) UIN Suska riau,” MALCOM Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, vol. 4, no. 1, pp. 205-211. Internet: 10.57152/malcom.v4i1.1033 [Des 10, 2024]

[10] Liu, X., Jia, W., Li, Z., Wang, C., Guan, F., Chen, K., & Jia, L. (2023). “Prediction of Lost Circulation in Southwest Chinese Oil Fields Apllying Improved WOA-BiLSTM,”

Processes, vol. 11, no. 9. Internet: 10.3390/pr11092763 [Des 10, 2024]

[11] Eladawy, M., Morsy, M., Korany, M., Basset, H. A., & El-Adawy, M. (2022). Spatiotemporal variations of global solar radiation: Case Study Egypt. Alexandria Engineering Journal, 61(11), 8625–8639. Internet: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.066> [Des 10, 2024]

