

## Peramalan Jangka Sangat Pendek Daya Listrik PLTS *On Grid* Rumah Tinggal Menggunakan Metode Recurrent Neural Network Long Short Term Memory Berdasarkan Data Meteorologi

**Krisna Taufik Brilliansyah**

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

e-mail: krisna.19026@mhs.unesa.ac.id

**Unit Three Kartini**

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

e-mail: unitthree@unesa.ac.id

### Abstrak

Pembangkit Listrik Tenaga Surya yang terhubung dengan jaringan PLN atau *on grid* dalam rumah tinggal berfungsi sebagai cadangan energi atau bahkan menjadi energi utama listrik pada rumah tinggal. Produksi daya listrik PLTS ini dipengaruhi oleh data meteorologi. Peramalan daya pembangkitan listrik PLTS *on grid* berguna untuk mengetahui daya listrik yang diproduksi. Pada penelitian ini menggunakan metode peramalan *Recurrent Neural Network Long Short Term Memory*. Tujuan penelitian ini adalah untuk memanfaatkan data meteorologi dan model peramalan RNN-LSTM untuk memprediksi daya listrik dalam jangka sangat pendek. Hasil dari penelitian ini model peramalan pada data uji sudah cukup mengikuti pola daya listrik aktual dan menunjukkan nilai akurasi peramalan MSE 0,0139 dan MAPE 31,87%. Dapat disimpulkan bahwa metode RNN-LSTM memiliki interpretasi peramalan dengan predikat layak.

**Kata Kunci:** PLTS *on grid*, Peramalan, RNN-LSTM.

### Abstract

Solar power plants that are connected to the PLN network or on grid in residential homes function as an energy reserve or even become the main energy for electricity in residential homes. PLTS electric power production is influenced by meteorological data. Forecasting the electric power of PLTS on grid is useful for knowing the electric power produced. In this study using the forecasting method Recurrent Neural Network Long Short Term Memory. This study aims to determine the forecast of very short term electric power using the RNN-LSTM forecasting model based on meteorological data. The results of this study the forecasting model on the test data is sufficient to follow the actual electric power pattern and shows the forecasting accuracy value of MSE 0.0139 and MAPE 31.87%. It can be concluded that the RNN-LSTM method has a forecasting interpretation with a feasible predicate.

**Keywords:** Solar Power Plant On Grid, Forecasting, RNN-LSTM.

### PENDAHULUAN

Kebutuhan energi listrik di masyarakat semakin hari akan terus meningkat. Salah satu solusi penting untuk mengurangi ketergantungan pada energi fosil yang semakin langka sebagai sumber listrik adalah dengan memanfaatkan sumber energi terbarukan. Salah satu sumber energi terbarukan yang tersedia secara umum adalah Pembangkit Listrik Tenaga Surya yang terhubung dengan grid PLN atau *on grid*. PLTS *on grid* pada rumah tangga berperan sebagai cadangan energi atau bahkan dapat menjadi sumber utama suplai listrik. Konsep cadangan energi ini terjadi karena suplai listrik di rumah tangga berasal dari dua sumber, yaitu PLTS dan PLN. PLTS akan menyediakan suplai listrik pada siang hari, sementara PLN akan bertanggung jawab pada suplai listrik di malam hari. (Agam dkk, 2020)

Penggunaan daya listrik yang semakin tinggi membutuhkan suatu sistem yang mampu memprediksi kebutuhan daya listrik dengan akurat agar dapat memenuhi kebutuhan masyarakat. Peramalan daya listrik PLTS menjadi sangat penting untuk menjaga keamanan jaringan mengkoordinasi pemanfaatan sumber daya

(Zhou dkk, 2019). Menurut (Massoudi dkk, 2019) dan (Sumaja dkk, 2019) terdapat faktor cuaca yang akan mempengaruhi kinerja PLTS. Pada (Dahliyah dkk, 2021) dan (Putro, S, 2008.) dijelaskan bahwa PLTS atau photovoltaic juga dipengaruhi oleh suhu dan kecepatan angin.

Beberapa penelitian terdahulu mengenai PLTS on grid menggunakan kecerdasan buatan atau AI dilakukan oleh (Hartiti dkk, 2018) membahas tentang prediksi daya listrik pada photovoltaic menggunakan metode FFNN berdasarkan suhu dan radiasi matahari. Kedua oleh (Kang dkk, 2020) berjudul Forecasting of Power Demands using Deep Learning membahas tentang pemanfaatan model deep learning yang berbeda untuk meramalkan kapasitas suplai dan konsumsi daya, berbagai arsitektur deep learning yang ada di penelitian ini yaitu Convolution Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN) dan hybrid model CNN-RNN. Selanjutnya oleh (Gao dkk, 2019a) membahas tentang algoritma LSTM secara teoritis dan metode tersebut diaplikasikan dalam peramalan time series daya keluaran PV untuk 1 hari kedepan, penelitian ini juga membandingkan empat metode peramalan jangka pendek yaitu LSTM, WN networks, BP networks, dan

LSSVM untuk peramalan daya bangkitan satu hari kedepan berdasarkan data meteorologi. Selanjutnya menurut (Gao dkk, 2019b) membahas tentang metode *time-series forecasting* untuk output daya pada cuaca ideal dan tidak ideal. Untuk kondisi cuaca ideal, metode peramalan diusulkan berdasarkan data meteorologi hari berikutnya, menggunakan jaringan LSTM. Untuk kondisi cuaca tidak ideal menggunakan model peramalan berdasarkan LSTM dan algoritma *discrete grey model* (DGM). Selanjutnya oleh (Luo dkk, 2021) yang berjudul *Deep learning based forecasting of photovoltaic power generation by incorporating domain knowledge* membahas tentang perbandingan model peramalan LSTM dengan physics-constrained LSTM (PC-LSTM) dengan mempertimbangkan pengetahuan domain spesifik dari PV untuk meramalkan per jam kedepan. Pada penelitian oleh (Mellit dkk, 2021) yang berjudul *Deep learning neural networks for short-term photovoltaic power forecasting* membahas tentang prediksi daya listrik PV jangka pendek dengan membandingkan beberapa model DLNN seperti LSTM, Bidirectional LSTM (BiLSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Bidirectional GRU, One-dimension CNN. Dari penelitian tersebut disimpulkan bahwa metode LSTM dan GRU mendapatkan akurasi peramalan yang sangat bagus. Menurut (Padhan dan Tripathy, 2021) yang berjudul *Power Forecasting with Minimal Loss using LSTM and PV Model* membahas tentang prediksi daya PV menggunakan LSTM berdasarkan suhu, iradiasi dan output daya PV yang hasilnya metode LSTM memiliki loss sangat kecil. Pada penelitian (Hossain dan Mahmood, 2020) membahas tentang prediksi daya PV jangka pendek menggunakan LSTM NN dan synthetic weather forecast berdasarkan data meteorologi.

Metode LSTM merupakan metode yang dapat menjadi metode peramalan dengan data time series (Wiranda dkk, 2019), (Hochreiter dkk, 1997). Metode LSTM dipilih karena metode ini merupakan salah satu model deep learning yang dapat mempelajari hubungan antara data cuaca dengan produksi daya listrik PV (Gao dkk, 2019b), (Srivastava dan Lessmann, 2018). Dalam konteks peramalan daya listrik PV, LSTM telah terbukti cukup efektif dan sering digunakan untuk memprediksi produksi daya listrik pada sistem PV. (Yan dkk, 2018).

Dalam penelitian ini, kebaruan yang disajikan yaitu peralaman daya yang akan dibangkitkan oleh PLTS yang terhubung dengan jaringan PLN pada rumah tinggal menggunakan metode RNN-LSTM berdasarkan data meteorologi yaitu radiasi matahari ( $W/m^2$ ), suhu udara ( $^{\circ}C$ ), kelembapan udara (%) dan kecepatan angin (m/s). Peramalan ini berfungsi untuk meramal daya listrik jangka sangat pendek selama 1 hari kedepan. Data diambil di PLTS on grid pada rumah tinggal yang berada di Kediri Jawa Timur.

Tujuan dari penelitian ini untuk membandingkan hasil

peramalan daya listrik sangat pendek pada sistem PLTS yang terhubung dengan jaringan listrik PLN di rumah tinggal, menggunakan metode recurrent neural network long-short term memory (RNN-LSTM). Penelitian ini menggunakan data meteorologi, seperti radiasi matahari, suhu, kelembaban, dan kecepatan angin, sebagai faktor-faktor yang mempengaruhi daya listrik yang dihasilkan. Hasil peramalan akan dibandingkan dengan nilai aktual dalam rentang waktu dua jam ke depan, untuk mengevaluasi keakuratan model peramalan tersebut.

Untuk itu dengan dirancangnya penelitian ini diharapkan dapat model peramalan daya listrik PLTS *on grid* pada rumah tinggal yang baik atau layak menggunakan metode RNN-LSTM.

## METODE

### Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen dengan metode penelitian kuantitatif. Pendekatan kuantitatif digunakan untuk menginvestigasi populasi atau sampel tertentu, dengan pengumpulan data menggunakan instrumen pengukuran penelitian. Data kemudian dianalisis secara kuantitatif/statistik dengan tujuan untuk menguji dan membuktikan hipotesis yang telah dirumuskan atau ditetapkan. Metode penelitian kuantitatif ini dijalankan secara berurutan seperti yang tergambar dalam Flowchart pada Gambar 1.

Pada penelitian ini mengumpulkan data historis daya listrik yang diproduksi pada PLTS rumah tinggal dan data historis meteorologi. Data meteorologi yang digunakan yaitu iradiasi matahari ( $W/m^2$ ), suhu udara ( $^{\circ}C$ ), kelembapan udara (%), dan kecepatan angin (m/s). Setelah mendapatkan data-data tersebut, dilakukan peramalan daya listrik yang diproduksi PLTS rumah tinggal untuk satu hari kedepan menggunakan metode recurrent neural network long-short term memory (RNN-LSTM).

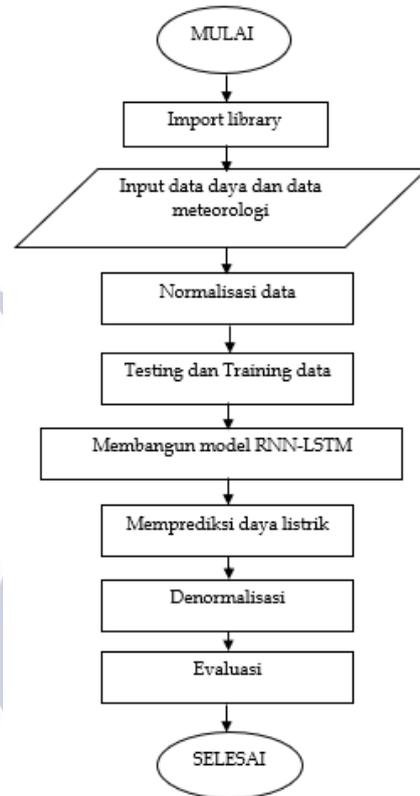


Gambar 1. Langkah-Langkah Penelitian

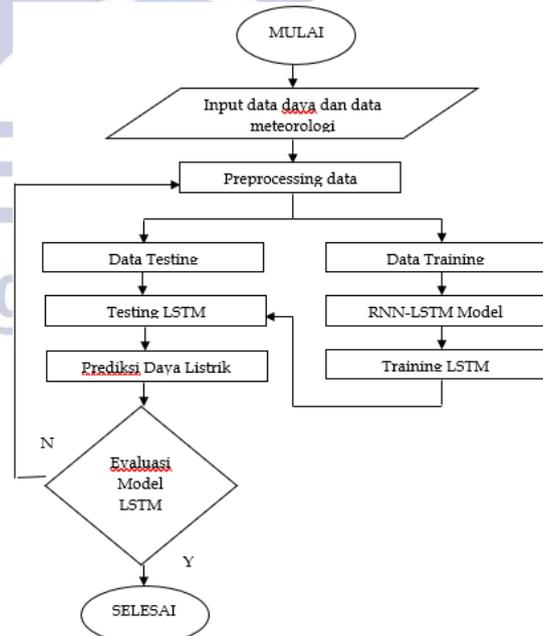
Dalam penelitian ini disusun dengan langkah-langkah penelitian seperti pada *flowchart* Gambar 1.

1. Studi Literatur  
 Pada tahap ini mencari informasi atau melakukan pengumpulan referensi dari berbagai buku atau jurnal yang terkait mengenai peramalan daya listrik menggunakan metode RNN-LSTM dan mencari referensi penelitian sebelumnya yang dapat mendukung penelitian ini.
2. Merumuskan Masalah  
 Merumuskan masalah yang ada pada topik pembahasan dan latar belakang yang ada, yaitu bagaimana peramalan daya listrik sangat pendek PLTS on grid pada rumah tinggal menggunakan metode Recurrent Neural Network Long-Short Term Memory (RNN-LSTM) berdasarkan data meteorologi yaitu irradiansi matahari, suhu, kelembapan udara dan kecepatan angin untuk dua jam kedepan ?
3. Menentukan Tujuan  
 Dari rumusan masalah dapat diambil tujuan penelitian yaitu mengetahui peramalan daya listrik sangat pendek PLTS on grid pada rumah tinggal menggunakan metode recurrent neural network long-short term memory (RNN-LSTM) berdasarkan data meteorologi yaitu irradiansi matahari, suhu, kelembapan udara dan kecepatan angin dengan membandingkan hasil peramalan dan nilai aktual untuk dua jam kedepan.
4. Pengambilan Data  
 Tahap ini melakukan pengambilan data daya listrik PLTS on grid pada rumah tinggal dan data meteorologi berupa irradiansi matahari ( $W/m^2$ ), temperatur udara ( $oC$ ), kelembapan udara (%), dan kecepatan angin ( $m/s$ ). Metode dalam pengambilan data metode observasi dan pengukuran langsung
5. Pemodelan RNN-LSTM  
 Membuat pemodelan RNN-LSTM dengan menggunakan parameter yang dipilih menggunakan software google colab.
6. Peramalan Daya Listrik PLTS On Grid  
 Peramalan daya listrik PLTS dilakukan setelah membuat model dengan data input yang diukur langsung dengan hasil peramalan jangka sangat pendek, dimana pada penelitian ini digunakan untuk peramalan daya listrik dua jam kedepan.
7. Kesimpulan dan Saran  
 Membuat kesimpulan dari hasil analisa yang telah dilakukan dan memberi saran pada penelitian kedepannya

### Rancangan Penelitian



Gambar 2. *Flowchart* Rancangan Penelitian



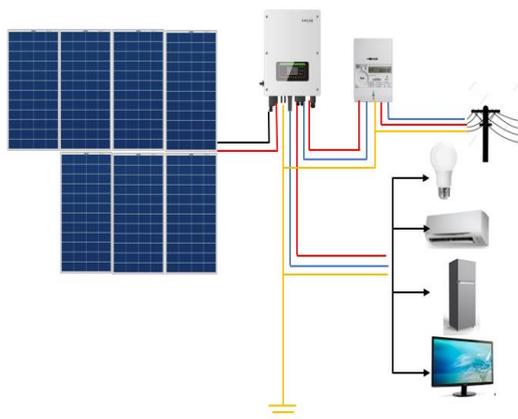
Gambar 3. *Flowchart* Training dan Testing RNN-LSTM

Flowchart training dan testing RNN-LSTM ditunjukkan pada Gambar 3. dimulai dengan menyiapkan dan matahari ( $W/m^2$ ), suhu ( $^{\circ}C$ ), kelembapan udara (%) dan kecepatan angin (m/s) yang sudah diukur dan dihitung, kemudian dilakukan preprocessing data yang dimana pada langkah ini mempersiapkan data agar dapat diolah oleh sistem diantara lain normalisasi data. Setelah tahapan preprocessing data selesai dilakukan kemudian dataset dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data testing. Pembagian data pada training dan testing akan dilakukan 80% data latih dan 20% data testing.

Hasil dari proses *training* dan *testing* akan dilakukan evaluasi MAPE dan MSE, apabila hasil prediksi tidak bagus atau hasil peramalan jelek akan kembali pada proses preprocessing data, jika hasil evaluasi menunjukkan peramalan bagus maka model dapat digunakan untuk peramalan dengan data baru.

### Desain Sistem PLTS On Grid

Integrasi PLTS ke dalam jaringan listrik pada bangunan rumah tinggal sangat bermanfaat sebagai cadangan atau sumber sekunder energi listrik. Sistem ini menggunakan panel surya sebagai pembangkit listrik ekologis tanpa emisi dan polusi udara. PLTS terhubung jaringan ini dapat dianggap sebagai sumber energi listrik sekunder karena dapat menghasilkan listrik untuk kebutuhan rumah tangga pada siang hari. Bahkan dalam kondisi ideal, kebutuhan listrik rumah tangga dapat dipenuhi oleh PLTS pada siang hari tanpa disuplai oleh jaringan PLN. Keuntungan dari sistem ini adalah menjadi sumber energi listrik sekunder (cadangan) untuk bangunan tempat tinggal, menghasilkan energi listrik mandiri dalam kondisi ideal, mengurangi biaya tagihan listrik dari PLN, membantu mengurangi polusi atau emisi bahan bakar fosil dan memberikan gratis energi. dari matahari sepanjang tahun. Pada penelitian ini digunakan sistem PLTS *on grid* tanpa baterai. Gambar 4. menunjukkan sistem jaringan PLTS pada penelitian ini.



Gambar 4. Desain PLTS On Grid

menginput data daya dan data meteorologi (radiasi

### Teknik Pengumpulan Data

Sumber data penelitian ini merupakan sumber data penelitian jenis primer, yaitu jenis data yang diperoleh dan digali observasi atau pengamatan langsung terhadap subjek penelitian. Data primer pada penelitian ini didapat dari pengukuran menggunakan alat ukur langsung.

Data daya listrik yang dibangkitkan dan data meteorologi merupakan data yang digunakan pada PLTS di jaringan listrik. Iradiasi matahari ( $W/m^2$ ), suhu udara ( $^{\circ}C$ ), kecepatan angin (m/s), dan kelembapan udara (%) adalah beberapa data meteorologi. Dari pukul 07.00 hingga 17.30. pada tanggal 7 Mei 2023, data akan dikumpulkan setiap 15 menit selama tujuh hari. Selama dua jam ke depan, daya listrik PLTS yang terhubung ke jaringan diramalkan untuk rumah tinggal.

Untuk melakukan pengambilan dan pengukuran daya listrik dan data meteorologi dilakukan melalui beberapa tahapan berikut :

- Tahap 1 : Mempersiapkan instrumen atau alat ukur untuk mengukur data meteorologi antara lain, *Solar Power Meter* untuk mengukur iradiasi matahari dan *Anemometer* untuk mengukur kecepatan angin, suhu udara, dan kelembapan udara. Data daya listrik yang diproduksi oleh PLTS dapat dilihat langsung melalui layar *inverter* yang digunakan.
- Tahap 2 : Menggunakan *solar power meter* untuk mengumpulkan data tentang iradiasi matahari
- Tahap 3 : Melakukan pengukuran data suhu udara, kecepatan angin dan kelembapan udara menggunakan *anemometer*.
- Tahap 4 : Data daya pembangkitan listrik PLTS didapat pada layar grid-tie inverter
- Tahap 5 : Mengulangi langkah 2 hingga 4 akan mengumpulkan data setiap 15 menit dari pukul 06:00 hingga 17:30.

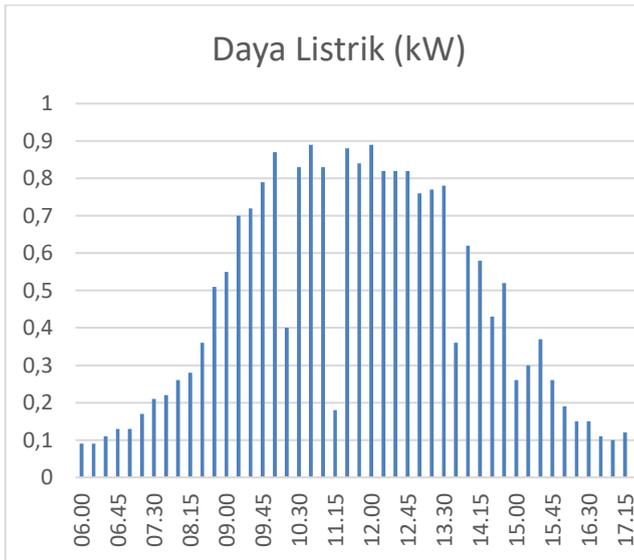
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Data

Pada penelitian ini pengambilan dan pengukuran data dimulai dari pukul 06.00 hingga 17.30 setiap 15 menit selama 7 hari sejak tanggal 7 Mei 2023 hingga 13 Mei 2023. Pada penelitian ini diperoleh data daya pembangkitan listrik PLTS *on grid* (W), iradiasi matahari ( $W/m^2$ ), suhu udara ( $^{\circ}C$ ), kecepatan angin (m/s) dan kelembapan udara (%).

Sebagai contoh pada Gambar 5. adalah hasil dari pengambilan data daya listrik dan data meteorologi mulai pukul 06.00 sampai 17.30 yang diambil per 15 menit pada tanggal 7 Mei 2023.

Peralaman Jangka Sangat Pendek Daya Listrik PLTS *On Grid* Rumah Tinggal Menggunakan Metode Recurrent Neural Network Long Short Term Memory Berdasarkan Data Meteorologi



Gambar 5. Grafik Hasil Pengambilan Data

Tabel 2. Parameter model RNN-LSTM

Parameter	Keterangan
Layer	3
Neuron (Unit)	128
Fitur	5
Optimizer	Adam
Fungsi Loss	MSE
Lookback (Timestep)	8
Epoch	50
Batch size	16
Verbose	2

Setelah model dilatih akan dilanjutkan dengan pengujian model. Pengujian model akan mendapatkan nilai prediksi. Pada Gambar 6. dan Gambar 7. menunjukkan grafik data historis, data testing dan data aktual.

**Proses Peramalan**

Dengan menggunakan model RNN-LSTM, langkah-langkah berikut dilakukan untuk meramalkan daya listrik dari PLTS on-grid:

Tahap 1 : Mengumpulkan dan mengukur data historis daya listrik dan data meteorologi pada tanggal 07 Mei 2023 hingga 13 Mei 2023 mulai pukul 06.00 hingga 17.30. Kemudian memasukan kedalam file excel dan merubah ke bentuk CSV agar dapat dibaca dan diproses oleh program pada google colab.

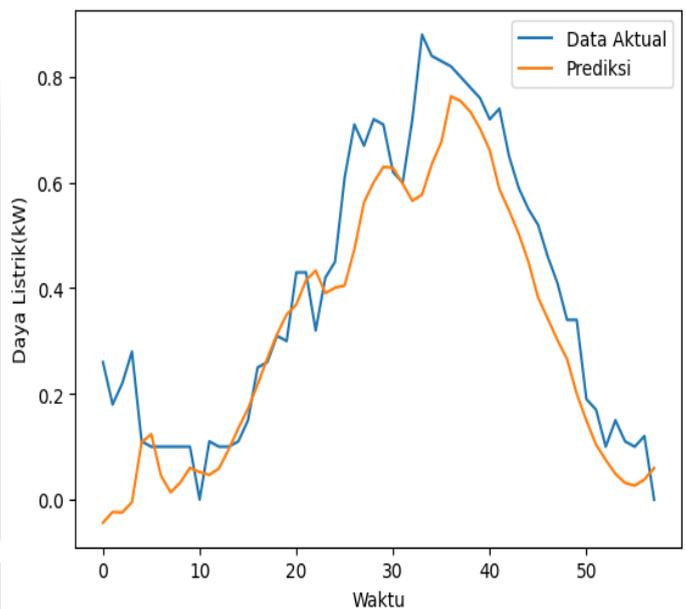
Tahap 2 : Preprocessing data  
Data yang digunakan digunakan adalah data primer daya listrik dan data meteorologi dari tanggal 07 Mei 2023 hingga 13 Mei 2023 mulai pukul 06.00 sampai 17.30 dengan interval waktu 15 menit setiap data. Data dibagi menjadi data *train* dan *test* dengan rasio 80:20.

Tabel 1. Data Train dan Data Test

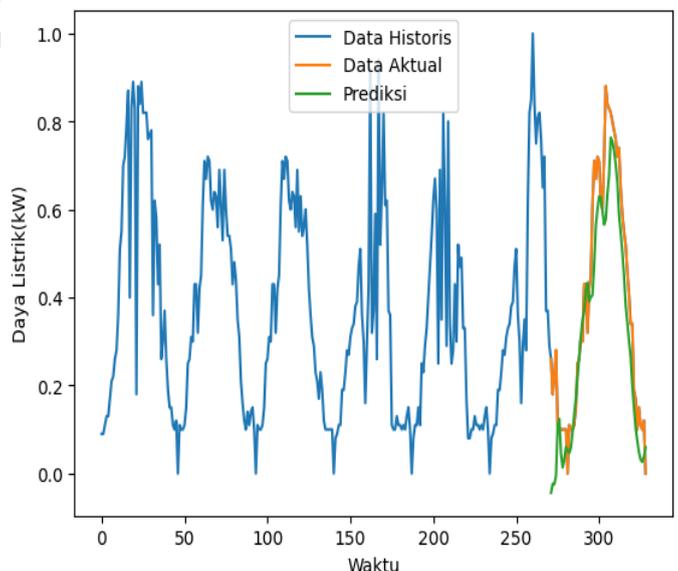
Data train	Data test
263 data	66 data
07-05-2023 pukul 06.00 s.d 12-05-2023 pukul 12.45	12-05-2023 pukul 13.00 s.d 13-05-2023 pukul 17.30
Total data : 329	

Tahap 3 : Pembuatan model RNN-LSTMSetelah dataset dilakukan preprocessing data, selanjutnya menentukan model LSTM dengan menentukan inialisasi parameter dasar model seperti layer, unit, fitur, optimizer, fungsi loss seperti pada Tabel 2.

Tahap 4 : Pelatihan dan testing model RNN-LSTM Model RNN-LSTM akan dilatih dengan menggunakan fungsi fit, menggunakan data latih yang sudah disiapkan sebelumnya. Pada proses pelatihan model menggunakan parameter epoch, data input latih, data target latih, batch size dan verbose.



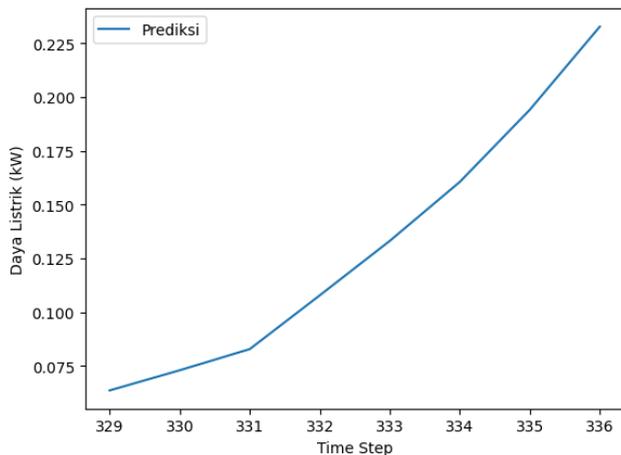
Gambar 6. Grafik hasil testing dan perbandingan dengan data aktual



Gambar 7. Grafik data latih dan data uji

Dalam gambar 6. grafik hasil testing dan perbandingan dengan data aktual, hasil dari prediksi model LSTM terlihat sudah cukup mengikuti pola data daya listrik pada data aktual, berikut data rinci tabel perbandingan data aktual dan prediksi testing model LSTM ditampilkan pada Tabel 3.

Tahap 5 : Peramalan daya listrik 2 jam kedepan  
 Pada proses ini menggunakan data uji sebagai input data kemudian digunakan untuk prediksi 8 timestep kedepan atau 2 jam kedepan ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil prediksi daya listrik untuk 2 jam kedepan

Timestep 329 menunjukkan tanggal 14 Mei 2023 pukul 06.00 dengan interval waktu 15 menit setiap timestep. Berikut tabel hasil prediksi 2 jam kedepan ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil prediksi daya listrik

Waktu	Daya Listrik (kW)
14 Mei 2023 06.00	0,063585
14 Mei 2023 06.15	0,072950
14 Mei 2023 06.30	0,082789
14 Mei 2023 06.45	0,107796
14 Mei 2023 07.00	0,133109
14 Mei 2023 07.15	0,160540
14 Mei 2023 07.30	0,194105
14 Mei 2023 07.45	0,232762

Tahap 6 : Menghitung nilai akurasi peramalan  
 Akurasi peramalan dibutuhkan untuk mengetahui seberapa baik kinerja model LSTM, akurasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu MSE dan MAPE. MSE merupakan akurasi peramalan dengan mengukur rata-rata dari selisih kuadrat antara nilai aktual dengan nilai prediksi. MAPE mengukur persentase kesalahan rata-rata antara nilai aktual dengan nilai prediksi, dihitung dengan mengambil selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi, membaginya dengan nilai aktual dan kemudian dikali dengan 100 untuk menghasilkan persentase. Hasil dari MSE = 0,0139 dan MAPE = 31,87%. Dimana nilai MSE mendekati nol maka akurasi

peramalan semakin baik. Hasil dari akurasi ini dapat diinterpretasikan dengan peramalan yang layak.

## PENUTUP

### Simpulan

Dari hasil penelitian peramalan daya listrik sangat pendek berdasarkan data meteorologi menggunakan pemodelan LSTM yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa :

1. Peramalan daya listrik sangat pendek dua jam kedepan pada PLTS on grid rumah tinggal menggunakan metode RNN-LSTM memperoleh intrepetasi peramalan dengan predikat layak.
2. Model RNN-LSTM memiliki nilai MSE 0.0139 dengan nilai MSE semakin rendah atau mendekati nol maka semakin baik dan nilai MAPE 31.87%.

### Saran

Dari hasil penelitian peramalan daya listrik PLST on grid pada rumah tinggal berdasarkan data meteorologi iradiasi matahari, suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin menggunakan metode LSTM dapat disarankan untuk menambah jumlah dataset agar mendapat hasil yang lebih baik dan penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan membandingkan dengan metode yang lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agam, M dan Kartini. Unit Three. 2020. *Peramalan Daya Listrik PLTS On Grid pada Rumah Tinggal Menggunakan Metode k NNDeNN Berdasarkan Data Meteorologi*. Jurnal Teknik Elektro. Vol 9 (2):hal. 241-249
- Dahliyah, Samsurizal, dan Nurmiati Pasra. 2021. *Efisiensi Panel Surya Kapasitas 100 Wp Akibat Pengaruh Suhu dan Kecepatan Angin*. Jurnal Ilmiah Sutet. Vol 11 (2):hal 71-80.
- Gao, M, Li, J, Hong, F, dan Long, D. 2019a. *Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant based on LSTM*. Applied Sciences (Switzerland), 9(15).
- Gao, M, Li, J, Hong, F, dan Long, D. 2019b. *Day-ahead power forecasting in a large-scale photovoltaic plant based on weather classification using LSTM*. Energy, 187.
- Hartiti, B, Barhdadi, A, Haibaoui, A, Elamim, A, Lfakir, A, dan Thevenin, P. 2018. *Photovoltaic output power forecast using artificial neural networks*. Article in Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 15, 15.
- Hochreiter, S dan Urgen Schmidhuber, J. 1997. *Long Short-Term Memory*.
- Hossain, M. S dan Mahmood, H. 2020. *Short-term photovoltaic power forecasting using an LSTM neural network and synthetic weather forecast*. IEEE Access, 8, 172524-172533.
- Kang, T, Lim, D, Y, Tayara, H, dan Chong, K. T. 2020. *Forecasting of power demands using deep learning*. Applied Sciences (Switzerland), 10(20), 1-11.
- Luo, X, Zhang, D, dan Zhu, X. 2021. *Deep learning based*

- forecasting of photovoltaic power generation by incorporating domain knowledge*. Energy, 225.
- Massaoudi, M, Chihi, I, Sidhom L, Mohamed T, Refaat S., Abu-Rub. H, Oueslati. F.2021. *An Effective Hybrid NARX-LSTM Model for Point and Interval PV Power Forecasting*. IEEE Acces. Vol 9: hal 36571- 36588.
- Mellit. A, Pavan. A. M, dan Lughli. V. 2021. *Deep learning neural networks for short-term photovoltaic power forecasting*. Renewable Energy, 172, 276–288.
- Putro. S. 2008. *Pengujian Pembangkit Listrik Tenaga Surya Dengan Posisi Pelat Photovoltaic Horizontal*. Publikasi Ilmiah Media Mesin UMS. Vol 9 (1):hal 28-34.
- Padhan. S dan Tripathy. D. 2021. *Power Forecasting with Minimal Loss using LSTM and PV Model*. ICPEE 2021 - 2021 1st International Conference on Power Electronics and Energy.
- Sumaja. K. 2019. *Analisis Hubungan Intensitas Radiasi dan Lama Penyinaran Matahari dengan Parameter Cuaca di Stasiun Meteorologi Ngurah Rai serta Pengaruhnya Terhadap Potensi Pembangkit Listrik Tenaga Surya di Bali Selatan*. BULETIN METRO NGURAH RAI ISSN 2461-0313. Vol 5 (1): hal 1-7.
- Srivastava. S dan Lessmann. S. 2018. *A comparative study of LSTM neural networks in forecasting day-ahead global horizontal irradiance with satellite data*. Solar Energy, 162, 232–247.
- Wiranda. L dan Sadikin. M. 2019. *Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma*. Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika. Vol. 8 (3):hal 184-196.
- Wan. C, Zhao. J, Song. Y, Xu. Z, Lin. J, dan Hu. Z. 2016. *Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management*. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 1(4), 38–46.
- Yan. K, Wang. X, Du. Y, Jin. N, Huang. H, dan Zhou. H. 2018. *Multi-Tahap short-term power consumption forecasting with a hybrid deep learning strategy*. Energies, 11(11).
- Zhou. H, Zhang. Y, Yang. L, Liu. Q, Yan. K, dan Du. Y. 2019. *Short-Term photovoltaic power forecasting based on long short term memory neural network and attention mechanism*. IEEE Access, 7, 78063–78074.

