

## Peramalan Daya Listrik Jangka Sangat Pendek pada Pembangkit Fotovoltaik (PV) Menggunakan Metode Deep Learning-Long Short Term Memory (LSTM)

**Khoirul Fadli**

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya  
e-mail: khoirulfadli.19036@mhs.unesa.ac.id

**Unit Three Kartini**

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya  
e-mail: unitthree@unesa.ac.id.

### Abstrak

Pembangkit listrik fotovoltaik (PV) menjadi salah satu solusi untuk mengatasi masalah kelangkaan energi dan mengurangi emisi gas rumah kaca. Metode prediksi untuk meramalkan daya *output* pada pembangkit PV secara akurat telah menjadi alat penting untuk memecahkan perencanaan PV dan masalah pemodelan, yang dapat mengurangi dampak negatif pada seluruh sistem tenaga dan meningkatkan stabilitas sistem. Tujuan dari penggunaan metode *Deep Learning - LSTM* dalam peramalan daya listrik batas waktu sangat pendek pada pembangkit fotovoltaik (PV) adalah untuk memperoleh informasi mengenai hasil peramalan daya listrik dalam waktu 2 jam setelahnya. Hasil penelitian ini menunjukkan pada percobaan pertama dengan nilai epoch 50 mendapatkan hasil akurasi peramalan pada *Mean Squared Error (MSE)* terbilang 0,0253. Pada percobaan kedua dengan nilai epoch 100 mendapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0210. Pada percobaan ketiga dengan nilai epoch 150 mendapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0190. Dapat disimpulkan bahwasannya semakin besar nilai epoch hasil akurasi peramalan semakin baik dan metode *Deep Learning-LSTM* ini cocok digunakan untuk memprediksi daya listrik pada pembangkit fotovoltaik karena dengan menggunakan metode ini bisa mendapatkan hasil akurasi peramalan yang relatif kecil.

**Kata kunci :** Peramalan, Daya Listrik, Akurasi, *Deep Learning*, *Long Short Term Memory (LSTM)*

### Abstract

Photovoltaic (PV) power generation is one the solutions to overcome the problem of energy scarcity and reduce greenhouse gas emissions. The prediction method for accurately forecasting the output power of PV plants has become an important tool for solving PV planning and modeling problems, which can reduce the negative impact on the entire power system and improve system stability. Forecasting very short term electric power in photovoltaic (PV) generators using the Deep Learning-LSTM method aims to determine the results of forecasting very short term electric power in photovoltaic (PV) generators for the next 2 hours. The results of this study show that in the first experiment with an epoch value of 50, the results of forecasting accuracy at the Mean Squared Error (MSE) were 0.0253. In the second experiment with an epoch value of 100, the results of forecasting accuracy in were 0.0210. In the third experiment with an epoch value of 150, the results of forecasting accuracy in were 0.0190. It can be concluded that the greater the epoch value, the better the accuracy of forecasting and the Deep Learning-LSTM method is suitable for predicting electrical power in photovoltaic generators because using this method results in low forecasting accuracy.

**Keyword :** forecasting, electrical power, accuracy, Deep Learning, Long Short Term Memory (LSTM)

### PENDAHULUAN

Perubahan iklim yang terjadi setiap tahunnya, mendorong semakin banyak negara yang menggunakan sumber daya energi hijau, khususnya tenaga surya sebagai pengganti pembangkit listrik *non renewable* yang dapat diterapkan untuk masa mendatang. Namun, pembangkit listrik *photovoltaic* (PV) sangat bergantung pada cuaca, sebagian besar bergantung pada radiasi sinar matahari yang tidak konstan dan tidak dapat diperkirakan yang membuat pembangkit listrik fotovoltaik menjadi menantang (Agga dkk., 2022).

Pembangkit listrik *photovoltaic* (PV) menjadi salah satu solusi untuk mengatasi masalah kelangkaan energi dan mengurangi emisi gas rumah kaca. Namun, stabilitas daya yang dihasilkan oleh pembangkit *photovoltaic* sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca seperti *insulation* dan suhu. Hal ini menyebabkan fluktuasi daya yang signifikan dalam jangka waktu yang sangat pendek, seperti beberapa menit atau jam kemudian (Rodriguez dkk., 2022). Peramalan daya *output* pada pembangkit PV dicapai untuk rentang waktu yang terbatas yang disebut dengan peramalan horizontal. Jenis peramalan daya *output* pembangkit PV

berdasarkan peramalan horizontal diklasifikasikan sebagai peramalan untuk waktu yang sangat singkat, waktu singkat, waktu menengah, dan waktu yang lebih panjang. (Mishra dkk., 2020).

Metode prediksi untuk meramalkan daya *output* pada pembangkit PV secara akurat telah menjadi alat penting untuk memecahkan perencanaan PV dan masalah pemodelan, yang dapat mengurangi dampak negatif pada seluruh sistem tenaga dan meningkatkan stabilitas sistem (Antonanzas dkk., 2016). Selain itu, peramalan energi listrik dari pembangkit fotovoltaik yang akurat sangat penting untuk memungkinkan tingkat integrasi yang lebih tinggi *renewable energy* ke dalam kendali jaringan listrik (Khan dkk., 2022). Sebuah peramalan akan melibatkan pengambilan data masa lalu dan kemudian diestimasi ke masa depan dengan menggunakan model matematika (Tao Hong dkk., 2019).

Perkembangan kelistrikan yang maju di jaringan listrik saat ini, data sumber yang lebih kaya dapat digunakan membangun model peramalan yang lebih canggih untuk mencapai yang lebih banyak peramalan daya PV yang akurat (Wang dkk., 2019). Peramalan stabilitas daya yang akurat dalam jangka waktu yang sangat singkat menjadi signifikan bagi industri listrik untuk menjaga kestabilan sistem dan memastikan bahwa *supply* dan *demand* daya selalu seimbang (Li dkk., 2020). Peramalan dengan jangka waktu sangat pendek adalah metode yang digunakan untuk meramalkan peristiwa dalam beberapa detik atau beberapa menit ke depan. Peramalan ini dapat digunakan untuk pembangkit *photovoltaic* (PV) dan sebagai kontrol penyimpanan (Wan dkk., 2015). Selain itu, dengan mendapatkan data prediksi daya *output* pada pembangkit PV dalam jangka pendek setelah didapatkannya *output* dari hasil peramalan, oleh karenanya perencanaan guna untuk menyediakan daya listrik dapat lebih mudah dan akurat (Purwantoro, 2022). Produksi daya keseluruhan dari pembangkit listrik harus disesuaikan dengan kebutuhan daya yang dimiliki oleh konsumen (Chun – Hung Liu dkk., 2021).

Penelitian tentang fotovoltaik dan peramalan durasi pendek radiasi cahaya matahari menggunakan metode *FF-NN* untuk prediksi nilai paparan tertinggi dalam waktu 1 hari ke depan. Penelitian ini menghasilkan tingkat kesalahan terbilang 0,2 untuk nilai iradiasi tertinggi yang terbilang 1244,1 W/m<sup>2</sup> (Adiwana, 2020). Penelitian berikutnya difokuskan pada peramalan beban dalam jangka pendek per jam yang di dasarkan pada data meteorologi yaitu suhu, kelembaban, untuk optimalisasi pengoperasian pembangkit tenaga listrik termal dengan menggunakan sebuah metode pengembangan yang menggabungkan *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dan *feed-forward neural network* (FFNN) untuk melakukan

prediksi beban dalam waktu 1 jam kemudian. Hasil riset menunjukkan sesungguhnya metode ini memiliki nilai MAD terbilang 75,11 MW dan nilai MAPE terbilang 10,38% selama dua belas periode pengujian (Kartini, 2019). Dalam peramalan pancaran skala global matahari untuk periode 1 hari ke depan, penggunaan model *TES-FFNN* didapatkan prediksi pancaran skala yang lebih akurat dibandingkan dengan menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) saja. Dalam metode hybrid *TES-FFNN*, nilai MAPE yang dihasilkan ialah terbilang 0,2012% (Asfah, 2020). Dalam penelitian ini, digunakan penggabungan tiga metode yaitu K-NN DFF-NN untuk meramalkan daya listrik dari PLTS *on Grid* dalam lima jam berikutnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode tersebut memberikan hasil yang lebih baik daripada metode tanpa penggabungan. Nilai rata-rata MSE yang dihasilkan adalah sebesar 0,627315211W dan hasil MAPE adalah 0,004340221% (Masviki, 2020).

Berdasarkan referensi dari penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, maka kebaruan atau *novelty* dari penelitian ini yaitu pada pembangunan model dalam algoritma *Deep Learning-LSTM* untuk *forecasting*/prediksi daya listrik batas waktu sangat pendek yaitu 2 jam berikutnya berdasarkan daya *output* harian pembangkit fotovoltaik dan temperatur suhu udara sekitar. Oleh karena itu, metode *LSTM* ini dapat menjadi pilihan yang tepat untuk peramalan stabilitas daya *output* pada pembangkit fotovoltaik. Selain itu, *LSTM* juga memperhitungkan hubungan antar waktu dan mempertahankan ingatan tentang tren dan pola dalam data historis yang mempengaruhi prediksi di masa depan sehingga metode *LSTM* lebih efektif dalam menangani data yang memiliki hubungan temporal yang kompleks, seperti data deret waktu. Hal ini membuatnya lebih cocok untuk digunakan dalam aplikasi *forecasting*, salah satunya dalam penelitian yang dilakukan kali ini yang membahas mengenai Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan metode *Deep Learning-LSTM* dalam menduga daya listrik dengan kurun waktu yang sangat pendek pada pembangkit fotovoltaik. Tujuannya adalah untuk mendapatkan hasil prediksi besaran listrik jangka sangat pendek pada PV memakai metode *Deep Learning-LSTM* untuk periode 2 jam berikutnya.

## METODE

### Rancangan Penelitian

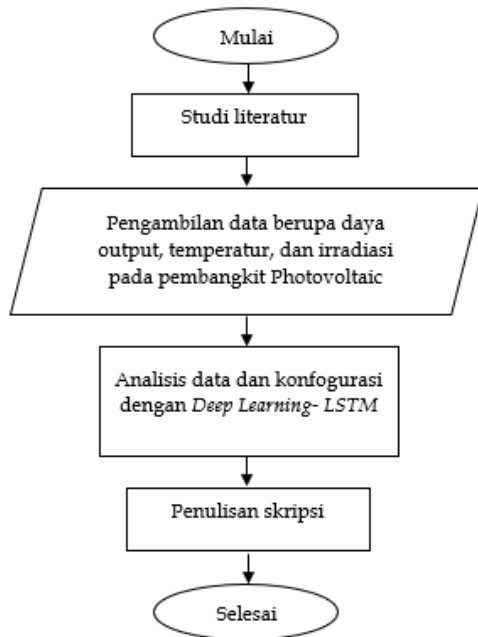
Penelitian ini di susun dalam serangkaian tahapan yang akan dilakukan, ditampakkan pada gambar 1.

1. Melakukan pencarian literatur dan mengumpulkan informasi terkait semua aspek yang relevan dengan riset ini.
2. Menyiapkan alat dan bahan.
3. Pengukuran data di lapangan berupa data daya harian (W) dari pembangkit fotovoltaik (PV), data

## Peramalan Daya Listrik Jangka Sangat Pendek pada Pembangkit Fotovoltaik (PV) Menggunakan Metode Deep Learning-Long Short Term Memory (LSTM)

temperatur atau suhu udara ( $^{\circ}\text{C}$ ), dan dan irradiansi matahari ( $\text{W}/\text{m}^2$ ).

4. Melakukan analisis data dan konfigurasi pemodelan matematis menggunakan *Deep Learning – Long Short Term Memory*.
5. Memperoleh hasil peramalan daya listrik untuk 2 jam ke depan.
6. Penulisan laporan skripsi.



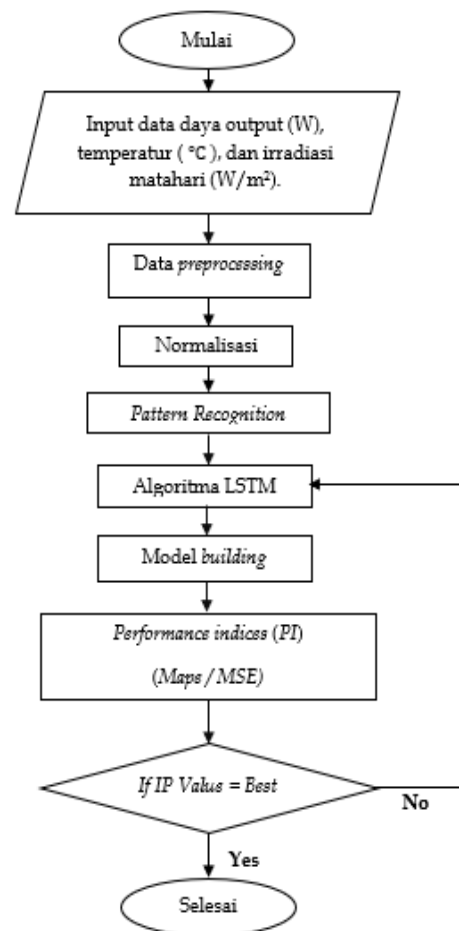
**Gambar 1.** Diagram alir proses penelitian

### Flowchart System

Perancangan *flowchart system* dilakukan agar proses kerja lebih sistematis sehingga memudahkan dalam proses peramalan daya. Dalam penelitian ini *flowchart* yang digunakan yaitu bentuk implementasi algoritma yang digunakan untuk memprogram system. Adapun *flowchart system* ini tertera dalam gambar 2.

Langkah-langkah dari *Flowchart System* untuk peramalan daya menggunakan metode *LSTM* pada gambar 2 dijelaskan sebagai berikut dengan menggunakan pemrograman python:

1. Menginput data yang akan digunakan yakni data daya output harian pembangkit *photovoltaic* W), temperatur udara ( $^{\circ}\text{C}$ ), dan irradiansi sinar matahari ( $\text{W}/\text{m}^2$ ).
2. Melakukan data *preprocessing*, yaitu sebuah proses untuk membersihkan, mengubah format menjadi file csv, dan mengatur data agar sesuai dengan kebutuhan analisis atau model yang digunakan.



**Gambar 2.** Flowchart System

3. Normalisasi data dengan mengubah skala menjadi nilai dengan jangkauan antara 0 sampai 1. Metode normalisasi data yang digunakan yaitu dengan menggunakan *Min Max Scaler*.
4. *Pattern recognition*, ialah metode untuk memperbanyak data input dengan cara membuat pola pada data *time series*.
5. Algoritma *LSTM*, dalam bahasa python untuk menentukan algoritma *LSTM* menggunakan *library Keras*.
6. Membangun model dengan menyesuaikan parameter sehingga di dapatkan hasil peramalan dengan akurasi yang terbaik. Diantara parameter yang digunakan yaitu fungsi aktivasi *ReLU*, Optimizer *adam*, *Loss Function*, *Seq\_len/timesteps*, *epoch*, dan *batch size*.
7. *Performance index* untuk melihat hasil prediksi data ke depan dengan menggunakan *MSE (mean squared error)* sebagai evaluasi hasil peramalan. Untuk mencari nilai *MSE* dapat menggunakan rumus matematis sebagai berikut:



$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|^2 \quad \dots\dots\dots(1)$$

Dimana :

$n$  = jumlah data

$Y_t$  = nilai aktual pada periode waktu  $t$

$\hat{Y}_t$  = nilai ramalan untuk periode waktu  $t$

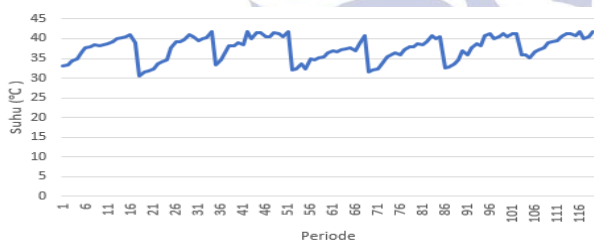
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Data

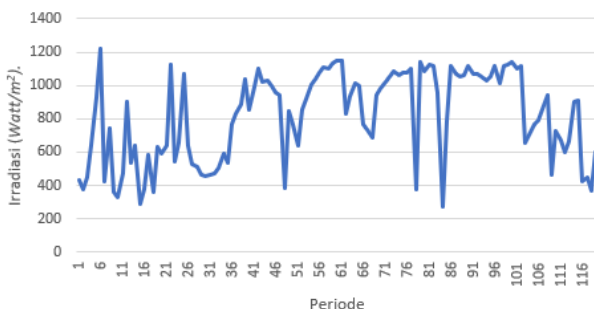
Data yang dipakai merupakan data primer, dimana data tersebut bersumber dari hasil pengukuran secara langsung di lapangan. Diantara data-data yang digunakan yaitu data daya harian dari output pembangkit *photovoltaic* (Watt), data temperatur udara ( $^{\circ}\text{C}$ ), dan data irradiansi matahari ( $\text{Watt}/\text{m}^2$ ). Data hasil pengukuran ditampilkan dalam bentuk grafik pada gambar 3.



(a). Grafik pengambilan data daya hari ke-1- ke-7



(b). Grafik pengambilan data temperatur hari ke-1- ke-7



(c). Grafik pengambilan data irradiansi hari ke-1- ke-7

**Gambar 3.** (a). Grafik pengambilan data daya hari ke-1- ke-7, (b). Grafik pengambilan data temperatur hari ke-1- ke-7, (c). Grafik pengambilan data irradiansi hari ke-1- ke-7

Pada gambar 3, merupakan hasil pengambilan data yang dilakukan pada tanggal 06-12 april 2023. Pengambilan data mulai pukul 08:00-12:00 WIB dilakukan pada rentang setiap 15 menit sekali. Periode pertama pada pukul 08:00, periode kedua pada pukul 08:15 dan seterusnya sampai pukul 12:00 WIB selama 7 hari. Data yang telah di ambil akan digunakan untuk meramalkan daya listrik 2 jam ke depannya. Pada gambar 3 (a). Grafik pengambilan daya, dimana dalam grafik tersebut bersifat fluktuatif atau cenderung tidak stabil setiap waktunya. Dikarenakan nilai daya *output* yang diperoleh dari pembangkit *photovoltaic* sangat dipengaruhi oleh besarnya irradiansi dan juga temperatur udara di sekitar pembangkit.

Data yang diperoleh akan dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data training dan data uji. Pembagian ini akan menggunakan proporsi 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Data testing akan digunakan untuk menguji dan memvalidasi hasil peramalan.

### Arsitektur Model LSTM

Model LSTM yang dipakai dalam penelitian ini ditampakkan dalam tabel 1.

**Tabel 1.** Arsitektur model LSTM

Parameter	Keterangan
Fungsi aktivasi	Relu
Optimizer	Adam
Loss Function	MSE (Mean Squared Error)
Seq_len / timesteps	14
epoch	50, 100, 150
Batch size	45

Dari tabel 1, dapat dilihat model LSTM beserta parameter yang digunakan. Dalam penelitian ini, penulis akan melakukan 3 percobaan dengan memberi perlakuan pada epoch. Nilai epoch yang akan digunakan berturut turut yaitu 50, 100, dan 150.

### Pembahasan

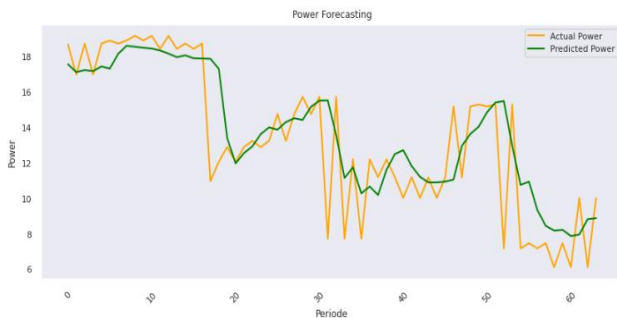
Hasil penelitian yang diperoleh dari model LSTM yang telah dibuat berupa hasil peramalan pada data *testing* atau data validasi yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model LSTM, dan juga hasil peramalan daya listrik *output* pembangkit *photovoltaic* untuk 2 jam ke depan yaitu di waktu 13:00 – 15:00 tanggal 12 April 2023

Hasil dari percobaan menggunakan data *testing* atau data validasi yang dilakukan selama 3 kali percobaan dengan perubahan nilai pada epoch berturut turut yaitu 50, 100, dan 150. Dari percobaan tersebut akan ditampilkan dalam gambar 4.

## Peramalan Daya Listrik Jangka Sangat Pendek pada Pembangkit Fotovoltaik (PV) Menggunakan Metode Deep Learning-Long Short Term Memory (LSTM)



(a). Grafik percobaan pertama dengan nilai epoch 50



(b). Grafik percobaan kedua dengan nilai epoch 100



(c). Grafik percobaan ketiga dengan nilai epoch 150

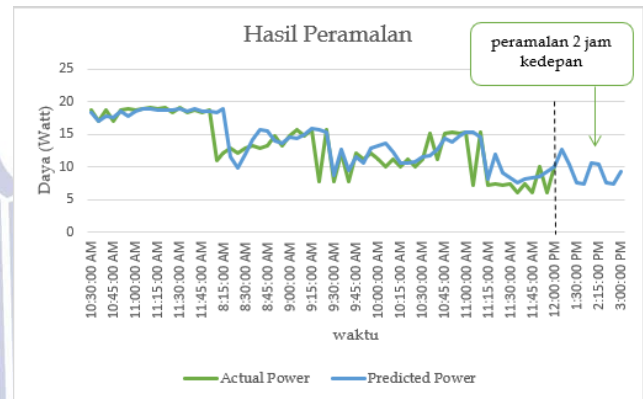
**Gambar 4.** (a). Grafik percobaan pertama dengan nilai epoch 50, (b). Grafik percobaan kedua dengan nilai epoch 100, (c). Grafik percobaan ketiga dengan nilai epoch 150

Dari ketiga percobaan di atas dengan memberikan perlakuan yang berbeda pada nilai epoch yang digunakan yaitu 50, 100, dan 150 secara umum sudah menghasilkan hasil peramalan dengan akurasi yang baik. Ini dapat dilihat dari nilai *Loss Function* yang digunakan yaitu MSE dengan mendapatkan nilai yang relatif kecil. Pada percobaan pertama didapatkan nilai akurasi peramalan sebesar 0,0253. Pada percobaan kedua didapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0210. Pada percobaan ketiga didapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0190.

Untuk memprediksi daya listrik 2 jam ke depan penulis menggunakan parameter yang terdapat pada percobaan ketiga, hal ini dikarenakan tingkat akurasi yang tinggi di dapat pada percobaan ke-3, diharapkan nantinya bisa menghasilkan peramalan daya *output* pembangkit *photovoltaic* untuk periode 2 jam ke depan

yaitu diwaktu 13:00-15:00 pada tanggal 12 april 2023 akan menghasilkan peramalan dengan performa dan akurasi yang baik pula.

Hasil dari peramalan daya *output* pembangkit *photovoltaic* secara keseluruhan dengan uji data validasi beserta peramalan untuk 2 jam ke depan di tunjukkan pada gambar 5.



(a). Grafik peramalan secara keseluruhan



(b). Grafik peramalan 2 jam ke depan diwaktu 13:00-15:00.

**Gambar 5.** (a). Grafik peramalan secara keseluruhan, (b). Grafik peramalan 2 jam ke depan diwaktu 13:00-15:00

Di gambar 5 ditampilkan grafik hasil peramalan daya *output* pembangkit *photovoltaic* secara keseluruhan beserta peramalan untuk 2 jam ke depan. Dalam gambar (a). menampilkan hasil grafik peramalan pada data *testing* atau data validasi, dimana pada gambar tersebut hasil peramalan ditunjukkan pada garis warna biru bisa dikatakan baik dikarenakan pada hasil peramalan besaran nilai dan pola grafik yang dihasilkan mirip dengan data aktual yang ditampilkan dengan garis warna hijau.

Pada gambar (b). menampilkan hasil peramalan daya listrik 2 jam ke depan pukul 13:00-15:00 WIB. Sumbu x menjelaskan waktu setiap 15 menit sekali, dan sumbu y menjelaskan besaran daya *output* dalam satuan Watt. Pada gambar 4.9 di atas dapat disimpulkan bahwasannya nilai peramalan daya pada pukul 13:00 – 13:45 cenderung mengalami penurunan yang semula pada angka 12,6 Watt turun hingga 7,3 Watt. Pada pukul 13:45-14:00 nilai daya mengalami peningkatan lagi hingga daya mencapai 10,6 Watt. pada pukul 14:00-14:15 WIB daya

cenderung stabil. Setelah itu daya mulai mengalami penurunan lagi pada pukul 14:45 WIB dengan daya senilai 7,3 *Watt* dan mengalami sedikit peningkatan pada pukul 15:00 WIB dengan nilai daya sebesar 9,2 *Watt*.

## PENUTUP

### Simpulan

Dari hasil riset yang telah dilaksanakan mengenai peramalan besaran listrik kurun waktu sangat pendek pada pembangkit fotovoltaik memakai metode Deep Learning-LSTM, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Nilai daya listrik *output* dari pembangkit *photovoltaic* tidak stabil setiap harinya, dikarenakan dipengaruhi banyak faktor diantaranya temperatur udara dan juga irradiansi sinar matahari.
2. Dalam percobaan pertama dengan nilai epoch 50 mendapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0253. Pada percobaan kedua dengan nilai epoch 100 mendapatkan hasil akurasi peramalan sebesar 0,0210. Pada percobaan ketiga dengan nilai epoch 150 mendapatkan nilai akurasi peramalan sebesar 0,0190.
3. Metode *Deep Learning-LSTM* dapat digunakan sebagai sebuah metode untuk melakukan peramalan pada daya *output* pembangkit *photovoltaic* yang efektif dengan tingkat akurasi peramalan yang terbaik di dapatkan yaitu dengan nilai MSE sebesar 0,0190. Dengan demikian model ini dapat membantu memprediksi nilai daya *output* pada pembangkit *photovoltaic* berdasarkan temperatur udara dan juga irradiansi matahari di sekitar pembangkit.

### Saran

Untuk penelitian di masa depan, perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut dengan menggunakan metode yang lebih unggul daripada LSTM. Selain itu, dapat menambahkan jumlah data inputan untuk pelatihan dan uji validasi pada model supaya bisa menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik dan presisi dengan data aktual.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adiwana. M. N. & Kartini. U. T. 2020. *Desain Photovoltaic Dan Peramalan Jangka Pendek Radiasi Sinar Matahari Menggunakan Metode Feed-Forward Neural Network*. Jurnal Teknik Elektro, 9(1).
- Agam. M. & Kartini. U. T. 2020. *Peramalan Daya Listrik Plts On Grid Pada Rumah Tinggal Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Decomposition Feed Forward Neural Network Berdasarkan Data Meteorologi*. Jurnal Teknik Elektro, 9(2).
- Agga. A., Abbou. A., Labbadi. M., El Houm. Y. & Ali. I. H. O. 2022. *CNN-LSTM: An efficient hybrid deep learning architecture for predicting short-term photovoltaic power production*. Electric Power Systems Research, 208, 107908.
- Antonanzas. J., Osorio. N., Escobar. R., Urraca. R., Martinez-de-Pison. F. J. & Antonanzas-Torres. F. 2016. *Review of photovoltaic power forecasting*. Solar energy, 136, 78-111.
- Asfah. R. F. I. & Kartini. U. T. 2020. *Peramalan Radiasi Global Matahari Jangka Pendek Menggunakan Modeltriple Exponential Smoothing-Feed Forward Neural Network*. Jurnal Teknik Elektro, 9(03).
- Chun – Hung Liu. JYH – Cheng Gu dan Ming – Ta Yang. 2021. *A Simplified LSTM Neural Network for One Day – Ahead Solar Power Forecasting*. IEEE Acces, Vol 9 pp Hal 17174 – 17195.
- Kartini. U. T., Ardianto. D. & Wardani. L. 2019. *Very short term load forecasting based on meteorological with modelling k-NN-feed forward neural network*. Journal of Electrical Systems, 15(1), 1-16.
- Khan. W., Walker. S., & Zeiler. W. 2022. *Improved solar photovoltaic energy generation forecast using deep learning-based ensemble stacking approach*. Energy, 240, 122812.
- Li. P., Zhou. K., Lu. X. & Yang. S. 2020. *A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting*. Applied Energy, 259, 114216.
- Mishra. M., Dash. P. B., Nayak. J., Naik. B. & Swain. S. K. 2020. *Deep learning and wavelet transform integrated approach for short-term solar PV power prediction*. Measurement, 166, 108250.
- Purwantoro. K. E., Kartini. U. T., Suprianto. B. S. & Agung. A. I. 2022. *Prediksi Daya Listrik Jangka Sangat Pendek Pembangkit Photovoltaic Berbasis Internet of Things Menggunakan Feed Forward Neural Network*. Jurnal Teknik Elektro, 11(3), 386-396.
- Rodríguez. F., Galarza. A., Vasquez. J. C. & Guerrero. J. M. 2022. *Using deep learning and meteorological parameters to forecast the photovoltaic generators intra-hour output power interval for smart grid control*. Energy, 239, 122116.
- Tao Hong. dkk. 2020. *Energy Forecasting: A Review and Outlook*. IEEE Journal of Power and Eenergy. Vol 7, 376-388.
- Wan. C., Zhao. J., Song. Y., Xu. Z., Lin. J. & Hu. Z. 2015. *Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management*. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 1(4), 38-46.
- Wang. H., Lei. Z., Zhang. X., Zhou. B. & Peng. J. 2019. *A review of deep learning for renewable energy forecasting*. Energy Conversion and Management, 198, 111799.