



## **Prediksi Temperatur Lingkungan dengan *Recurrent Neural Network* Menggunakan Data Historis Iradiasi Matahari**

Raihan Aldiaz Rahman<sup>1</sup>, Pola Risma<sup>1</sup>, Yurni Oktarina<sup>1</sup>, Hendra Marta Yudha<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Elektro, Politeknik Negeri Sriwijaya

<sup>2</sup>Teknik Elektro, Universitas Tridinanti Palembang

[raihan.diaz2002@gmail.com](mailto:raihan.diaz2002@gmail.com), [polarisma@polsri.ac.id](mailto:polarisma@polsri.ac.id), [yurni\\_oktarina@polsri.ac.id](mailto:yurni_oktarina@polsri.ac.id), [hendramy@univ-tridinanti.ac.id](mailto:hendramy@univ-tridinanti.ac.id)

### **Abstract**

This research studies the use of Recurrent Neural Network (RNN) to predict ambient temperature in London using historical solar irradiation data. The data used consists of Hi temperature, low temperature, temperature out, and solar irradiation collected for 24 hours from March 2014 to predict April 2014, with 80% for training, 10% for validation, and 10% for testing. The results showed that RNN can perform well and provide stable and consistent results. The RMSE obtained for the prediction of Hi temperature, low temperature, temperature out, and solar irradiation are 4.97, 4.20, 4.48, and 5.03. This research is expected to help in predicting temperature conditions in the environment. The results show that RNN can predict environmental temperature with high accuracy.

Keywords: Recurrent Neural Network, Temperature Prediction

### **Abstrak**

Penelitian ini mempelajari penggunaan Recurrent Neural Network (RNN) untuk memprediksi temperatur lingkungan di kota London menggunakan data historis iradiasi matahari. Data yang digunakan terdiri dari Hi temperature, low temperature, temperature out, dan iradiasi matahari yang dikumpulkan selama 24 jam dari bulan maret 2014 untuk memprediksi bulan april 2014, dengan 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk testing. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RNN dapat melakukan prediksi dengan baik dan memberikan hasil yang stabil dan konsisten. RMSE yang didapat untuk prediksi hi temperature, low temperature, temperature out, dan iradiasi matahari adalah 4.97, 4.20, 4.48, dan 5.03. Penelitian ini diharapkan dapat membantu memprediksi kondisi temperatur pada lingkungan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RNN dapat memprediksi temperatur lingkungan dengan akurasi yang tinggi.

Kata kunci: Recurrent Neural Network, Prediksi Temperatur

Diterima Redaksi : 03-05-2024 | Selesai Revisi : 12-06-2024 | Diterbitkan Online : 30-06-2024

### **1. Pendahuluan**

Temperatur lingkungan adalah temperatur udara yang terjadi di sekitar suatu lokasi, dengan cara diukur dalam satuan Celsius ( $^{\circ}\text{C}$ ) atau Fahrenheit ( $^{\circ}\text{F}$ ). Temperatur lingkungan pada setiap lokasi lingkungan dapat berbeda tergantung pada musim dan kondisinya.

Pada penelitian ini lokasi pengambilan data yang diuji berada pada kota London. Data yang diambil adalah data pada bulan maret dan bulan april, pada saat matahari terbit pukul 04.40 dan terbenam pada pukul 20.45(sunset.org). Berdasarkan data set temperatur yang digunakan, pada bulan ini kota London berada di

musim semi.

Iradiasi matahari adalah jumlah energi matahari per satuan luas yang diterima oleh bumi dari matahari dalam bentuk radiasi elektromagnetik dalam satuan watt per meter persegi ( $\text{W}/\text{m}^2$ ).

Efek Iradiasi yang didefinisikan sebagai jumlah energi yang diserap oleh suatu benda dari sumber energi seperti sinar matahari yang dapat mempengaruhi temperatur suatu benda yang berada disekitar permukaan lingkungan tertentu.

Iradiasi matahari mengalami perubahan secara fluktuatif dalam beberapa keadaan dapat meningkatkan

temperatur suatu benda yang berada disekitar lingkungan, dengan cara saat benda tersebut terkena sinar matahari langsung. Hal ini terjadi karena benda menerima energi sinar matahari secara langsung. Begitupun sebaliknya, iradiasi matahari juga dapat mengurangi temperatur suatu benda yang berada disekitar lingkungan tertentu, ada beberapa faktor yang menyebabkan iradiasi matahari lemah seperti pada saat terhalang oleh objek seperti pohon dan gedung, permukaan tanah yang tidak rata, terhalang awan, jarak matahari yang jauh ,jam per hari dan musim. Maka dengan menggunakan data historis iradiasi matahari, kita dapat memprediksi temperatur lingkungan dengan akurat.

*Recurrent Neural Network* (RNN) adalah salah satu jenis saraf tiruan yang prosesnya dipanggil berulang-ulang. RNN termasuk algoritma yang efektif dalam memprediksi data waktu di mana data memiliki struktur waktu yang kompleks. Penggunaan RNN pada beberapa tahun terakhir telah meningkat secara signifikan dalam berbagai bidang, termasuk analisis data waktu, pengenalan suara, dan analisis teks.

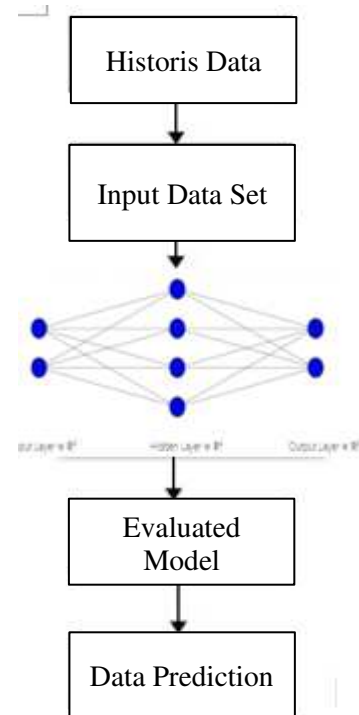
Dalam penelitian ini, RNN digunakan untuk memprediksi temperatur lingkungan dengan menggunakan data historis iradiasi matahari. Data yang didapat digunakan sebagai input untuk RNN dalam memprediksi .

Dengan menggunakan RNN, dapat melakukan prediksi temperatur lingkungan dengan lebih akurat dan memantau perubahan-perubahan yang terjadi dalam lingkungan. Hal ini berguna dalam berbagai kegiatan seperti di bidang, perencanaan infrastruktur, perencanaan kota, dan pengelolaan lingkungan.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan teknologi *deep learning* dengan menggunakan *recurrent neural network* yang mampu melakukan pengolahan data dan melakukan prediksi. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan wawasan dalam dalam memprediksi *temperature*

lingkungan dengan *recurrent neural network* menggunakan data historis *irradiance* matahari, guna membantu mengetahui suhu udara disuatu lokasi yang ingin digunakan.



Gambar 1. Blok Diagram Proses Pengolahan Data

### 2.1 Historis Data

Data yang digunakan merupakan data historis *irradiance* matahari pada suatu lokasi. Data ini bersumber dari PV data London dari web <https://data.london.gov.uk/dataset/photovoltaic--pv--solar-panel-energy-generation-data> selama 2 bulan yang terdiri dari tanggal, waktu, HI temperatur, Low temperatur, temperatur out dan *irradiance*.

### 2.2 Input Data set

Input data set merupakan tahapan memasukan data yang akan digunakan pada model. Data yang digunakan pada penelitian kali ini merupakan data satu bulan, yang dimulai pada tanggal 1 maret sampai 31 maret dan 1 april sampai 30 april dari pukul 00.00 – 23.30, data ini diambil di setiap jamnya pada satu hari yang sama. Jumlah data yang digunakan, sebanyak 1442 data yang terdiri dari tanggal, waktu, HI temperatur, Low temperatur, temperatur out dan *irradiance*.

Hi temperatur dalam data temperatur mengacu pada suhu tertinggi yang tercatat dalam periode waktu tertentu, seperti harian, mingguan, atau bulanan.

Low temperatur dalam data temperatur mengacu pada suhu terendah yang tercatat dalam periode waktu tertentu,

Temperatur out adalah istilah umum yang digunakan untuk merujuk pada temperature udara luar atau lingkungan di luar bangunan atau ruangan, yang diukur oleh sensor atau stasiun cuaca.

### 2.2.1 Data Cleaning

Data *cleaning* merupakan cara untuk mengidentifikasi membuang data yang salah dari data set, seperti data yang inkonsisten, inakurat, salah format, atau eror lain yang dapat mengganggu proses analisis data, selanjutnya proses data cleaning merupakan tahapan yang penting dalam mempersiapkan data sebelum masuk ke tahap analisis data atau pemodelan machine learning dengan proses yang cukup beragam, dengan tingkat kompleksitas yang berbeda tergantung pada data set dan kemampuan pengguna.

### 2.2.2 Data Testing

Data *testing* merupakan proses menguji kinerja model terhadap data set yang diberikan. Data *testing* ini bertujuan untuk menilai kinerja model dalam memprediksi dan memproses data sequential, seperti menggunakan data set yang diperlukan untuk memprediksi nilai selanjutnya dalam data set. Data testing pada penelitian ini juga menggunakan metode seperti RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MSE (*Mean Square Error*) untuk menilai kinerja model dalam memprediksi nilai yang benar. data testing yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebesar 10%.

Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan suatu model perkiraan mendekati nilai aslinya. Sedangkan nilai RMSE semakin besar, maka keakuratan nilai yang dihasilkan semakin tidak akurat (Herwanto et al., 2019)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}}$$

Penjelasan:

$A_t$  = Nilai data Aktual

$F_t$  = Nilai hasil prediksi

$N$  = banyaknya data

$\Sigma$  = Summation (Jumlahkan keseluruhan nilai)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2$$

$N$  : Jumlah sampel data

$y_n$ : Nilai aktual dari data ke- $n$

$\hat{y}_n$ : Nilai prediksi dari model untuk data ke- $n$ .

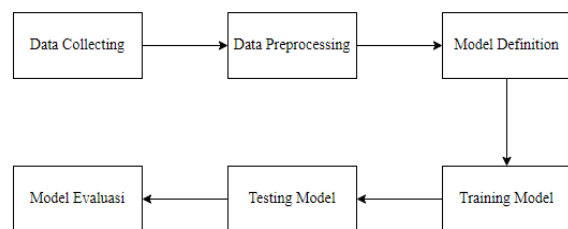
### 2.2.3 Data Training

Data *training* merupakan proses menggabungkan model dengan data set untuk membantu model mempelajari dan memahami data yang diberikan. Data training melibatkan proses pemrosesan data, seperti data preprocessing, normalisasi, dan data augmentation, serta pemilihan metode penggabungan data. Proses data training bertujuan untuk membantu model memahami data yang diberikan dan memodelkan data yang tepat dan akurat. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 80%.

### 2.2.4 Data Validation

Data *validation* merupakan langkah untuk menilai kinerja model terhadap data set yang tidak digunakan pada proses pemodelan. Data *validation* dilakukan untuk menilai kinerja model dalam memprediksi data yang tidak pernah dilihat sebelumnya, sehingga dapat menilai kinerja model dalam menangani data yang baru dan tidak terlalu terlindungi oleh kemampuan model dalam menangani data yang sudah dilihat sebelumnya.

Data *validation* yang digunakan dalam penelitian ini adalah 10%.



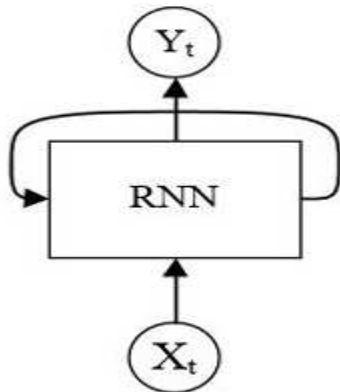
Gambar 2. Diagram Blok

Pada Gambar 2 dijelaskan proses langkah –langkah yang diawali dari data *collecting* atau mengumpulkan data, lalu masuk dalam proses data preprocessing yang didalamnya ada seperti data *cleaning*, data *testing*, data *training*, data *validation* dan masuk ke dalam model RNN lalu melakukan testing model RNN pada data dan diakhir mengevaluasi data.

### 2.3 Model Building Recurrent Neural Network

RNN (*Recurrent Neural Network*) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang secara spesifik dibuat untuk mengatasi data berurutan, seperti teks, waktu, dan audio. RNN dapat menyimpan informasi dari langkah waktu sebelumnya dan memanfaatkannya dalam pengolahan data baru, sehingga sangat efisien dalam menangani tugas yang melibatkan urutan atau konteks temporal.

RNN dirancang untuk bekerja meniru aktivitas neuron otak manusia, yang mengingat dan menghimpun informasi yang didapatkan sebelumnya untuk memprediksi masa depan. Dengan demikian, RNN sangat efektif dalam tugas-tugas yang melibatkan pola-pola yang muncul dalam urutan, seperti prediksi cuaca dan analisis deret waktu.

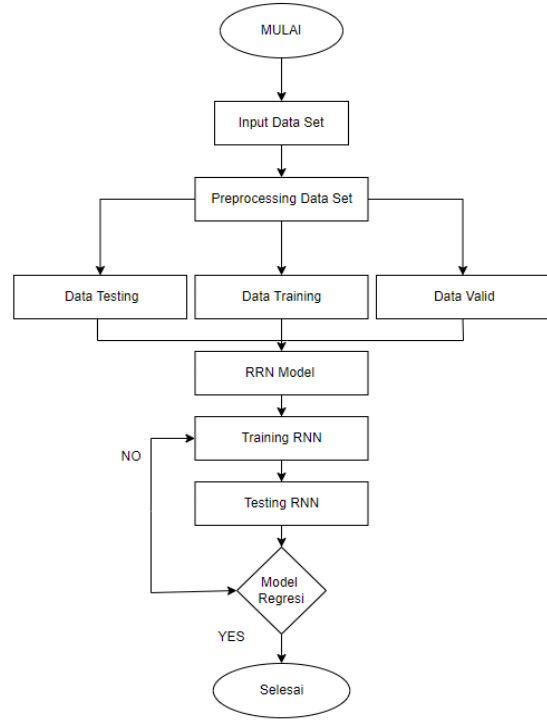


Gambar 3. Recurrent Neural Network

Dimana  $X_t$  merupakan inputan terhadap  $t$ (waktu/urutan inputan berdasarkan waktu/inputan data ke- $t$ )  $Y_t$  merupakan hasil output. Dari gambar diatas bahwa. proses yang dilakukan pada RNN itu secara berulang-ulang sehingga data inputan sebelumnya tersimpan ke memori RNN[1].

Keunggulan RNN (*Recurrent Neural Network*) adalah Mampu memproses data berurutan, maka dari itu RNN dapat memprediksi pola yang terjadi dalam data berurutan.

### 2.4 Flowchart



Gambar 4. Flowchart Penelitian

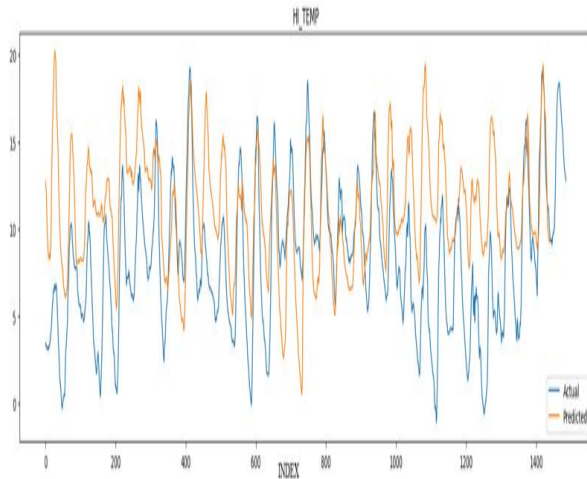
Gambar 4 merupakan flowchart dari penelitian yang akan dilakukan, dimulai dari memasukan input data set dan dilanjutkan dengan *preprocessing* data set yang dibagi menjadi data *training* 80%, data *validation* 10%, dan data *testing* 10%. Pada tahap akhir model tersebut akan dievaluasi, jika nilai model evaluasi tidak optimal maka data akan dikirim kembali ke pada proses training data, begitupun sebaliknya, jika model berada dalam kategori optimal maka proses selesai.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Input Data

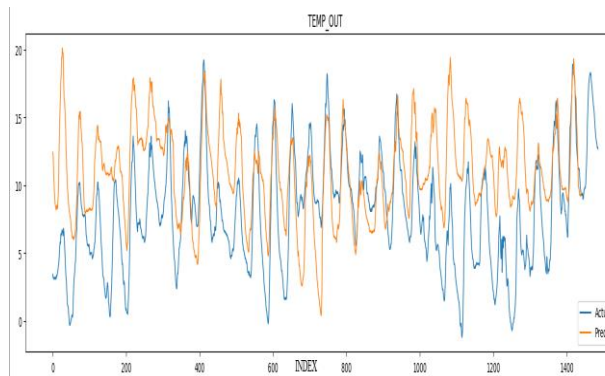
Input Data yang digunakan merupakan kumpulan data yang didapat dari data set pada kota london yang digunakan dalam penelitian ini. Kumpulan data tersebut, terdiri dari hi temperatur, low temperatur, temperature out, dan *irradiance*. Data ini dikumpulkan dari kota London selama 24 jam dari bulan maret 2014 untuk

memprediksi pada bulan april 2014.



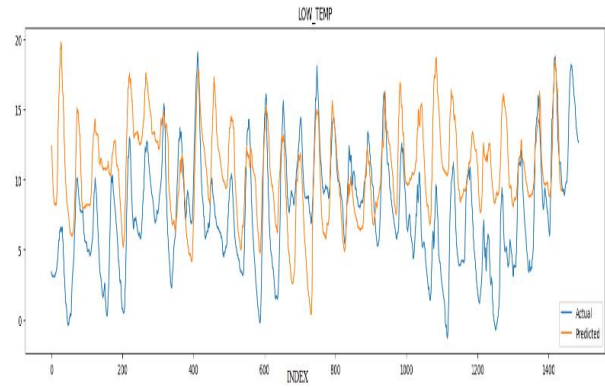
Gambar 5. hasil perbandingan prediksi dan actual hi\_temperatur

Pada Gambar 5 terlihat bahwa grafik menunjukkan hasil dari perbandingan prediksi dan *actual* dari hi temperatur. suhu tertinggi prediksi ada di 20°C dengan RMSE yang didapat yaitu 4.97 dan pada grafik ini index menunjukkan banyaknya data berjumlah 1440 yang terdiri dari satu hari penuh yaitu 24 jam dan selama 30 hari.



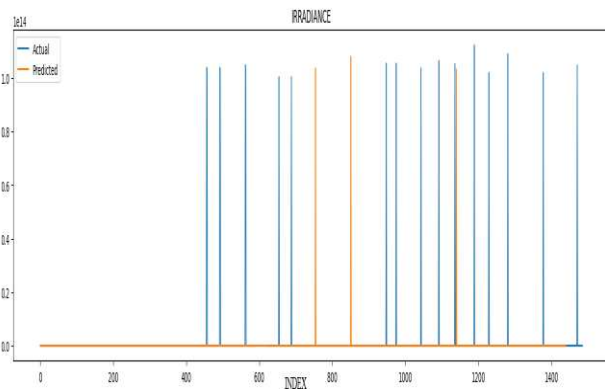
Gambar 6. hasil perbandingan prediksi dan actual temperatur\_out

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa grafik menunjukkan hasil perbandingan prediksi dan actual dari temperature out. Suhu prediksi tertinggi berada di 20°C dengan RMSE yang didapat yaitu 4.20. Index menunjukkan banyaknya data berjumlah 1440 yang terdiri dari satu hari penuh yaitu 24 jam dan selama 30 hari.



Gambar 7. hasil perbandingan prediksi dan actual Low temperatur

Pada Gambar 7 dapat dilihat bahwa grafik menunjukkan hasil perbandingan prediksi dan actual dari low temperatur. Suhu berada di 20°C dengan RMSE yang didapat yaitu 4.48. Index menunjukkan banyaknya data berjumlah 1440 yang terdiri dari satu hari penuh yaitu 24 jam dan selama 30 hari.



Gambar 8. perbandingan prediksi dan actual irradiance

Pada Gambar 8 menunjukkan hasil perbandingan prediksi dan actual *irradiance* yang ada pada kota London dengan RMSE yang didapat yaitu 5.03. Index menunjukkan banyaknya data berjumlah 1440 yang terdiri dari satu hari penuh yaitu 24 jam dan selama 30 hari.

Tabel 1. Tabel Parameter

Parameter	Value
Epochs	100
Batch Size	32
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.0001

Pada Tabel 1 ditunjukkan apa saja parameter yang digunakan pada Training model RNN. Parameter ini berguna dalam efektif atau tidaknya sebuah training.

#### 4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, prediksi temperature menggunakan *irradiance* dengan metode *Recurrent Neural Network* guna mengetahui efektif atau tidaknya model RNN dan menciptakan harapan positif terhadap keberhasilan model dalam memprediksi kondisi temperatur pada lingkungan. *Recurrent Neural Network* dapat melakukan prediksi dengan sangat baik dan memberikan hasil yang stabil dan konsisten. Pada percobaan ini *Recurrent Neural Network* tidak menggunakan *accuracy*.

#### Daftar Rujukan

- [1] Y. Makasudede, "RNN dengan tipe LSTM," pp. 8–45, 2019.
- [2] Y. E. N. Nugraha, I. Ariawan, and W. A. Arifin, "Weather Forecast From Time Series Data Using Lstm Algorithm," *J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 14, no. 1, pp. 144–152, 2023, doi: 10.51903/jtikp.v14i1.531.
- [3] E. A. Nketiah, L. Chenlong, J. Yingchuan, and S. A. Aram, "Recurrent neural network modeling of multivariate time series and its application in temperature forecasting," *PLoS One*, vol. 18, no. 5 May, pp. 1–18, 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0285713.
- [4] J. M. Han, Y. Q. Ang, A. Malkawi, and H. W. Samuelson, "Using recurrent neural networks for localized weather prediction with combined use of public airport data and on-site measurements," *Build. Environ.*, vol. 192, p. 107601, 2021, doi: 10.1016/j.buildenv.2021.107601.
- [5] P. R. Shekar, A. Mathew, P. V. Yeswanth, and S. Deivalakshmi, "A combined deep CNN-RNN network for rainfall-runoff modelling in Bardha Watershed, India," *Artif. Intell. Geosci.*, vol. 5, no. July 2023, p. 100073, 2024, doi: 10.1016/j.aiig.2024.100073.
- [6] I. Sri Rahayu, E. C. Djamal, R. Ilyas, and A. T. Bon, "Daily temperature prediction using recurrent neural networks and long-short term memory," *Proc. Int. Conf. Ind. Eng. Oper. Manag.*, no. August, pp. 2700–2709, 2020.
- [7] N. T. Luchia, E. Tasia, I. Ramadhani, A. Rahmadeyan, and R. Zahra, "Performance Comparison Between Artificial Neural Network, Recurrent Neural Network and Long Short-Term Memory for Prediction of Extreme Climate Change," *Public Res. J. Eng. Data Technol. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 62–70, 2024, doi: 10.57152/predatecs.v1i2.864.
- [8] Y. E. Cebeci, "A Recurrent Neural Network Model for Weather Forecasting," *UBMK 2019 - Proceedings, 4th Int. Conf. Comput. Sci. Eng.*, pp. 591–595, 2019, doi: 10.1109/UBMK.2019.8907196.
- [9] B. Zhao, X. Li, X. Lu, and Z. Wang, "A CNN–RNN architecture for multi-label weather recognition," *Neurocomputing*, vol. 322, pp. 47–57, 2018, doi: 10.1016/j.neucom.2018.09.048.
- [10] London Data Store. Photovoltaic (PV) Solar Panel Energy Generation data [Online] (update 2 years ago) Tersedia: <https://data.london.gov.uk/dataset/photovoltaic-pv-solar-panel-energy-generation-data>