

Peningkatan Akurasi pada Prediksi Beban Listrik Menggunakan Metode *Moving Average*

Erliza Yuniarti^{1*}, Wardiman², Wirangga³, Bengawan Alfarezi⁴

^{1,2,3,4} Electrical Engineering Department, Universitas Muhammadiyah, Palembang

*Koresponden email: erlizay@yahoo.com

Diterima: 7 Desember 2020

Disetujui: 14 Desember 2020

Abstract

This paper discusses improving the accuracy of electrical load forecasting by imputation on empty load data. It is important to estimate the demand for electricity loads for the power plant operating system, fuel supply and maintenance of the power system. The forecast of the electrical load is carried out on the basis of the historical data of electrical load which is generally represented in the load curve. The load curves in research at the Singkarak substation Borang show that there are several load patterns, some missing data and data that is suddenly increasing. The percentage of blank data in 2015 was 1.8379%, while the highest in September at was 0.5137% or 45 hours. To fill in the missing data, three imputation techniques were used, i.e., filling in the data from the previous day's data at the same time ; perform regression analysis on the month the data was missing; and using the mean values from monthly data. The results of forecast using the moving average method provide a forecast of the electrical load on January 1, 2016 will be 138 kW. The Mean Absolute Error (MAE) for the best load forecast is 9.59, using a data set equipped with the imputation of the mean.

Keywords: *substation, imputation, moving average, feeders, Singkarak*

Abstrak

Paper ini membahas peningkatan akurasi peramalan beban listrik dengan melakukan imputasi pada data beban yang kosong. Perkiraan permintaan beban listrik penting dilakukan untuk sistem operasi pembangkit, penyediaan bahan bakar dan perawatan sistem tenaga listrik. Peramalan beban listrik dilakukan berdasarkan data historis beban listrik yang umumnya direpresentasikan dalam kurva beban. Kurva beban pada penelitian di penyulang Singkarak gardu induk Borang menunjukkan terdapat beberapa pola beban, beberapa data yang hilang dan data yang naik secara tiba-tiba. Persentase data yang kosong di tahun 2015 sebesar 1,8379% dan terbanyak pada bulan September sebesar 0,5137% atau 45 jam. Untuk mengisi data yang hilang digunakan tiga teknik imputasi, yaitu melakukan pengisian data dari data satu hari sebelumnya di jam yang sama; melakukan analisis regresi pada bulan terdapatnya data yang hilang; dan menggunakan nilai mean dari data bulanan. Hasil peramalan menggunakan metode *moving average* mendapatkan prediksi beban listrik pada tanggal 1 Januari 2016 adalah 138 kW. Akurasi perhitungan peramalan beban *mean absolut error* (MAE) terbaik adalah 9,5942 dengan menggunakan data set yang dilengkapi dari imputasi mean.

Kata Kunci: *gardu induk, imputasi, moving average, penyulang, Singkarak*

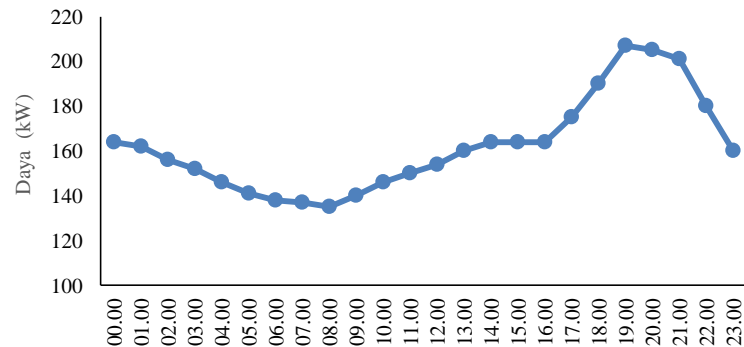
1. Pendahuluan

Beban listrik di Indonesia meningkat pada kisaran 3% pada beberapa tahun terakhir. Beban listrik yang dikategorikan menjadi empat jenis konsumen listrik dengan jumlah konsumen terbesar adalah perumahan diikuti dengan beban komersial, industri, dan fasilitas umum [1]. Beban listrik bervariasi tergantung dengan aktifitas penduduk, cuaca atau iklim [2][3][4], ekonomi [4][5][6], kegiatan sosial [7], perencanaan daerah industri [3][8], dan demografi [6]. Perusahaan Listrik Negara (PLN) memiliki tugas sebagai penyedia dan regulator kebutuhan energi listrik di Indonesia. *Supply* kebutuhan daya listrik dari PLN diharapkan selalu kontinu dari waktu ke waktu, sehingga perencanaan operasi *supply-demand* [9] menjadi suatu hal yang penting untuk diperhatikan.

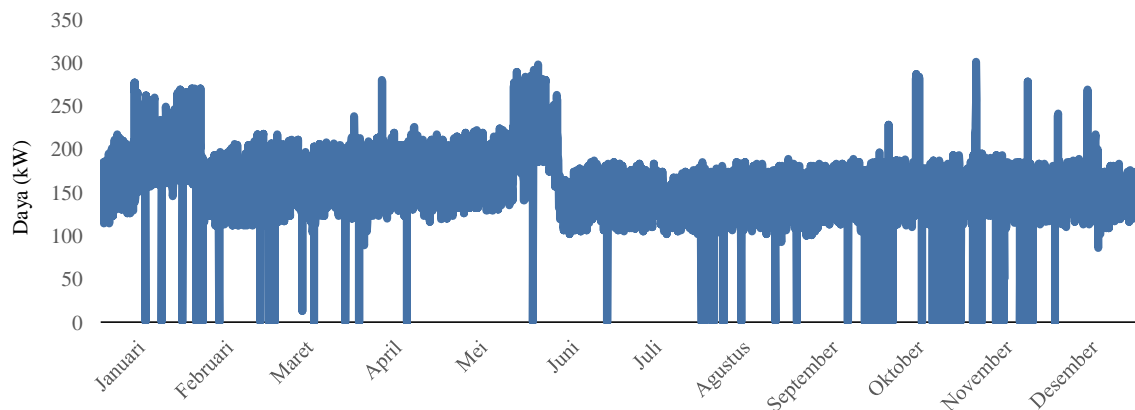
Peramalan atau prediksi beban listrik dapat diketahui dari data beban sebelumnya. Peramalan beban listrik bertujuan untuk mengenali pola beban dengan mengolah data historis beban listrik yang direpresentasikan dalam kurva beban harian [10]. Pemilihan metode statistik seperti regresi linier, regresi berganda, *moving average*, *autoregressive moving average*, dan lainnya dipilih berdasarkan pada jenis data dan akurasi peramalan. Akurasi peramalan bermanfaat untuk menekan biaya operasi [11][12] dalam memproduksi daya listrik, pengaturan sistem distribusi transmisi atau perencanaan manajemen energi [3].

Peramalan beban yang berlebihan mengakibatkan kelebihan *supply* dan sebaliknya kekurangan *supply* berimbas pada kontinuitas pelayanan [13]. Peramalan beban diperlukan untuk aktivitas penjadwalan yang tepat sehingga diperlukan dan mengoreksi operasi utilitas energi listrik. [2]

Data beban listrik merupakan data yang berurutan (*time series*) diperoleh dari Gardu Induk Borang 150 kV di penyulang Singkarak, yang memuat data jam, hari, tanggal, tegangan, arus fasa, daya aktif, dan daya reaktif dalam bentuk *logsheet* harian. *Logsheets* dikumpulkan oleh operator dalam satu folder bulanan. Pengisian *logsheets* dilakukan secara manual oleh operator transmisi di gardu induk untuk masing-masing penyulang dalam gardu induk yang sama. Selain *logsheets* terdiri dari banyak data beban terdapat juga *one line* diagram sistem kelistrikan sampai ke penyulang-penyulang, busbar, data transformator gardu induk, dan suhu transformator. Peramalan beban jangka pendek dengan metode *moving average* mempergunakan daya aktif, jam, dan tanggal, sehingga data lainnya akan direduksi [14].



Gambar 1. Kurva beban harian penyulang Singkarak
Sumber: Dokumen pribadi



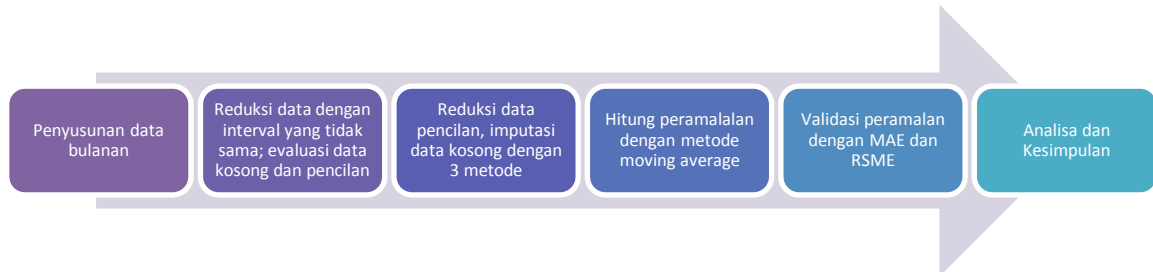
Gambar 2. Kurva beban penyulang Singkarak Tahun 2015
Sumber: Dokumen pribadi

2. Metode Penelitian

Data set disusun pada *logsheets* dalam tabel excel harian dengan data dari pukul 00.00-24.00 WIB, pukul 18.30-19.30 WIB sebagai data beban puncak atau 27 data setiap harinya. Interval yang tidak sama membuat horizon bervariasi, untuk itu data pada pukul 18.30 dan pukul 19.30 tidak akan digunakan, demikian juga untuk data pukul 00.00 WIB dan pukul 24.00 WIB adalah data yang sama, maka dalam penyusunan data dipilih salah satu. Sebagai daya untuk pukul 00.00 WIB dan atau 24.00 (**Gambar 1**).

Data beban listrik tidak selalu lengkap (**Gambar 2**) karena terdapat data yang kosong (*missing value*) yang kosong bernilai nol, beberapa data pencilan (*outlier*) sehingga data menjadi kurang baik. Keduanya harus dilengkapi dan disesuaikan karena akan mempengaruhi akurasi peramalan. Metode imputasi dipilih sebagai solusi untuk melengkapi data-data yang kosong dan mengganti data pencilan dengan data pendekan dari data sebelum-sesudahnya. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil prediksi beban listrik dengan metode *moving average* berdasarkan hasil tiga teknik imputasi untuk menyusun data set dan mereduksi data pencilan. Akurasi peramalan sebagai parameter ketepatan prediksi dari data *time series* yang dinyatakan dalam rata-rata absolut atau *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) [13][15].

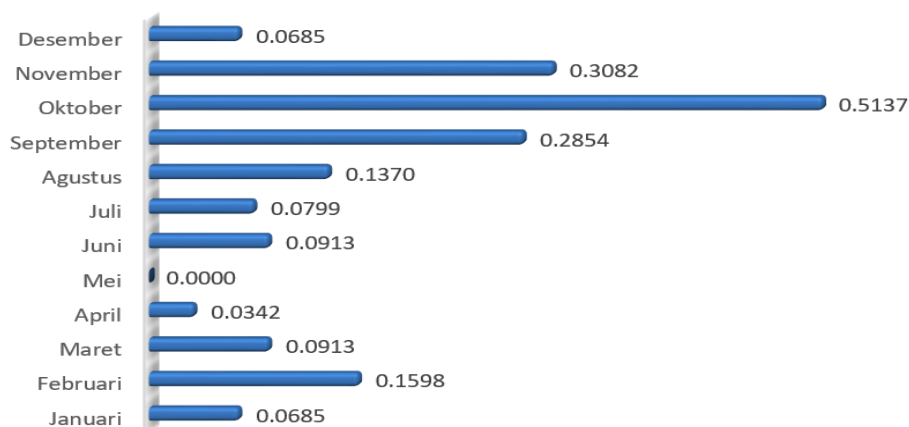
Teknik imputasi yang dipergunakan dalam pengisian data pada kolom yang kosong adalah melakukan pengisian data kosong dari dengan data sehari sebelum-sesudahnya pada jam yang sama; melakukan analisis regresi linier terhadap data dalam minggu yang sama; dan imputasi dengan nilai rata-rata atau mean dari data pada bulan yang sama [16]. Diagram alir penelitian yang menjelaskan langkah-langkah penelitian dimulai dengan penyusunan data, mereduksi data dengan interval yang tidak sama dan pencilan, metode imputasi, peramalan, validasi dan penarikan kesimpulan (**Gambar 3**).



Gambar 3. Langkah-langkah penelitian
Sumber: Dokumen pribadi

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penyusunan data pada penyulang Singkarak dalam bentuk kurva beban yang akan memperlihatkan karakteristik beban. Kurva beban (**Gambar 1**) dapat memperlihatkan karakteristik atau perubahan beban yang terjadi, beban naik setelah pukul 17.00 WIB dan beban puncak terjadi pada pukul 21.00 WIB. Hal yang sama umumnya terjadi pada minggu dan bulan-bulan lainnya, hal ini disebabkan komposisi beban di penyulang Singkarak cenderung seragam yaitu perumahan penduduk, toko-toko, dan industri-industri kecil.



Gambar 3. Persentase grafik data yang kosong pada penyulang Singkarak
Sumber: Dokumen pribadi

Beban bulanan dalam satu tahun (**Gambar 2**) memperlihatkan karakteristik yaitu beban terendah, beban tertinggi dan trend beban. Pada bulan Januari dan akhir Mei beban trend beban naik. Sebaliknya pada akhir bulan Januari sampai dengan akhir bulan Mei trend beban cenderung stabil. Di bulan Juni-Desember besarnya beban terpakai cenderung stabil, walaupun terdapat beberapa data pencilan di bulan Oktober-Desember. Data set dalam satu tahun terdiri dari 8760 jam, dengan satuan beban dalam kW.

Data beban penelitian tidak semuanya terisi, sebagian data adalah kosong (*missing value*). Jumlah data nol dari data konsumsi daya listrik setiap bulannya di penyulang Singkarak pada tahun 2015 bervariasi antara 0-45 jam, atau 161 jam (1,8379%) selama satu tahun (**Gambar 3**). Persentase nilai nol atau tanpa beban dibandingkan dengan keseluruhan data beban menjadi relatif kecil. Nilai nol merupakan ketiadaan data *supply* daya listrik menuju konsumen, atau tidak adanya pencatatan dalam jam tersebut. Namun bila dievaluasi dari sisi kehandalan sistem tenaga, *supply* energi listrik dari penyulang Singkarak menjadi kurang baik.

Missing value terjadi cukup tinggi di musim penghujan yaitu pada bulan September, Oktober, dan November. Data kosong pada bulan September-November terjadi karena gangguan cuaca atau petir, dan

saluran udara yang tersentuh ranting yang mengakibatkan *short circuit*. Jumlah data pencilan pada data set sebesar 13 data (0,1484%) selama satu tahun, sehingga data ini cukup diganti dengan data pada jam yang sama pada hari sebelumnya.

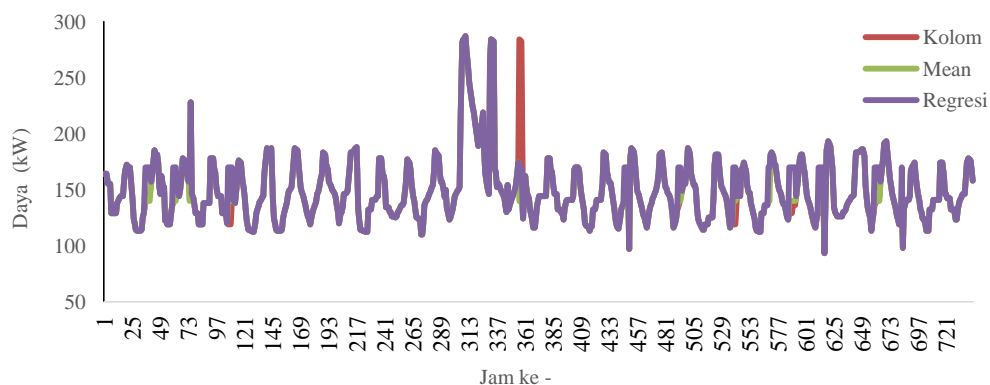
Tabel 1. Imputasi pada *missing value*

Jam	Daya (kW)			
	Data Penyulang	Imputasi dengan data kolom sebelumnya	Imputasi dengan Mean	Imputasi dengan Regresi Linier
10.00	181	181	181	181
11.00	189	189	189	189
12.00	197	197	197	197
13.00	202	202	202	202
14.00	207	207	207	207
15.00	0	199	181	189,4
16.00	201	201	201	201
17.00	206	206	206	206
18.00	211	211	211	211
19.00	246	246	246	246
20.00	261	261	261	261
21.00	262	262	262	262
22.00	245	245	245	245
23.00	228	228	228	228

Sumber: Dokumen pribadi

Teknik imputasi dengan pengisian data pada kolom yang kosong dengan data sehari sebelumnya pada jam yang sama cukup sederhana, imputasi ini dapat dikerjakan dengan cepat. Untuk beberapa data yang diimputasi dengan cara ini data yang diisikan menjadi kurang sesuai dengan trend atau kurang konsisten dengan keadaan beban saat itu. Kondisi yang sama juga terjadi pada data yang dihitung dari nilai mean bulan yang perlu diimputasi, trend data menjadi kurang sesuai berdasarkan hari imputasi, karena dalam satu bulan terdapat data yang memiliki lebih dari satu trend.

Penggunaan metode regresi linier untuk imputasi menggunakan data harian sebelum nilai nol, perhitungan nilai imputasi ini sama seperti melakukan prediksi. Persamaan regresi linier yang dipergunakan berbeda di setiap bulannya. Hasil regresi digunakan sebagai pengganti *missing value*. **Tabel 1** merupakan ilustrasi data *missing value* dan imputasi dengan ketiga teknik di bulan Oktober 2015.



Gambar 4. Hasil imputasi daya listrik pada bulan Oktober dengan tiga metode
Sumber: Dokumen Pribadi

Hasil imputasi data dengan ketiga metode (**Gambar 4**) memperlihatkan grafik hasil ketiga imputasi pada bulan Oktober, pada bulan tersebut banyak terdapat data kosong yaitu 45 jam atau 6%. Imputasi terhadap missing value dengan ketiga metode sebagian besar memperlihatkan hasil yang mendekati dengan konsistensi data. Pada data dengan imputasi nilai mean memiliki hasil lebih rendah pada awal dan

akhir bulan terhadap data imputasi kolom dan regresi. Pada imputasi kolom terdapat satu data pencilan dari kolom sebelumnya, ketidakcocokan dengan kondisi beban pada jam sama pada hari sebelumnya disebabkan faktor hari kerja maupun cuaca hari itu.

Imputasi data dengan tiga metode membentuk tiga data set beban tahunan yang berbeda (**Gambar 4**). Prediksi atau peramalan beban listrik pada jangka pendek (satu jam ke depan) dilakukan dengan metode *moving average* dengan orde 2. Hasil prediksi jangka pendek yang dilakukan, dapat dipergunakan untuk prediksi beban pada tanggal 1 Januari 2016 pukul 01.00. Berdasarkan ketiga dataset yang dilengkapi dari imputasi, didapatkan hasil prediksi beban listrik di penyulang Singkarak yaitu 139 kW. Hasil prediksi mendapatkan nilai yang sama dari ketiga jenis imputasi.

Hasil prediksi beban listrik dalam tiga data set menggunakan metode *moving average* selanjutnya dibandingkan, diuji validasi/akurasi menggunakan MAE dan RSME (**Tabel 2**).

Tabel 2. Validasi prediksi beban menggunakan *moving average*

Validasi	Imputasi dengan Kolom	Imputasi dengan Mean	Imputasi dengan Regresi
MAE	9,6066	9,5942	9,7475
RSME	144,5024	143,0288	146,79560

Sumber: Dokumen pribadi

Besaran nilai validasi MAE berturut adalah 9,5942 untuk imputasi mean, 9,6066 untuk imputasi kolom dan 9,7475 untuk imputasi dengan regresi linier. Hal yang sama juga untuk validasi RSME nilai terkecil adalah pada imputasi mean. Penggunaan imputasi dengan metode mean masih terdapat penyimpangan atau *error* namun relatif kecil. Kecocokan hasil prediksi dengan metode imputasi mean dan metode regresi sangat besar terlihat pada grafik yang cenderung berhimpit (**Gambar 4**). Keduanya mendapatkan nilai data set dengan konsistensi yang tinggi atau sesuai dengan trend. Berbeda dengan imputasi kolom, pada data ke 350 terjadi pola beban puncak yang berbeda dengan kedua metode lainnya sehingga nilai MAE dan RSME menjadi lebih tinggi dibandingkan dengan metode mean.

4. Kesimpulan

Beban listrik pada penyulang Singkarak terbanyak adalah perumahan, dengan karakteristik beban puncak terjadi pada pukul 19.00-21.00 WIB dan turun kembali setelahnya. Selain itu, besarnya konsumsi listrik juga tergantung pada kelembaban dan musim. Jumlah data kosong pada data set beban listrik di penyulang Singkarak adalah 1,8379% dan data pencilan sebanyak 0,1484%. Solusi imputasi data kosong menggunakan metode mean mendapatkan MAE dan RSME terendah, dapat dimanfaatkan sebagai referensi untuk imputasi data lainnya. Prediksi beban listrik jangka pendek menggunakan metode *moving average* orde dua pada tanggal 1 Januari 2016 pukul 01.00 WIB adalah 139 kW.

5. Referensi

- [1] D. J. E. dan S. D. M. Kementrian Ketenagalistrikan, "Statistik Kelistrikan 2016," 2017.
- [2] V. Mansouri and M. E. Akbari, "Efficient Short-Term Electricity Load Forecasting Using Recurrent Neural Networks," *J. Artif. Intell. Electr. Eng.*, vol. 3, no. 9, pp. 46–54, 2014.
- [3] N. Phuangpornpitak and W. Prommee, "A Study of Load Demand Forecasting Models in Electric Power System Operation and Planning," *GMSARN Int. J.*, vol. 10, pp. 19–24, 2016.
- [4] P. Bunnoon, K. Chalermyanont, and C. Limsakul, "Energy Procedia Mid-Term Load Forecasting : Level Suitably of Wavelet and Neural Network based on Factor Selection," in *International Conference on Advances in Energy Engineering*, 2012, vol. 14, pp. 438–444, doi: 10.1016/j.egypro.2011.12.955.
- [5] I. A. Samuel, E. Adetiba, and I. Odigwe, "A Comparative Study of Regression Analysis and Artificial Neural Network Methods for Medium-Term Load Forecasting," *Indian J. Sci. ang Technol.*, vol. 10, no. March, pp. 1–7, 2017, doi: 10.17485/ijst/2017/v10i10/86243.
- [6] N. Cetinkaya, "Long-term Electrical load forecasting based on economic and demographic data for Turkey," in *2013 International Symposium of Computational Intelligent ang Impormatics*, 2014, pp. 1–6.
- [7] S. Wang, Z. Lu, S. Ge, and C. Wang, "An Improved Substation Locating and Sizing Method Based on the Weighted Voronoi Diagram and the Transportation Model," *J. Appl. Math.*, vol. 2014, pp. 1–9, 2014.

- [8] R. M. Ward *et al.*, “A data-centric bottom-up model for generation of stochastic internal load profiles based on space- use type,” *J. Build. Perform. Simul.*, vol. 12, no. 5, pp. 620–636, 2019, doi: 10.1080/19401493.2019.1583287.
- [9] A. El, M. Hamlich, and N. Belbounaguia, “Short-term load forecasting using machine learning and periodicity decomposition,” *AIMS Energy*, vol. 7, no. June, pp. 382–394, 2019, doi: 10.3934/energy.2019.3.382.
- [10] J. A. Perdana, A. Soeprijanto, and S. Wibowo, “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur,” *J. Tek. ITS*, vol. 1, no. 1, pp. 64–69, 2012.
- [11] P. Kuo, “A High Precision Artificial Neural Networks Model for Short-Term Energy Load Forecasting,” *Energies*, vol. 11, no. 213, pp. 1–13, 2018, doi: 10.3390/en11010213.
- [12] B. Yildiz, J. I. Bilbao, J. Dore, and A. B. Sproul, “Short-term forecasting of individual household electricity loads with investigating impact of data resolution and forecast horizon,” *Renew. Energy Environ. Sustain.*, vol. 3, no. 3, pp. 1–9, 2018, doi: 10.1051/rees/2018003.
- [13] S. Bouktif, A. Fiaz, A. Ouni, and M. A. Serhani, “Optimal deep learning LSTM model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm: Comparison with machine learning approaches,” *Energies*, vol. 11, no. 7, 2018, doi: 10.3390/en11071636.
- [14] E. Yuniarti, Nurmaini, B. Y. Suprpto, and M. Naufal Rachmatullah, “Short Term Electrical Energy Consumption Forecasting using RNN-LSTM,” *ICECOS 2019 - 3rd Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Proceeding*, pp. 287–292, 2019, doi: 10.1109/ICECOS47637.2019.8984496.
- [15] H. Chang, C. Kuo, Y. Chen, W. Wu, and E. J. Piedad, “Energy Consumption Level Prediction Based on Classification Approach with Machine Learning Technique,” in *4th World Congress on New Technologies*, 2018, pp. 1–8, doi: 10.11159/icert18.108.
- [16] J. Harlan, *Data kosong dan Imputasi Ganda*, 1st ed. Depok: Penerbit Guna Darma, 2016.