
Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Safitri Indah Lestari¹, Nurissaidah Ulinnuha², Martutik³

¹UIN Sunan Ampel Surabaya, safitriindah444@gmail.com

²UIN Sunan Ampel Surabaya, nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id

³PT PJB UP Gresik, upgrk@ptpjb.com

Abstrak: Listrik merupakan kebutuhan primer bagi semua masyarakat di seluruh dunia. Di era seperti ini manusia tidak menggunakan listrik dikatakan sesuatu yang sangat mustahil. Dalam kehidupan sehari-hari listrik digunakan setiap waktu dalam kegiatan industri, rumah tangga, dsb. Oleh karena itu prediksi beban listrik diperlukan untuk mengetahui penggunaan listrik paling terbesar perhari dalam setiap jam. Oleh karena itu adanya permasalahan ini penulis melakukan penelitian tentang prediksi beban listrik menggunakan metode ARIMA dengan studi kasus PT PJB UP Gresik.

Kata kunci: *Listrik, Beban listrik, ARIMA*

Abstract: *Electricity is a primary need for all people throughout the world. In an era like this humans do not use electricity is said to be something that is very impossible. In daily life, electricity is used all the time in industrial activities, household, etc. Therefore, the predicted electricity load is needed to find out the biggest electricity usage per day in every hour. Therefore, the existence of this problem the authors conducted research on the prediction of electricity load using the ARIMA method with a case study of PT PJB UP Gresik.*

Keywords: *Electricity, Electricity load, ARIMA*

1. Pendahuluan

Listrik merupakan salah satu sumber energi utama yang digunakan hampir pada seluruh aspek kehidupan. Faktanya, kebutuhan listrik semakin meningkat seiring dengan adanya kemajuan pembangunan di bidang teknologi, industri, dan informasi. Perkembangan dalam berbagai bidang tersebut dapat menimbulkan permasalahan terhadap kualitas dan kuantitas daya listrik yang dihantarkan, sehingga distribusi tenaga listrik terhadap konsumen harus dilakukan secara optimal dan sesuai dengan kebutuhan [1].

Peramalan beban listrik berdampak besar dalam operasi sistem tenaga listrik mulai dari perencanaan pembangkitan, analisis aliran daya, *unit commitment*, *hydro thermal*, dan operasi ekonomis sistem tenaga. Kebutuhan energi listrik semakin hari cenderung berubah-ubah, sehingga Perusahaan Listrik Negara (PLN) sebagai penyedia energi listrik harus bisa memprediksi kebutuhan beban listrik setiap harinya. Ada banyak cara dalam memprediksi beban listrik sehingga sangat diperlukan pemilihan metode dalam memprediksi beban listrik karena dibutuhkan keakuratan yang tepat, sehingga dapat menekan biaya dalam memproduksi energi listrik [2].

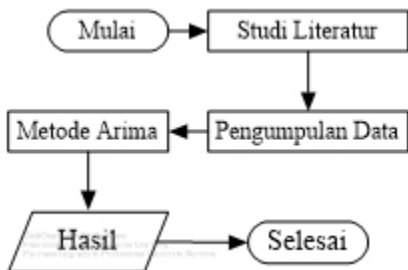
Prediksi beban listrik sudah banyak dilakukan oleh para peneliti dengan metode yang berbeda-beda, diantaranya yaitu penelitian yang dilakukan Sarjon Defit tentang perkiraan beban listrik jangka pendek dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Hasil penelitian dari Sarjon Defit menunjukkan bahwa prediksi beban listrik pada 19 April 2012 adalah 11.695%. Kesalahan terbesar terjadi pada pukul 18:00, yaitu 30,8415%. Kesalahan terkecil terjadi pada pukul 8:00 yaitu 1,9591% [3]. Terdapat juga peneliti yang telah meneliti peramalan beban listrik jangka pendek di Jawa Timur menggunakan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) yaitu Indana La Zulfa dan Suhartono. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode ARIMA memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik untuk meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur daripada ANFIS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada metode ARIMA untuk meramalkan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 baik dari *in sample* maupun *out sample* memberikan nilai yang lebih kecil dibandingkan hasil ANFIS dengan nilai perbandingan masing-masing 1:2 [1]

Peneliti lain yang menggunakan metode ARIMA yaitu penelitian yang dilakukan oleh Sendy Parlinsa Elvani, Anis Rachma Utary, Rizky Yudaruddin tentang peramalan jumlah produksi tanaman kelapa sawit dengan menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Hasil penelitian dari Sendy Parlinsa Elvani, Anis Rachma Utary, Rizky Yudaruddin menunjukkan bahwa ada beberapa model yang dapat digunakan untuk memprediksi, ARIMA (3,1,3), ARIMA (3,1,1), ARIMA (3,1,2), ARIMA (2,1, 3). Dari model keempat, ARIMA (3,1,1) Model adalah model terbaik dan model yang paling layak untuk meramalkan dengan nilai terkecil AIC dan SIC. Hasil peramalan meningkat dari periode sebelumnya. Hasil peramalan untuk 2016 sebesar 25.905,506 ton dan untuk 2017 sebesar 33.260,761 ton [4].

Berdasarkan kelebihan dari metode ARIMA yang telah dilakukan oleh para peneliti dan berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka peneliti akan menerapkan metode ARIMA untuk memprediksi beban listrik jangka pendek yang berada di PT PJB UP GRESIK, karena dengan melakukan prediksi akan mengetahui waktu puncak beban konsumsi listrik yang paling banyak dan sering digunakan.

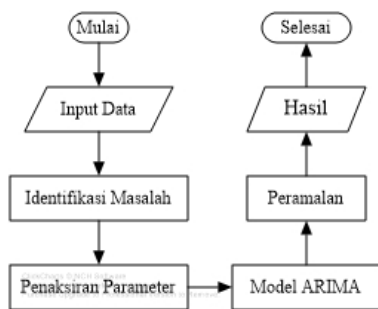
2. Metode Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian peramalan beban listrik jangka pendek adalah penelitian yang bersifat kuantitatif. Dimana data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari PLTGU PT PJB UP Gresik berupa data beban gas turbin 2 per 5 menit yang dikalkulasikan dalam tiap 1 jam dalam 1 minggu pada periode bulan Juni 2019. Adapun langkah-langkah dilakukan dalam penelitian ini yaitu:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

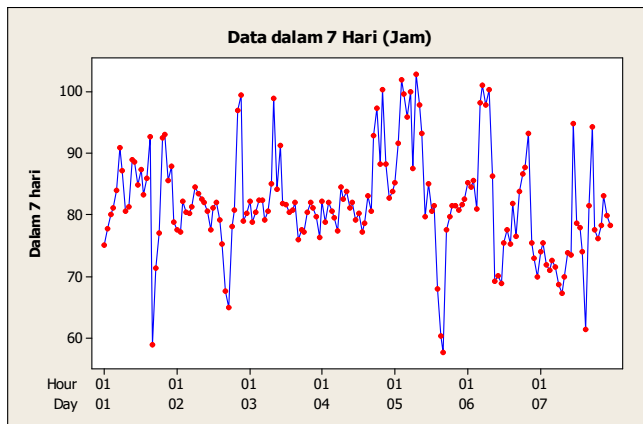
Dalam metode ARIMA terdapat langkah-langkah untuk menentukan hasil:



Gambar 2. Diagram Alir Metode ARIMA

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Menampilkan Plot Data



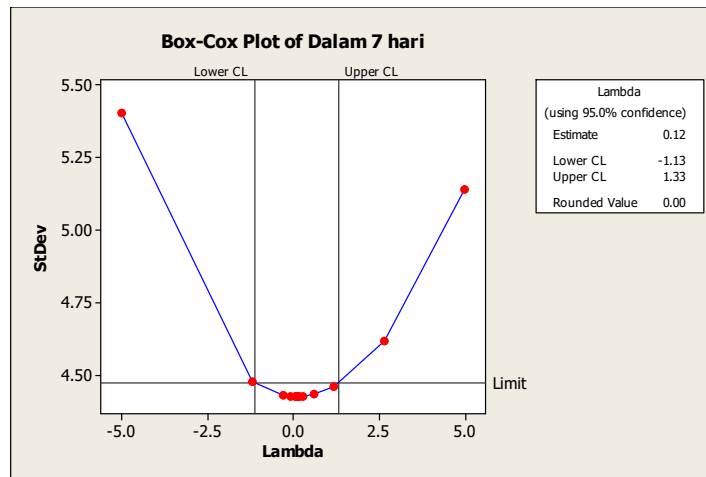
Gambar 3. Plot Data dalam 7 Hari

Dari data tersebut diperoleh hasil pola data yaitu terdapat trend naik maupun trend turun. Oleh karena itu dapat diperoleh asumsi bahwa data tersebut tidak bersifat musiman dan bisa menggunakan metode ARIMA untuk melakukan peramalan atau prediksi.

3.2 Stasioner terhadap Ragam dan Rataan

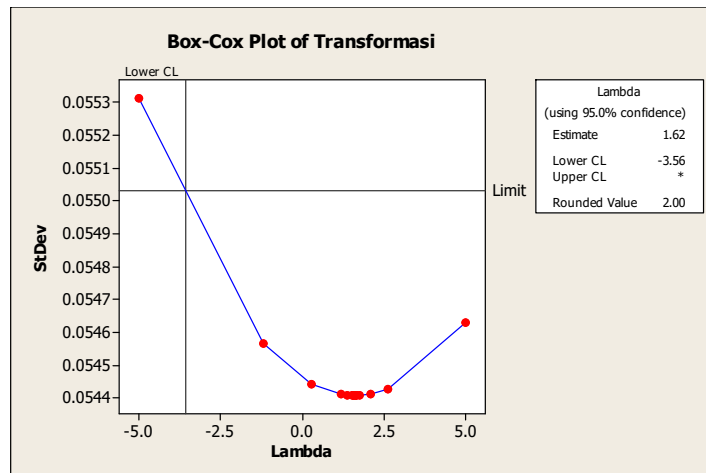
a. Stasioner terhadap Ragam (*Varians*)

Gambar 4 menunjukkan jika data masih belum stasioner dalam varians. Plot pada *Box-Cox plot* menunjukkan jika nilai *rounded value* adalah 0,00 untuk selang kepercayaan 95% dengan batas bawah interval (*lower CL*) sebesar (-1,13) dan nilai batas atas interval (*upper CL*) sebesar (1,33).



Gambar 4. *Box-Cox Plot* dalam 7 Hari

Nilai *rounded value* 0,00 menunjukkan jika data masih belum stasioner terhadap *varians*. Data stasioner dalam *varians* jika nilai *rounded value* bernilai 1 atau lebih dari 1. Data yang belum stasioner dalam *varians* maka perlu transformasi data agar nilai *lambda* (λ) atau *rounded value* lebih besar sama dengan 1.

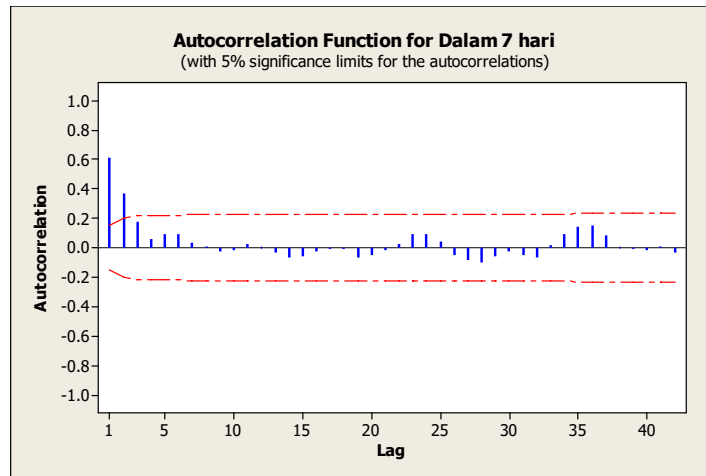


Gambar 5. *Box-Cox Plot* dalam 7 Hari Hasil Transformasi

Pada Gambar 5 menunjukkan jika nilai *rounded value* pada *Box-Cox plot* sebesar 2,00. Nilai *lambda* tersebut sudah bernilai lebih besar sama dengan 1 dengan selang kepercayaan sebesar 95%. Nilai *rounded value* sebesar 2,00 menunjukkan jika data dalam 7 hari sudah stasioner dalam *varians*.

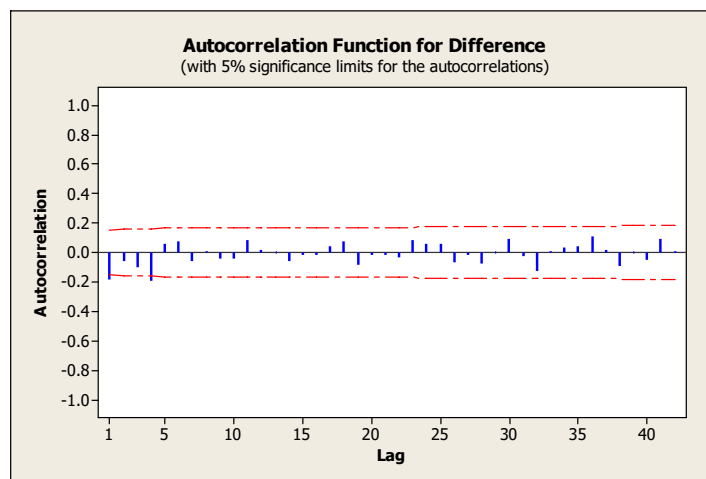
b. Stasioner terhadap Rataan (*Means*)

Data stasioner dalam *means* atau tidak dapat dilihat dari plot ACF (*Autocorrelation Function*). *Lag* pada plot ACF menunjukkan nilai autokorelasi pada data.



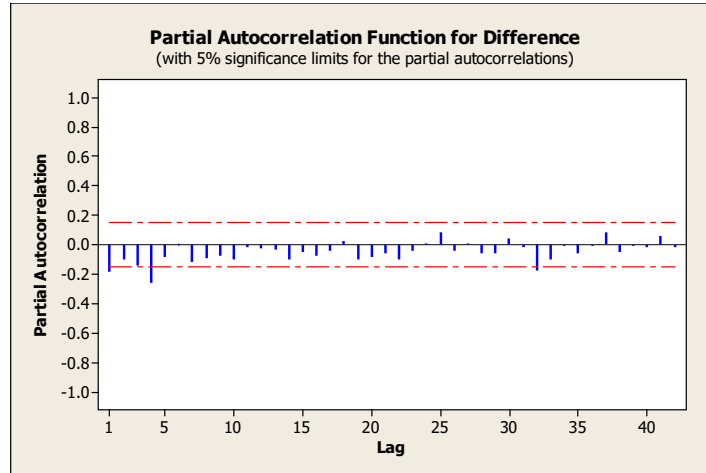
Gambar 6. Plot ACF

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa 2 *lag* pertama pada plot ACF menunjukkan melewati garis merah. Garis merah adalah selang kepercayaan atau batas signifikan autokorelasi. Dua *lag* pertama pada plot ACF yang telah melewati garis merah menunjukkan data masih terdapat autokorelasi dan data tidak stasioner dalam *means*. Agar data menjadi stasioner dalam *means*, diperlukan proses *difference* pada data. Proses *difference* dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya untuk menghitung nilai selisihnya. Jika dilakukan proses *difference* 1 kali maka nilai *d* adalah 1 pada model.



Gambar 7. Plot ACF Hasil *Difference*

Gambar 7 menunjukkan plot ACF data dalam 7 hari setelah dilakukan proses *difference* 1 kali. Plot ACF menunjukkan jika data sudah stasioner dalam *means* dilihat dari tidak ada *lag* yang melewati selang kepercayaan.



Gambar 8. Plot PACF

Plot PACF (*Partial Autocorrelation Function*) ditunjukkan Gambar 8 setelah dilakukan *difference* 1. Hasil pada plot PACF menunjukkan bahwa tidak ada *lag* yang melewati batas autokorelasi. Hasil identifikasi pada plot PACF dan ACF menunjukkan data telah stasioner dalam *means*.

3.3 Identifikasi Model ARIMA Sementara (*Tentative*)

Proses *difference* pada langkah sebelumnya, dijelaskan bahwa dilakukan proses *difference* sebanyak 1 kali. Model ARIMA sementara yang terbentuk setelah dilakukan *difference* adalah ARIMA (p,1,q).

Proses selanjutnya yaitu menentukan nilai ordo *Autoregressive* (p) dan *Moving Average* (q). Nilai ordo dapat dilihat dari plot ACF (Gambar 6) dan plot PACF (Gambar 7). Plot ACF digunakan untuk membaca nilai *moving average* (q) sedangkan plot PACF digunakan untuk membaca nilai *autoregressive* (p). Plot ACF pada Gambar 6 menunjukkan bahwa plot ACF *cut off* setelah *lag* kesatu atau pada *lag* kedua sehingga diperkirakan model sementara adalah MA(1). Plot PACF pada Gambar 8 menunjukkan bentuk *sinusoidal* atau menurun menuju ke 0 setelah *lag* pertama sehingga model sementara AR(1). Maka hasil identifikasi menghasilkan model sementara yaitu ARIMA (1,1,1).

3.4 Estimasi Parameter Model

Proses pendugaan model sementara sudah didapat maka langkah selanjutnya adalah menentukan besarnya nilai parameter koefisien *Autoregressive* (AR) serta *Moving Average* (MA) pada setiap parameter di dalam dugaan model sehingga dapat diketahui layak atau tidaknya parameter tersebut dimasukkan ke dalam model. Layak atau tidaknya tiap parameter dilihat dari signifikansi tiap parameter. Hipotesis untuk signifikansi parameter model adalah H_0 diterima jika tidak signifikan dan tidak masuk ke dalam model. Hipotesis alternatif (H_1) diterima jika signifikan dan masuk model. Kriteria

penolakan jika adalah nilai P (signifikansi) kurang dari α dengan $\alpha = 0,05$ pada tingkat kepercayaan 95%.

Tabel 1. Nilai Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1)

Type	Coefisien	SE Coefisien	T-Value	P-Value
AR (1)	0,60470	0,06330	9,55	0,00
MA (1)	0,99140	0,00090	1110,45	0,00
Constant	-0,00334	0,01093	-0,31	0,76

Hasil uji signifikansi tiap parameter model pada model sementara ARIMA (1,1,1) yaitu nilai signifikansi tiap parameter adalah AR1(0,00), MA1(0,00). Parameter dapat masuk ke dalam model jika nilai signifikansi pada tiap parameter adalah kurang dari α dengan nilai α sebesar 0,05. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa model ARIMA sementara yaitu ARIMA (1,1,1) memenuhi syarat estimasi parameter. Nilai signifikansi pada tiap parameter di dalam model menunjukkan kurang dari α (0,05) dan masuk ke dalam model.

3.5 Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik terdiri dari uji *white noise* dan uji normalitas. Uji *white noise* suatu model dikatakan baik jika nilai *error* bersifat acak yang menunjukkan tidak ada autokorelasi yang memiliki arti residual tidak berpola tertentu. Cara melihat proses *white noise* pada model yaitu dengan menggunakan uji statistik *Ljung-Box*. Hipotesis untuk uji *white noise* adalah H_0 diterima dan memenuhi asumsi *white noise* jika nilai signifikansi (*p-value*) pada *Ljung-Box* $> \alpha$ dengan nilai α adalah 0,05.

Tabel 2. *Ljung-Box* ARIMA (1,1,1)

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	6,6	11,9	23,4	33,6
DF	9	21	33	45
P-Value	0,675	0,942	0,891	0,894

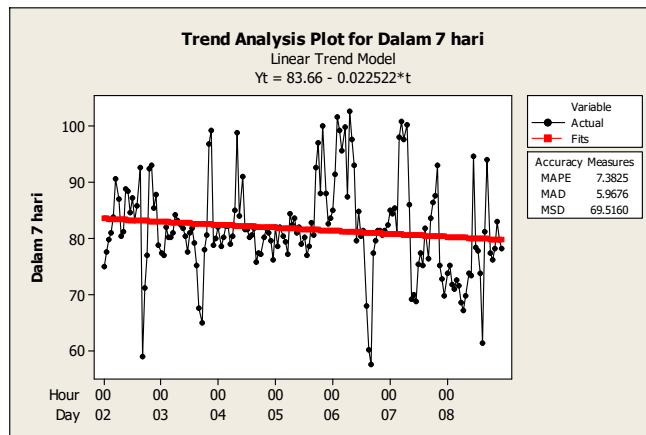
Hasil dari model ARIMA (1,1,1) menunjukkan pada lag 12 dengan *p-value* = 0,675; lag 24 dengan *p-value* = 0,942; lag 36 dengan *p-value* = 0,891; lag 48 dengan *p-value* = 0,894. Nilai semua *p-value* tersebut lebih dari α (0,05) maka residual pada model ARIMA (1,1,1) sudah *white noise* (tidak ada residual antara lag 12, lag 24, lag 36, dan lag 48). Dalam artian ini maka data sudah berdistribusi normal.

3.6 Penentuan Nilai MAPE, MAD, dan MSD

Dalam penelitian ini didapatkan nilai MAPE, MAD, dan MSD pada Gambar 9. Dari hasil *plotting* Gambar 9 didapatkan nilai MAPE = 7,3825; MAD = 5,9676; MSD = 69,5160.

3.7 Peramalan (*forecasting*)

Dari penelitian ini didapatkan model ARIMA (1,1,1). Untuk selanjutnya dari model tersebut dapat dilakukan peramalan (*forecasting*). Dalam penelitian ini peneliti akan melakukan peramalan beban listrik jangka pendek dalam 1 hari ke depan. Hasil peramalan dapat dilihat pada Tabel 3.



Gambar 9. Plot Trend Analisis Data dalam 7 Hari

Tabel 3. Hasil *Forecasting* 1 Hari Kedepan

<i>Waktu (Jam)</i>	<i>Forecasting</i>	<i>Waktu (Jam)</i>	<i>Forecasting</i>
1	79.2064	13	80.6411
2	79.8066	14	80.6341
3	80.1662	15	80.6266
4	80.3804	16	80.6186
5	80.5065	17	80.6105
6	80.5795	18	80.6022
7	80.6202	19	80.5939
8	80.6416	20	80.5855
9	80.6511	21	80.5771
10	80.6535	22	80.5687
11	80.6517	23	80.5603
12	80.6472	24	80.5518

Berdasarkan Tabel 9, waktu antara 1-3 masih belum terjadi aktivitas atau tidak banyak orang menggunakan listrik, untuk waktu antara 5-6 menunjukkan mulainya ada aktivitas, untuk waktu 7-18 menunjukkan sudah terjadi aktivitas penggunaan listrik secara aktif, untuk waktu 19-24 menunjukkan aktivitas mulai berkurang dalam penggunaan listrik.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian tentang prediksi beban listrik jangka pendek menggunakan metode ARIMA dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model prediksi yang tepat untuk penelitian ini adalah ARIMA (1,1,1)
2. Dari model ARIMA (1,1,1) nilai MAPE, MAD, MSD yang didapatkan adalah MAPE = 7,3825; MAD = 5,9676; MSD = 69,5160

3. Menggunakan metode ARIMA (1,1,1) didapatkan hasil prediksi untuk 1 hari kedepan dalam waktu 24 jam dengan rata-rata penggunaan 79-80,6. Dalam hal ini penggunaan listrik mengalami penurunan dari hari-hari sebelumnya.

Daftar Pustaka

- [1] I. La Zulfa and Suhartono, "Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 1, pp. 91–96, 2015.
- [2] H. Wibowo, Y. Mulyadi, and A. G. Abdullah, "Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Terklasifikasi Berbasis Metode Autoregressive Integrated Moving Average," *jurnal.upi.edu/electrans*, vol. 11, no. 2, pp. 44–50, 2012.
- [3] S. Defit, "Perkiraan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy," *J. Ilm. SAINTIKOM*, pp. 165–176, 2013.
- [4] S. P. Elvani, A. R. Utary, and R. Yudaruddin, "Peramalan Jumlah Produksi Tanaman Kelapa Sawit Dengan Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Avarage)," *journal.feb.unmul.ac.id*, vol. 8, no. 1, pp. 95–112, 2016.