

Pemodelan dan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan ARIMAX dengan Variabel Eksogen

Modeling and Forecasting Short Term Electrical Loads Using ARIMAX with Exogenous Variables

Rizka Yusvida¹, Dwi Heru Siswanto², Sekar Sari³, Mokhammad Firmansyah⁴

^{1,3,4} Program Studi D3 Teknologi Listrik, Politeknik Internasional Tamansiswa Mojokerto

² Program Studi D3 Teknologi Mesin, Politeknik Internasional Tamansiswa Mojokerto

^{1,2,3,4} Jl. Taman Siswa No.30, Mergelo, Purwotengah, Kec. Magersari, Kota Mojokerto

Email: ^{*1}rizkayusvida19@gmail.com, ²dwiherusiswanto@gmail.com, ³sekar103@gmail.com,

⁴firmsyahmohamed@gmail.com

Informasi Artikel

Diajukan, 21 November 2026

Diterima, 11 Juni 2026

Diterbitkan, 19 Juni 2026

Kata Kunci :

ARIMAX, peramalan beban listrik, variabel eksogen, power meter, ESP32, deret waktu

Keyword :

ARIMAX, short-term load forecasting, exogenous variables, power meter, ESP32, time series

ABSTRAK

Peramalan beban listrik jangka pendek merupakan salah satu komponen penting dalam pengelolaan energi dan pengambilan keputusan operasional pada sistem tenaga listrik. Penelitian ini bertujuan menerapkan model Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX) untuk peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan data hasil pengukuran power meter Schneider PowerLogic PM800 yang direkam setiap 5 menit selama dua minggu. Variabel yang diramalkan adalah daya aktif total (P Total), sedangkan variabel eksogen yang digunakan meliputi arus rata-rata tiga fasa (IAVE), tegangan rata-rata antar fasa (V LL-Ave), dan faktor daya (PF). Tahapan penelitian meliputi akuisisi data menggunakan data logger berbasis ESP32, pre-processing data, pengujian stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF), analisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF), serta evaluasi beberapa kandidat model ARIMAX. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan Akaike Information Criterion (AIC), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), diperoleh model terbaik ARIMAX(1,1,2) dengan nilai AIC sebesar 9480,24. Untuk mengevaluasi kontribusi variabel eksogen, kinerja model dibandingkan dengan model Persistence dan ARIMA(1,1,2). Hasil pengujian menunjukkan bahwa ARIMAX(1,1,2) menghasilkan RMSE sebesar 2,4034 kW dan MAPE sebesar 1,1755%, lebih baik dibandingkan Persistence (RMSE 9,6619 kW; MAPE 5,4771%) maupun ARIMA(1,1,2) (RMSE 9,1047 kW; MAPE 5,3527%). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan variabel eksogen berupa arus, tegangan, dan faktor daya mampu meningkatkan akurasi peramalan beban listrik jangka pendek secara signifikan dibandingkan model yang hanya memanfaatkan informasi historis daya aktif.

ABSTRACT

Short-term electrical load forecasting is an important component in energy management and operational decision-making within power systems. This study aims to implement the Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX) model for short-term load forecasting using measurement data acquired from a Schneider PowerLogic PM800 power meter recorded at 5-minute intervals over a two-week period. The forecasting target variable is total active power (P Total), while the exogenous variables consist of three-phase average current (IAVE), average line-to-line voltage (V LL-Ave), and power factor (PF). The research methodology includes data acquisition using an ESP32-based data logger, data preprocessing, stationarity testing using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) analysis, and evaluation of several ARIMAX model candidates. Based on the evaluation results using Akaike Information Criterion (AIC), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), ARIMAX(1,1,2) was identified as the best-

performing model with an AIC value of 9480.24. To evaluate the contribution of exogenous variables, the ARIMAX model was compared with Persistence and ARIMA(1,1,2) models. The results show that ARIMAX(1,1,2) achieved an RMSE of 2.4034 kW and a MAPE of 1.1755%, outperforming Persistence (RMSE = 9.6619 kW; MAPE = 5.4771%) and ARIMA(1,1,2) (RMSE = 9.1047 kW; MAPE = 5.3527%). These findings indicate that the incorporation of exogenous variables, namely current, voltage, and power factor, significantly improves short-term load forecasting accuracy compared to models that rely solely on historical active power data.

1. PENDAHULUAN

Kebutuhan energi listrik terus meningkat seiring perkembangan industri, pertumbuhan populasi, dan penggunaan peralatan listrik yang semakin masif di bangunan komersial maupun pendidikan. Dalam kondisi tersebut, pengelolaan sistem tenaga listrik dituntut untuk tetap andal dan efisien, terutama pada sisi operasi harian dan penjadwalan pembangkit. Salah satu komponen penting dalam pengoperasian sistem tenaga adalah peramalan beban listrik jangka pendek (short-term load forecasting, STLF) yang digunakan untuk mendukung penentuan unit commitment, pengaturan cadangan, hingga manajemen beban pada jaringan distribusi [1]. Ketidakakuratan peramalan beban dapat menyebabkan operasi yang tidak ekonomis, peningkatan biaya bahan bakar, dan berkurangnya keandalan sistem [2].

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk STLF, mulai dari model statistik klasik hingga metode berbasis kecerdasan buatan. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode deret waktu yang paling banyak digunakan karena struktur matematisnya relatif sederhana namun mampu menangkap pola tren dan musiman pada data beban [3]. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa ARIMA dan turunannya, seperti SARIMA, mampu memberikan akurasi yang baik untuk peramalan beban harian ataupun jam-an pada sistem tenaga skala kota maupun sistem distribusi [4]. Namun, model ARIMA murni hanya memanfaatkan informasi historis dari deret beban itu sendiri dan mengabaikan pengaruh faktor eksternal, sehingga akurasinya dapat menurun ketika beban sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca, pola operasi, maupun faktor lain di luar riwayat beban [5].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan model Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX) yang memasukkan variabel luar (exogenous) sebagai masukan tambahan. Berbagai studi melaporkan bahwa penggunaan variabel eksogen seperti suhu udara, kelembapan, dan informasi kalender (jam, hari kerja/akhir pekan, musim) dapat meningkatkan akurasi peramalan beban dibandingkan ARIMA tanpa eksogen [6]. Beberapa penelitian juga menggabungkan ARIMA atau ARIMAX dengan teknik machine learning seperti jaringan saraf tiruan dan support vector regression untuk membentuk model hibrida yang mampu menangkap pola linier maupun nonlinier pada deret waktu beban [7], [8]. Pendekatan ini umumnya menghasilkan tingkat kesalahan peramalan yang lebih rendah, namun di sisi lain meningkatkan kompleksitas pemodelan dan kebutuhan komputasi.

Secara paralel, berkembang pula pemanfaatan *Internet of Things* (IoT) dan smart meter untuk pemantauan konsumsi energi secara real-time. Berbagai penelitian merancang sistem pemantauan energi berbasis mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan sensor arus dan tegangan, modul kartu microSD, serta konektivitas nirkabel untuk mengirimkan data ke server atau aplikasi pemantauan [9]. Sistem seperti ini memungkinkan pengambilan data beban dengan resolusi waktu yang lebih tinggi, misalnya setiap beberapa menit, sehingga mendukung analisis dan pemodelan beban yang lebih detail [10]. Di Indonesia, pengembangan infrastruktur komunikasi untuk smart meter juga mulai digarap, misalnya melalui perencanaan jaringan LoRaWAN untuk smart meter di Kabupaten Gresik [11]. Studi lain menyoroti pemanfaatan platform IoT untuk pemantauan energi rumah tangga dan bangunan sebagai bagian dari implementasi smart grid [12].

Walaupun studi mengenai STLF dengan ARIMA/ARIMAX maupun metode kecerdasan buatan telah banyak dilakukan, masih terdapat beberapa celah penelitian yang relevan. Pertama, sebagian besar studi menggunakan data beban agregat pada level sistem atau utilitas, sedangkan pemanfaatan data beban resolusi 5 menit pada level gedung tertentu (misalnya gedung kampus) masih terbatas, khususnya dalam konteks Indonesia [13]. Kedua, banyak model ARIMAX di literatur yang menggunakan variabel eksogen non-kelistrikan seperti suhu dan kalender, padahal secara fisis, besaran tegangan, arus, dan faktor daya merupakan parameter kelistrikan yang berkaitan erat dengan daya aktif tiga fasa [14]. Pemanfaatan parameter kelistrikan tersebut sebagai variabel eksogen misalnya arus rata-rata tiga fasa, tegangan antar fasa rata-rata, dan faktor daya total, berpotensi memberikan informasi operasional tambahan terhadap dinamika beban. Pendekatan ini difokuskan pada skenario peramalan operasional jangka sangat pendek (ultra-short-term forecasting), di mana kondisi kelistrikan sistem pada interval pengamatan sebelumnya masih dianggap representatif untuk memprediksi beban pada horizon peramalan berikutnya. Pada penelitian ini, parameter kelistrikan tersebut digunakan sebagai variabel eksogen pada waktu t untuk meramalkan daya aktif pada waktu $t + 1$ (5 menit ke

depan), sehingga skenario yang diuji merepresentasikan peramalan nyata tanpa menggunakan informasi masa depan. Ketiga, belum banyak penelitian yang mendokumentasikan secara rinci integrasi antara perangkat akuisisi data berbasis power meter industri dan data logger berbasis ESP32 dengan model statistik yang dibangun di atas data hasil pengukuran tersebut, padahal aspek implementasi ini penting bagi replikasi dan pengembangan sistem di lapangan [15].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan mengevaluasi model ARIMAX pada skenario peramalan beban listrik operasional jangka sangat pendek (5 menit ke depan) pada sebuah gedung menggunakan data hasil pengukuran Power Meter Schneider PowerLogic PM800 yang direkam oleh data logger berbasis ESP32. Variabel terikat yang digunakan adalah daya aktif total (P Total), sedangkan variabel eksogen yang digunakan meliputi arus rata-rata tiga fasa (IAVE), tegangan rata-rata antar fasa (V_{LL-Ave}), dan faktor daya (PF) yang relevan sebagai indikator kondisi operasi sistem tiga fasa. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi berupa: pemanfaatan data beban resolusi 5 menit dari sistem pemantauan berbasis power meter dan ESP32, prosedur pemodelan ARIMAX yang sistematis mulai dari pra-pemrosesan data sampai evaluasi kinerja menggunakan RMSE dan MAPE, serta evaluasi dan perbandingan kinerja ARIMAX dengan baseline ARIMA dan metode naif (persistence) pada skema uji one-step-ahead. sehingga berpotensi digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan pada operasi sistem tenaga di level gedung maupun sistem distribusi lokal.

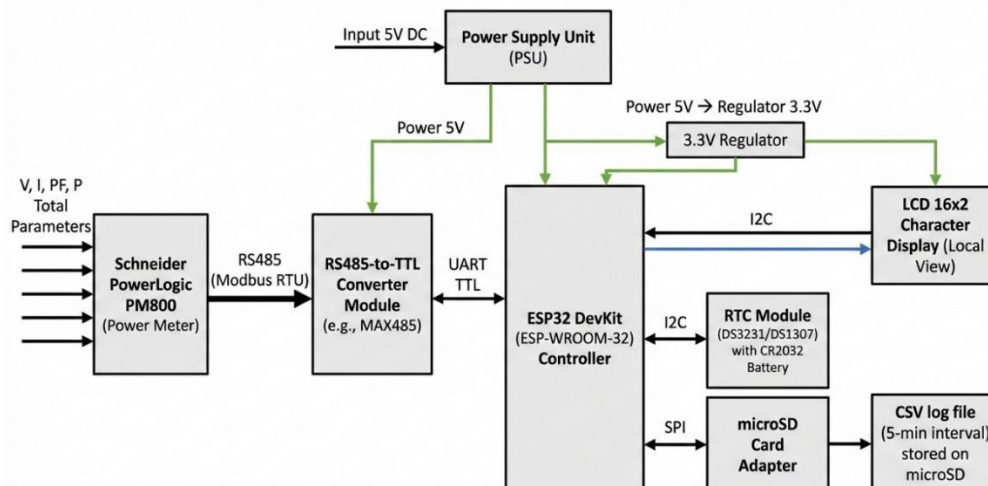
2. METODE PENELITIAN

Bagian ini menjelaskan metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan penelitian, yang meliputi perancangan sistem pengukuran, proses akuisisi data, tahap prapemrosesan data, pemodelan peramalan beban listrik menggunakan ARIMAX, serta evaluasi kinerja model. Uraian diawali dengan penjelasan mengenai perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam pengambilan data, dilanjutkan dengan proses akuisisi dan prapemrosesan data. Selanjutnya dijelaskan proses pembentukan model ARIMAX beserta model pembanding yang digunakan, yaitu ARIMA dan persistence, sebelum dilakukan evaluasi menggunakan metrik RMSE dan MAPE.

2.1. Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Perangkat keras utama yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari power meter Schneider Power Logic PM800, modul data logger berbasis ESP32, serta media penyimpanan data; parameter arus, tegangan, daya, dan faktor daya diperoleh dari PM800 melalui pembacaan register Modbus. Power meter PM800 berfungsi sebagai alat ukur parameter kelistrikan secara *real-time*, meliputi tegangan, arus, daya aktif, daya semu, faktor daya, dan energi kumulatif. Komunikasi data dari power meter dilakukan melalui antarmuka RS485 dengan protokol Modbus RTU, yang kemudian dihubungkan ke modul konverter RS485-TTL (misalnya berbasis MAX485) sehingga data Modbus RTU dapat dibaca oleh mikrokontroler ESP32 melalui antarmuka UART.

Di dalam boks data logger (Gambar 1) terpasang beberapa modul, yaitu mikrokontroler ESP32 DevKit sebagai otak sistem, modul LCD karakter 16x2 sebagai tampilan lokal nilai pengukuran, modul RTC (real-time clock) dengan baterai CR2032 untuk menjaga ketepatan waktu, serta modul microSD card adapter sebagai media penyimpanan data. Pengukuran arus pada penelitian ini diperoleh dari power meter PM800 melalui pembacaan register Modbus, sehingga sensor CT eksternal tidak digunakan pada modul data logger. Sistem data logger dikonfigurasi untuk merekam parameter kelistrikan setiap 5 menit dan menyimpannya dalam format CSV pada media microSD untuk keperluan analisis lebih lanjut.



Gambar 1. Diagram Blok Modul Data Logger

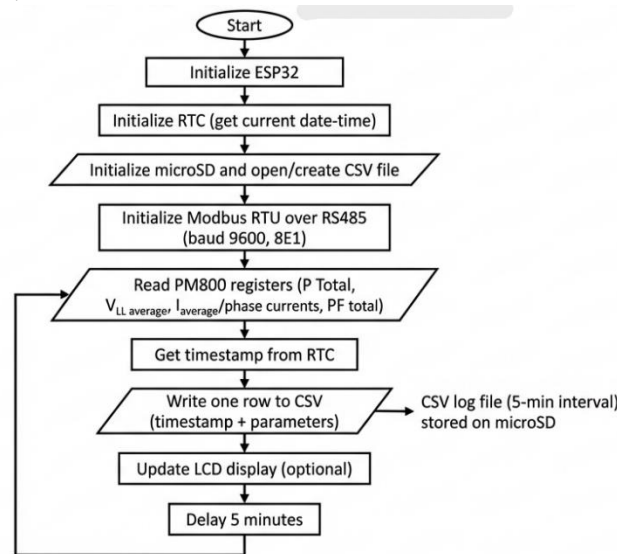
Gambar 1 merupakan diagram blok modul data logger berbasis ESP32 yang terintegrasi dengan power meter PM800 melalui Modbus RTU, terdiri dari ESP32, LCD 16×2, modul RTC, modul konverter RS485–TTL, dan modul microSD.

Perangkat lunak utama yang digunakan adalah program tertanam pada ESP32 yang ditulis menggunakan Arduino IDE (bahasa C/C++), yang bertugas melakukan pembacaan register Modbus dari PM800, menampilkan nilai pada LCD, serta menyimpan hasil pengukuran ke kartu microSD dengan interval 5 menit beserta timestamp dari modul RTC. Data yang tersimpan pada microSD selanjutnya diekspor ke komputer dan diolah menggunakan Python (Google Colab) untuk pra-pemrosesan dan pemodelan ARIMAX.

2.2. Proses Akuisisi Data

Alur proses akuisisi data ditunjukkan pada Gambar 2 Power meter Schneider PowerLogic PM800 dikonfigurasi dengan parameter komunikasi RS485 menggunakan protokol Modbus RTU (baudrate 9600 bps, parity even, data bit 8, stop bit 1). Register yang dibaca meliputi daya aktif total (P Total), tegangan antar fasa, arus fasa, dan faktor daya total. Power meter terpasang pada panel utama gedung dan membaca besaran tegangan dan arus melalui konfigurasi pengukuran yang telah tersedia pada panel, pengukuran arus yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari register arus pada PM800 melalui Modbus RTU.

Mikrokontroler ESP32 secara periodik mengirim perintah pembacaan register Modbus ke PM800 melalui jalur RS485 yang diubah ke level UART TTL menggunakan modul konverter RS485–TTL. Data yang diterima dari power meter kemudian dikombinasikan dengan informasi waktu dari modul RTC dan disimpan ke dalam kartu microSD dalam format CSV setiap 5 menit. Dengan cara ini dihasilkan deret waktu beban dengan resolusi tinggi yang selanjutnya dipindahkan ke komputer untuk dianalisis dan dimodelkan menggunakan metode ARIMAX.



Gambar 2. Diagram Alir Proses Akuisisi Data

2.3. Pre-Processing Data

Data mentah yang diperoleh dari proses logging kemudian diproses terlebih dahulu agar siap digunakan pada tahap pemodelan. Tahap pre-processing yang dilakukan meliputi:

1. Import dan penyesuaian kolom
File hasil rekaman power meter dalam format Excel diimpor ke Python menggunakan library pandas. Nama kolom diseragamkan (misalnya menghapus spasi berlebih) sehingga variabel yang digunakan adalah P Total, IAVE, V LL-Ave, dan PF Total.
2. Konversi waktu dan pengurutan data
Kolom waktu pencatatan (Time PM) dikonversi ke tipe data datetime dan digunakan sebagai acuan deret waktu, kemudian data diurutkan berdasarkan waktu pencatatan untuk memastikan urutan kronologis yang benar.
3. Pembersihan data
Nilai numerik dikonversi ke tipe float dan dilakukan validasi data (missing value, duplikasi timestamp, dan keterurutan waktu). Tidak ditemukan missing value maupun gap waktu pada interval pencatatan 5

menit, sehingga seluruh data digunakan pada tahap pemodelan tanpa interpolasi. Selain itu dilakukan pemeriksaan kewajaran nilai (range check) untuk memastikan tidak terdapat anomali pengukuran yang ekstrem akibat gangguan pembacaan atau kesalahan komunikasi. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa tidak ditemukan nilai yang berada di luar rentang operasional sistem, sehingga tidak diperlukan penghapusan maupun imputasi data sebelum proses pemodelan. Pemeriksaan kewajaran nilai (range check) juga dilakukan untuk memastikan tidak terdapat anomali pengukuran yang ekstrem akibat gangguan pembacaan.

4. Transformasi variabel

Nilai PF Total yang semula berada pada rentang sekitar 850–990 dinormalisasi menjadi PF dengan cara dibagi 1000 sehingga berada pada rentang 0,85–0,99 dan sesuai definisi faktor daya (0–1).

5. Pembagian data train dan test

Setelah data bersih diperoleh, deret waktu dibagi secara kronologis menjadi 80% data pelatihan (bagian awal) dan 20% data pengujian (bagian akhir) yang digunakan untuk evaluasi kinerja model.

2.4. Pemodelan ARIMAX dan Skenario Peramalan

Pada penelitian ini, peramalan beban listrik jangka pendek dilakukan menggunakan model Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX). Variabel yang diramalkan (variabel terikat) adalah daya aktif total P_t (P Total), sedangkan variabel eksogen yang digunakan meliputi arus rata-rata tiga fasa IAVE $_t$, tegangan rata-rata antar fasa VLL $_t$ (V LL-Ave), dan faktor daya PF $_t$ (PF).

2.4.1 Definisi Horizon Peramalan

Dengan interval pencatatan 5 menit, penelitian ini menggunakan skema one-step-ahead forecasting. Pada setiap waktu t , model menggunakan informasi yang tersedia hingga t untuk memprediksi beban P_{t+1} , sehingga horizon peramalan adalah 5 menit ke depan.

2.4.2 Penggunaan Variabel Eksogen dengan Lag

Untuk menghindari penggunaan informasi masa depan (*information leakage*) pada proses peramalan, variabel eksogen tidak digunakan pada waktu yang sama dengan nilai daya yang diprediksi. Pada penelitian ini, nilai variabel eksogen yang digunakan adalah variabel eksogen yang telah dilag satu langkah waktu, yaitu IAVE $_{t-1}$, VLL $_{t-1}$, dan PF $_{t-1}$, untuk meramalkan P_t . Pendekatan ini merepresentasikan kondisi peramalan nyata karena nilai $(t-1)$ telah tersedia pada saat prediksi untuk waktu t dilakukan.

2.4.3 Formulasi Model ARIMAX

Bentuk umum model ARIMAX (p, d, q) dengan vektor variabel eksogen \mathbf{x}_t dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \beta^T \mathbf{x}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

dengan:

y_t : deret waktu target (pada penelitian ini adalah P_t atau transformasinya sesuai orde diferensiasi d),

μ : konstanta,

ϕ_i : parameter autoregressive (AR) orde p ,

θ_j : parameter moving average (MA) orde q ,

ε_t : galat (residual) pada waktu t ,

β : koefisien regresi variabel eksogen,

\mathbf{x}_{t-1} : vektor variabel eksogen pada waktu $t - 1$.

Pada penelitian ini, vektor eksogen dinyatakan sebagai:

$$\mathbf{x}_{t-1} = \begin{bmatrix} \text{IAVE}_{t-1} \\ \text{VLL}_{t-1} \\ \text{PF}_{t-1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Sehingga model peramalan yang digunakan dapat dituliskan secara konseptual sebagai:

$$P_t = f(P_{t-1}, P_{t-2}, \dots; \text{IAVE}_{t-1}, \text{VLL}_{t-1}, \text{PF}_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (3)$$

2.4.4 Penentuan Orde (p, d, q) dan Pemilihan Model

Penentuan orde model ARIMAX dilakukan melalui beberapa tahapan. Pertama, deret waktu target P_t diuji stasioneritasnya menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk menentukan kebutuhan

diferensiasi d . Apabila deret waktu belum stasioner, dilakukan diferensiasi hingga memenuhi kriteria stasioneritas.

Selanjutnya, orde autoregressive p dan moving average q ditentukan berdasarkan analisis fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) pada data yang telah dibuat stasioner. Berdasarkan pola ACF/PACF tersebut, beberapa kandidat model ARIMAX (p, d, q) dibentuk dan diestimasi parameternya.

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan kinerja kandidat model menggunakan kriteria informasi Akaike (AIC) serta metrik kesalahan peramalan pada data pengujian. Model yang dipilih adalah model yang memberikan AIC lebih rendah dan menghasilkan kesalahan peramalan yang kecil serta tidak mengalami masalah konvergensi pada proses estimasi.

2.5. Evaluasi Kinerja dan Prosedur Pengujian

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan skema pengujian out-of-sample dengan pembagian data secara kronologis, mengingat data beban bersifat deret waktu sehingga urutan waktu harus dipertahankan. Dataset yang telah melalui tahap pre-processing dibagi menjadi 80% data pelatihan (train) pada bagian awal deret waktu dan 20% data pengujian (test) pada bagian akhir deret waktu.

2.5.1 Prosedur Prediksi Pada Data Uji

Karena interval pencatatan data adalah 5 menit, model digunakan untuk melakukan peramalan beban jangka pendek. Setelah proses pelatihan selesai dilakukan pada data train, model yang diperoleh digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data test. Variabel eksogen yang digunakan pada proses pengujian mengikuti skenario yang dijelaskan pada Subbab 2.4, yaitu menggunakan nilai variabel eksogen yang telah dilag satu langkah waktu sehingga tidak memanfaatkan informasi masa depan pada saat prediksi dilakukan.

2.5.2 Metrik Evaluasi

Kinerja peramalan dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE didefinisikan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (P_t - \hat{P}_t)^2} \quad (4)$$

Sedangkan MAPE didefinisikan sebagai:

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t} \right| \quad (5)$$

dengan:

P_t : nilai aktual daya aktif total pada waktu t ,

\hat{P}_t : nilai hasil peramalan pada waktu t ,

N : jumlah sampel pada data pengujian.

2.5.3 Model Pemanding

Untuk mengevaluasi kontribusi variabel eksogen terhadap akurasi peramalan, model ARIMAX dibandingkan dengan dua model pembanding, yaitu persistence dan ARIMA. Model persistence menggunakan nilai pengamatan sebelumnya sebagai prediksi pada waktu berikutnya. Sementara itu, model ARIMA menggunakan struktur autoregressive dan moving average yang sama dengan model ARIMAX terpilih, yaitu ARIMA(1,1,2), namun tanpa melibatkan variabel eksogen. Seluruh model dievaluasi menggunakan data pengujian yang sama dengan metrik RMSE dan MAPE sehingga perbandingan kinerja dapat dilakukan secara konsisten.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil pengolahan data dan pemodelan beban listrik menggunakan ARIMAX. Subbab 3.1 dan 3.2 menjelaskan terlebih dahulu karakteristik data dan pemilihan variabel eksogen, diikuti Subbab 3.3 mengenai penentuan orde model, Subbab 3.4 hasil peramalan, serta Subbab 3.5 pembahasan hasil secara menyeluruh.

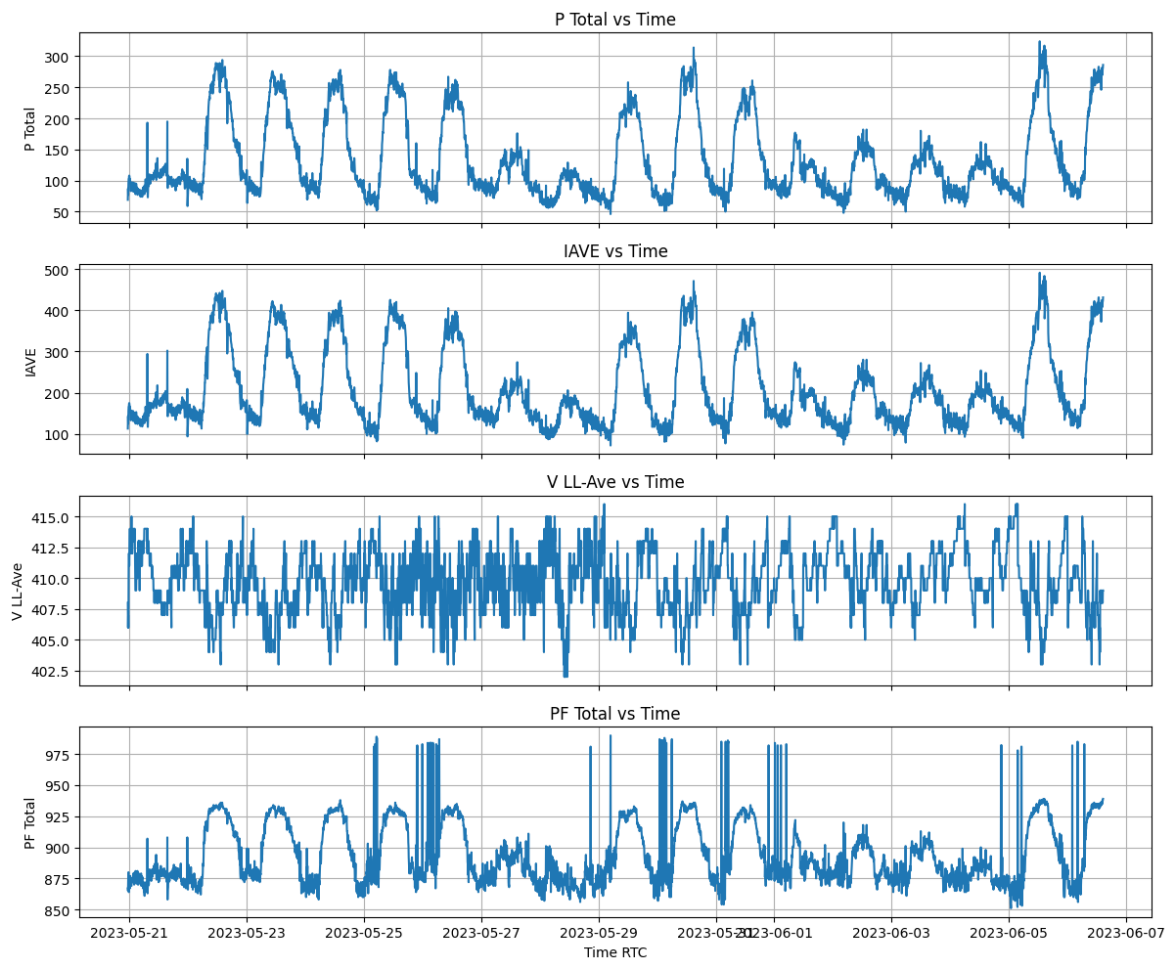
3.1. Karakteristik Data Beban

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari pencatatan power meter pada panel utama gedung pendidikan dengan interval 5 menit selama periode pengamatan sekitar dua minggu. Setelah melalui proses validasi data yang meliputi pemeriksaan missing value, duplikasi timestamp, dan keterurutan waktu, tidak ditemukan missing value maupun gap data sehingga diperoleh 4.789 data pengamatan yang siap digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Variabel utama yang dianalisis adalah daya aktif total (P Total) sebagai representasi beban listrik. Selain itu, tersedia pula beberapa variabel kelistrikan lain, yaitu arus rata-rata (IAVE), tegangan rata-rata antar fasa (V LL-Ave), dan faktor daya total (PF Total). Nilai PF Total dinormalisasi ke rentang 0–1 dengan cara membaginya dengan 1000 sehingga diperoleh variabel PF yang lebih mudah diinterpretasikan dan sesuai definisi faktor daya (0–1).

Secara umum, profil deret waktu P Total menunjukkan adanya pola harian yang cukup jelas. Beban berada pada kisaran sekitar 70–320 kW, dengan beban rendah pada jam-jam tertentu serta beberapa puncak beban yang mendekati atau melebihi 300 kW. Nilai IAVE cenderung mengikuti pola yang sejalan dengan P Total, sedangkan V LL-Ave relatif stabil di sekitar 406–410 V. Faktor daya PF berada pada kisaran 0,85–0,99, yang mengindikasikan bahwa sistem umumnya beroperasi dengan faktor daya yang baik.

Untuk keperluan pemodelan dan evaluasi, deret waktu dibagi menjadi dua bagian secara kronologis, yaitu data pelatihan (training) berupa 3.831 observasi pertama (sekitar 80% dari total data) dan data pengujian (testing) berupa 958 observasi terakhir (sekitar 20% dari total data). Pembagian ini dimaksudkan untuk mensimulasikan kondisi peramalan beban pada periode mendatang berdasarkan informasi historis yang tersedia. Berdasarkan Gambar 3 terlihat bahwa pola perubahan IAVE cenderung mengikuti pola beban P Total, sedangkan V LL-Ave dan PF menunjukkan variasi yang lebih kecil namun tetap merepresentasikan kondisi operasi sistem kelistrikan. Karakteristik ini mengindikasikan bahwa ketiga parameter tersebut berpotensi memberikan informasi tambahan yang relevan untuk digunakan sebagai variabel eksogen dalam model ARIMAX.



Gambar 3. Profil beban total (P Total), arus rata-rata (IAVE), tegangan garis-ke-garis rata-rata (V LL-Ave), dan faktor daya total (PF Total) terhadap waktu

3.2. Pemilihan Variabel Eksogen pada Model ARIMAX

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX), dengan P Total sebagai variabel terikat dan beberapa variabel kelistrikan sebagai variabel eksogen. Pemilihan variabel eksogen didasarkan pada hubungan fisis antara besaran-besaran kelistrikan pada sistem. Secara sederhana, daya aktif dapat dinyatakan sebagai:

$$P \approx \sqrt{3}V_{LL}IPF \quad (6)$$

Persamaan tersebut menunjukkan bahwa daya aktif P berkaitan erat dengan tegangan antar fasa VLL, arus beban I, dan faktor daya PF. Oleh karena itu, tiga variabel berikut dipilih sebagai variabel eksogen dalam model ARIMAX, IAVE yang merupakan arus rata-rata yang mengalir ke beban, V LL-Ave yang merupakan

3.3. Penentuan Orde Model ARIMAX

Penentuan orde model ARIMAX (p, d, q) dilakukan melalui tiga tahap utama, yaitu uji stasioneritas deret waktu, analisis fungsi autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF), serta evaluasi beberapa kandidat orde model berdasarkan kriteria informasi dan kinerja peramalan. Seluruh perhitungan dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Python.

3.3.1 Uji stasioneritas (ADF)

Tahap pertama adalah menguji stasioneritas deret waktu P Total menggunakan uji Augmented Dickey–Fuller (ADF). Uji dilakukan pada deret level dan deret hasil differencing orde satu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa:

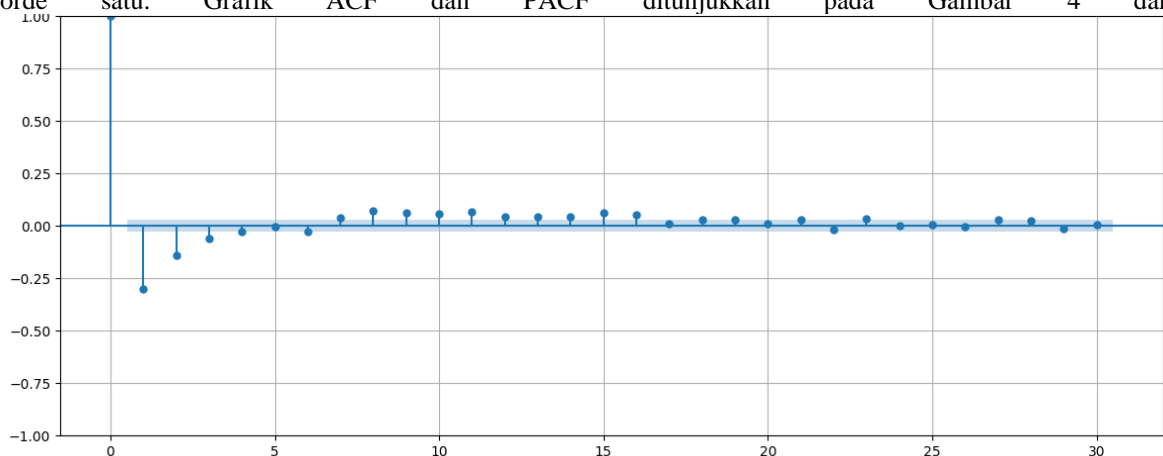
p-value ADF pada level: $3,16 \times 10^{-9}$

p-value ADF pada differencing orde satu : $1,26 \times 10^{-16}$

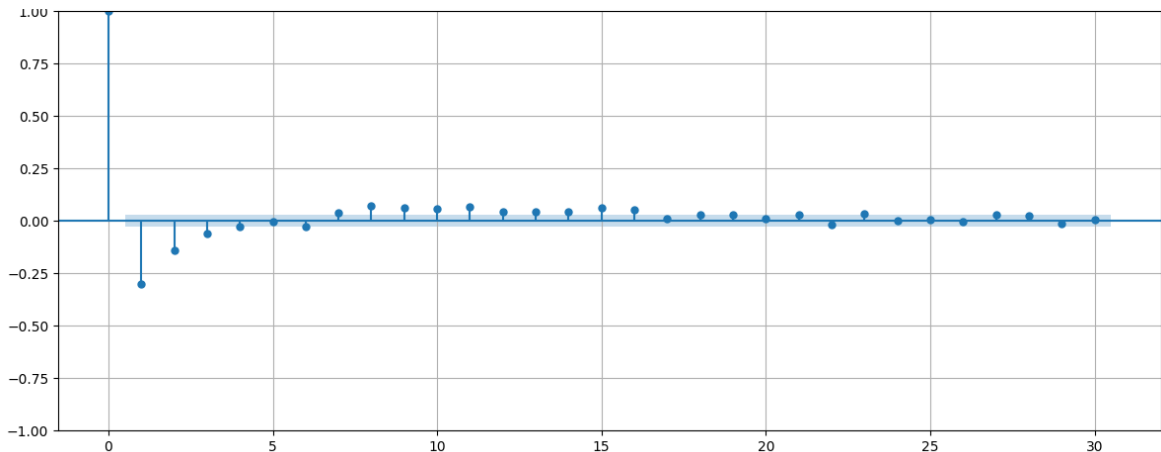
Kedua nilai p-value tersebut jauh lebih kecil dari taraf signifikansi 0,05, sehingga baik deret level maupun deret hasil differencing orde satu dapat dinyatakan stasioner. Meskipun hasil uji ADF menunjukkan bahwa deret level telah memenuhi kriteria stasioneritas, penelitian ini tetap menggunakan differencing orde satu ($d=1$) pada proses pemodelan. Pemilihan tersebut dilakukan karena beberapa kandidat model dengan $d=1$ menghasilkan nilai AIC yang lebih rendah serta kinerja peramalan yang lebih baik berdasarkan metrik RMSE dan MAPE dibandingkan model yang menggunakan deret level. Oleh karena itu, konfigurasi $d=1$ dipilih sebagai bagian dari model ARIMAX akhir yang digunakan dalam penelitian ini.

3.3.2 Analisis ACF dan PACF

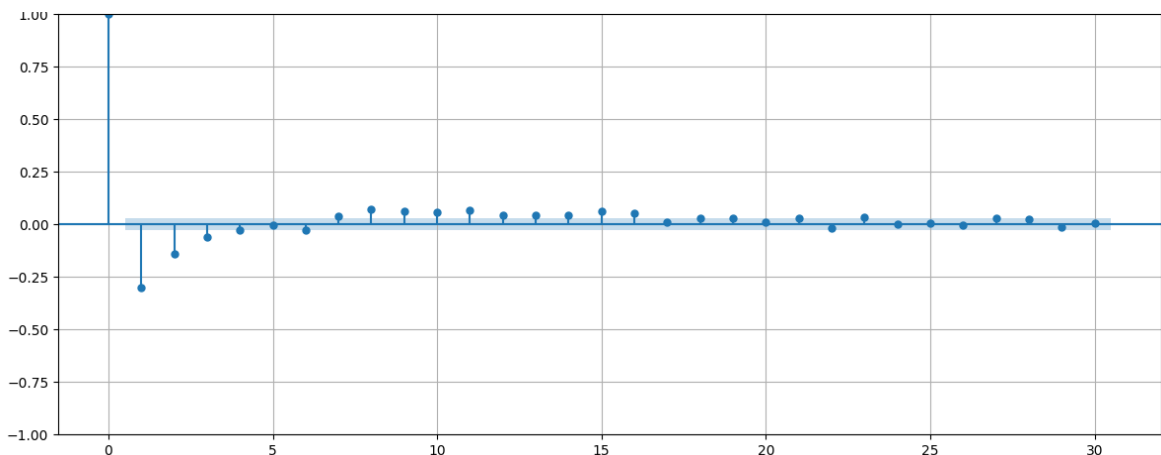
Tahap berikutnya adalah menganalisis pola ACF dan PACF dari deret P Total yang telah didifferencing orde satu. Grafik ACF dan PACF ditunjukkan pada Gambar 4 dan



Gambar 5.

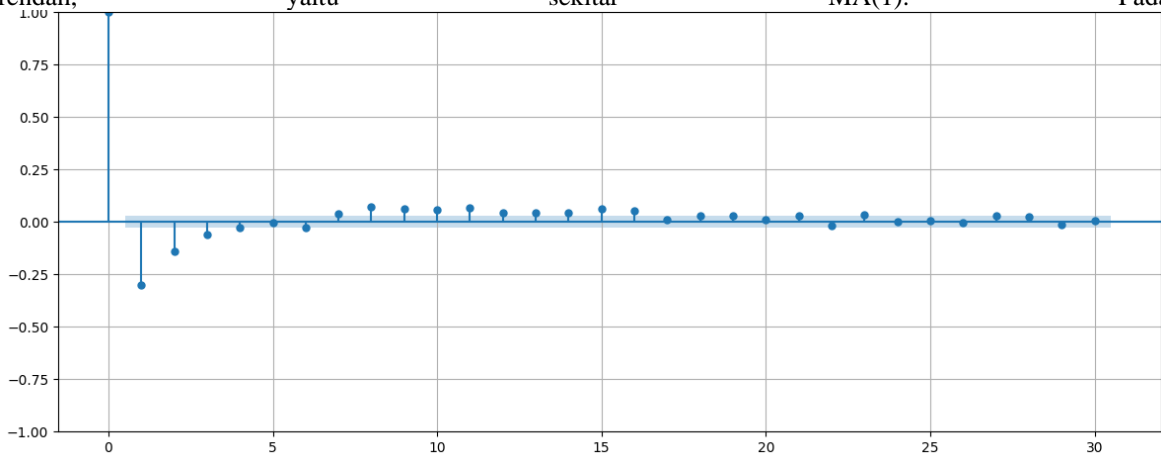


Gambar 4. Plot ACF P Total (diff(1))



Gambar 5. Plot PACF P Total (diff(1))

Berdasarkan Gambar 4 (ACF), tampak bahwa koefisien autokorelasi pada lag ke-1 bernilai negatif dan cukup besar, sedangkan koefisien pada lag-lag berikutnya cepat meredam dan berada di dalam batas kepercayaan 95%. Pola ini menunjukkan bahwa komponen moving average yang dominan berada pada orde rendah, yaitu sekitar MA(1). Pada



Gambar 5 (PACF), terlihat bahwa koefisien autokorelasi parsial masih cukup jelas pada lag ke-1 dan ke-2, sementara pada lag yang lebih tinggi nilainya kecil dan berada di sekitar nol. Hal ini mengindikasikan bahwa komponen autoregressive yang relevan juga berada pada orde rendah, terutama AR(1)–AR(2). Berdasarkan pengamatan pola ACF dan PACF tersebut, orde komponen autoregressive dan moving average kemudian dibatasi pada $p, q \leq 3$, dengan fokus utama pada kombinasi $p, q \in \{1, 2\}$

3.3.3 Evaluasi Kandidat Orde Model

Dengan mengacu pada hasil ADF dan analisis ACF – PACF, beberapa kombinasi orde ARIMAX (p, d, q) dengan d = 1 diuji, yaitu ARIMAX(1,1,1); ARIMAX(1,1,2); ARIMAX(2,1,1); ARIMAX(2,1,2); ARIMAX(3,1,2). Setiap model diestimasi menggunakan metode Maximum Likelihood dengan data pelatihan, kemudian digunakan untuk meramalkan P Total pada data pengujian. Kinerja masing-masing model diukur menggunakan Akaike Information Criterion (AIC), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Ringkasan hasil pengujian disajikan pada Tabel 1.

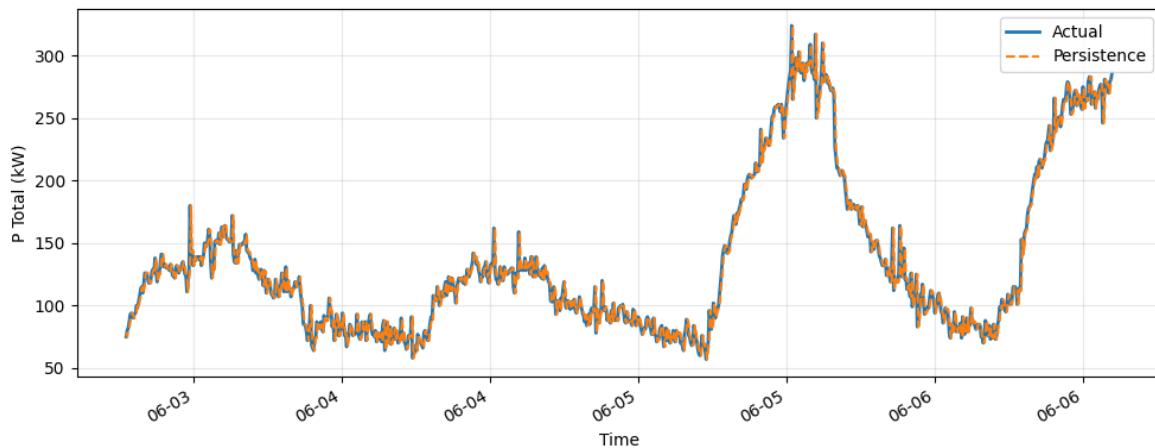
Tabel 1. Perbandingan Kandidat Model ARIMAX (d = 1)

Model	p	d	q	AIC	RMSE	MAPE
ARIMAX(1,1,2)	1	1	2	9480.243006	2.403405	1.175501
ARIMAX(1,1,1)	1	1	1	9481.022817	2.415248	1.175404
ARIMAX(3,1,2)	3	1	2	9481.285577	2.394332	1.174525
ARIMAX(2,1,2)	2	1	2	9482.527087	2.393600	1.173472
ARIMAX(2,1,1)	2	1	1	9483.008984	2.417024	1.175470

Dari Tabel 1 terlihat bahwa model ARIMAX(1,1,2) memiliki nilai AIC terkecil (sekitar 9480,24) dengan nilai RMSE dan MAPE yang sangat rendah, yaitu RMSE \approx 2,40 kW dan MAPE \approx 1,18%. Beberapa kombinasi orde lain, seperti ARIMAX(2,1,2) dan ARIMAX(3,1,2), menghasilkan nilai RMSE dan MAPE yang sedikit lebih kecil, namun proses estimasi kedua model tersebut menimbulkan peringatan konvergensi (convergence warning), sehingga kestabilan estimasi parameternya kurang meyakinkan. Dengan mempertimbangkan kriteria informasi (AIC), kinerja peramalan (RMSE dan MAPE), serta kestabilan estimasi parameter, penelitian ini memilih model ARIMAX(1,1,2) sebagai model terbaik yang digunakan pada tahap analisis dan peramalan pada subbab berikutnya.

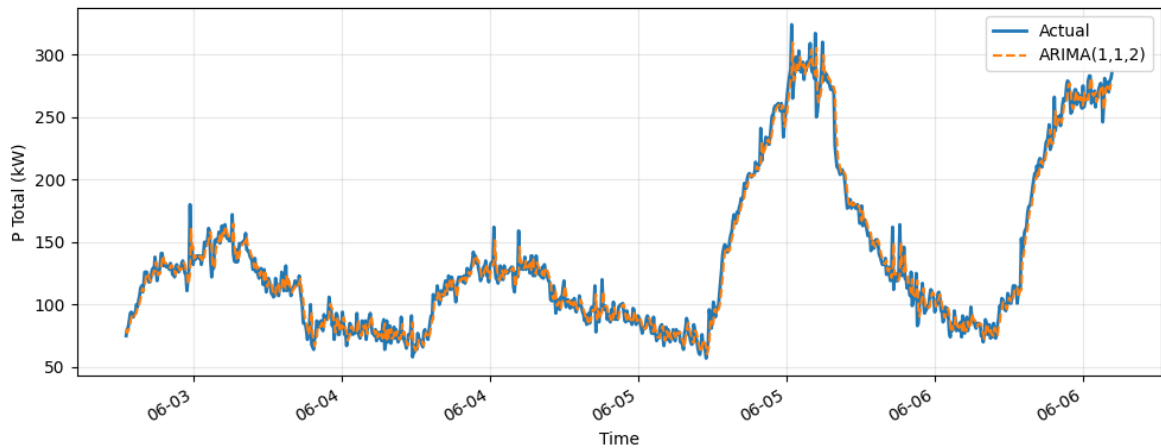
3.4. Hasil Peramalan dan Evaluasi Model

Model terbaik yang diperoleh dari proses pemilihan orde pada subbab sebelumnya adalah ARIMAX(1,1,2) dengan variabel eksogen IAVE, V LL-Ave, dan PF. Untuk mengevaluasi kinerja model, hasil peramalan ARIMAX dibandingkan dengan dua model pembandingan, yaitu Persistence dan ARIMA(1,1,2). Seluruh model dilatih menggunakan 3.831 data pelatihan dan dievaluasi pada 958 data pengujian terakhir. Gambar 6 menunjukkan hasil peramalan menggunakan model Persistence pada data pengujian. Secara umum model mampu mengikuti pola perubahan beban, namun masih terdapat penyimpangan yang terlihat pada beberapa periode ketika terjadi perubahan beban yang relatif cepat.



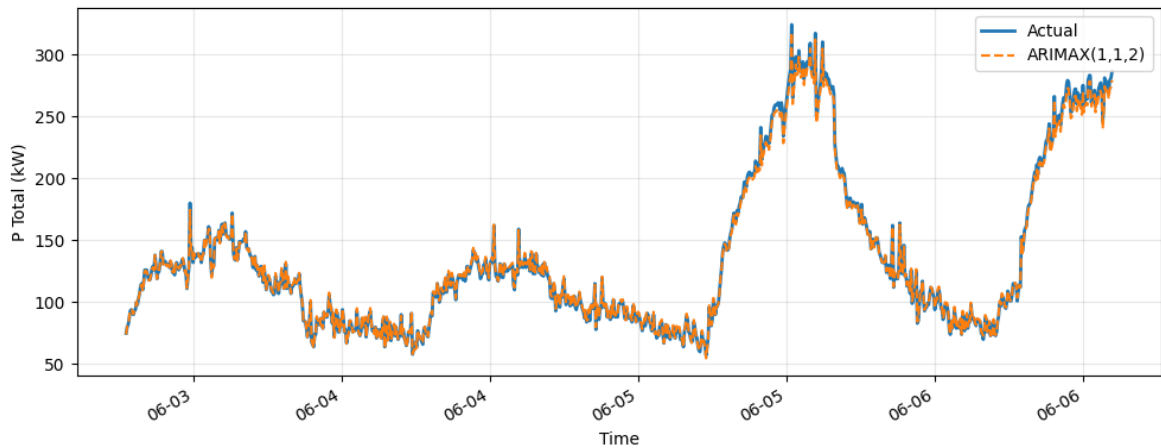
Gambar 6. Perbandingan beban aktual dan hasil peramalan menggunakan model Persistence

Gambar 7 menunjukkan hasil peramalan menggunakan model ARIMA(1,1,2). Dibandingkan model Persistence, hasil prediksi ARIMA cenderung lebih stabil dan mampu mengikuti pola beban dengan lebih baik pada sebagian besar periode pengujian.



Gambar 7. Perbandingan beban aktual dan hasil peramalan menggunakan model ARIMA(1,1,2)

Gambar 8 menunjukkan hasil peramalan menggunakan model ARIMAX(1,1,2). Kurva hasil prediksi terlihat mengikuti pola data aktual dengan sangat baik, termasuk pada saat terjadi kenaikan maupun penurunan beban yang cukup signifikan.



Gambar 8. Perbandingan beban aktual dan hasil peramalan menggunakan model ARIMAX(1,1,2)

Kinerja ketiga model kemudian dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil perbandingan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model Peramalan

Model	RMSE (kW)	MAPE
Persistence	9.6619	5.4771
ARIMA(1,1,2)	9.1047	5.3527
ARIMAX(1,1,2)	2.4034	1.1755

Berdasarkan Tabel 2, model ARIMAX(1,1,2) menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terendah dibandingkan model Persistence maupun ARIMA(1,1,2). Hasil ini menunjukkan bahwa model ARIMAX memberikan tingkat akurasi peramalan yang lebih baik pada data pengujian yang digunakan dalam penelitian ini.

3.5. Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ARIMAX(1,1,2) menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan model Persistence maupun ARIMA(1,1,2). Berdasarkan Tabel 3, model ARIMAX memperoleh nilai RMSE sebesar 2,4034 kW dan MAPE sebesar 1,1755%, sedangkan model Persistence dan ARIMA menghasilkan nilai MAPE masing-masing sebesar 5,4771% dan 5,3527%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa penambahan variabel eksogen memberikan kontribusi yang signifikan terhadap peningkatan akurasi peramalan beban listrik.

Peningkatan kinerja ARIMAX dapat dijelaskan dari hubungan fisik antara daya aktif dan variabel eksogen yang digunakan. Secara teoritis, daya aktif pada sistem tiga fasa dipengaruhi oleh arus, tegangan, dan

faktor daya. Oleh karena itu, penggunaan IAVE, V LL-Ave, dan PF sebagai variabel eksogen memberikan informasi tambahan yang relevan mengenai kondisi operasi sistem kelistrikan pada saat pengukuran dilakukan. Informasi tersebut tidak sepenuhnya tersedia apabila model hanya mengandalkan riwayat daya aktif sebagaimana pada model ARIMA maupun Persistence.

Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa perbedaan kinerja antara model Persistence dan ARIMA relatif kecil. Kondisi ini mengindikasikan bahwa informasi historis daya aktif saja belum cukup untuk menjelaskan seluruh variasi beban yang terjadi pada data pengujian. Dengan memasukkan variabel eksogen yang memiliki keterkaitan langsung terhadap daya aktif, model ARIMAX mampu menangkap perubahan beban dengan lebih baik sehingga menghasilkan galat peramalan yang jauh lebih rendah.

Dari sisi implementasi, nilai MAPE sebesar 1,1755% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan peramalan hanya sekitar 1,18% terhadap nilai aktual. Dengan interval pencatatan 5 menit, tingkat akurasi tersebut menunjukkan bahwa model ARIMAX memiliki potensi untuk digunakan pada aplikasi peramalan beban listrik jangka pendek, khususnya pada sistem monitoring energi bangunan yang telah dilengkapi pengukuran parameter arus, tegangan, dan faktor daya secara real-time.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Data yang digunakan berasal dari satu lokasi pengamatan dengan periode pengukuran sekitar dua minggu sehingga karakteristik beban yang diamati belum tentu mewakili seluruh variasi pola konsumsi listrik pada jenis bangunan lain. Selain itu, variabel eksogen yang digunakan masih terbatas pada parameter kelistrikan yang tersedia dari power meter. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan periode pengamatan yang lebih panjang maupun penambahan variabel lain, seperti jadwal operasional gedung, kondisi lingkungan, atau faktor cuaca, untuk mengevaluasi kemungkinan peningkatan akurasi peramalan.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa pemodelan beban listrik menggunakan metode ARIMAX dengan variabel eksogen IAVE, V LL-Ave, dan PF mampu memberikan kinerja peramalan jangka pendek yang sangat baik pada sistem yang dianalisis. Melalui tahapan uji stasioneritas, analisis ACF-PACF, serta evaluasi beberapa kandidat model menggunakan AIC, RMSE, dan MAPE, diperoleh model terbaik berupa ARIMAX(1,1,2). Pada data pengujian, model tersebut menghasilkan RMSE sebesar 2,4034 kW dan MAPE sebesar 1,1755%.

Untuk mengevaluasi kontribusi variabel eksogen, kinerja ARIMAX dibandingkan dengan model Persistence dan ARIMA(1,1,2). Hasil pengujian menunjukkan bahwa ARIMAX memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kedua model pembanding tersebut. Model Persistence menghasilkan RMSE sebesar 9,6619 kW dan MAPE sebesar 5,4771%, sedangkan model ARIMA(1,1,2) menghasilkan RMSE sebesar 9,1047 kW dan MAPE sebesar 5,3527%. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan variabel eksogen berupa arus, tegangan, dan faktor daya mampu meningkatkan akurasi peramalan beban listrik jangka pendek secara signifikan dibandingkan model yang hanya memanfaatkan informasi historis daya aktif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada UPPM Politeknik Internasional Tamansiswa Mojokerto

DAFTAR PUSAKA

- [1] H. Cui and X. Peng, "Short-Term City Electric Load Forecasting with Considering Temperature Effects: An Improved ARIMAX Model," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, pp. 1–10, 2015, doi: 10.1155/2015/589374.
- [2] Assistant Professor, Department of Electrical and Electronics Engineering, Sri Siddhartha Institute of Technology, Tumakuru, Karnataka, India., S. G N*, Dr. G. S. Sheshadri, and Professor, Department of Electrical and Electronics Engineering, Sri Siddhartha Institute of Technology, Tumakuru, Karnataka, India., "ARIMAX Model for Short-Term Electrical Load Forecasting," *IJRTE*, vol. 8, no. 4, pp. 2786–2790, Nov. 2019, doi: 10.35940/ijrte.D7950.118419.
- [3] R. Djimasbe, S. Gyamfi, C. D. Iweh, and B. N. Ribar, "Development of an ARIMAX model for forecasting airport electricity consumption in Accra-Ghana: The role of weather and air passenger traffic," *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 9, p. 100691, Sept. 2024, doi: 10.1016/j.prime.2024.100691.
- [4] H. Li, S. Li, Y. Wu, Y. Xiao, Z. Pan, and M. Liu, "Short-term power load forecasting for integrated energy system based on a residual and attentive LSTM-TCN hybrid network," *Front. Energy Res.*, vol. 12, p. 1384142, May 2024, doi: 10.3389/fenrg.2024.1384142.
- [5] S. Phiri, K. Kusakana, and B. Numbi, "A survey of technical efficiency in crane systems using POET structure," *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1577, p. 012037, July 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1577/1/012037.
- [6] C. Herui, P. Xu, and M. Yupei, "Electric Load Forecast Using Combined Models with HP Filter-SARIMA and ARMAX Optimized by Regression Analysis Algorithm," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, pp. 1–14, 2015, doi: 10.1155/2015/386925.
- [7] E. Chodakowska, J. Nazarko, and L. Nazarko, "ARIMA Models in Electrical Load Forecasting and Their Robustness to Noise," *Energies*, vol. 14, no. 23, p. 7952, Nov. 2021, doi: 10.3390/en14237952.

- [8] C. Tarmanini, N. Sarma, C. Gezevin, and O. Ozgonenel, "Short term load forecasting based on ARIMA and ANN approaches," *Energy Reports*, vol. 9, pp. 550–557, May 2023, doi: 10.1016/j.egy.2023.01.060.
- [9] C. Bennett, R. Stewart, and J. Lu, "Autoregressive with Exogenous Variables and Neural Network Short-Term Load Forecast Models for Residential Low Voltage Distribution Networks," *Energies*, vol. 7, no. 5, pp. 2938–2960, Apr. 2014, doi: 10.3390/en7052938.
- [10] A. H. Rabie, A. I. Saleh, S. H. A. Elkhaliq, and A. E. Takieldein, "An Optimum Load Forecasting Strategy (OLFS) for Smart Grids Based on Artificial Intelligence," *Technologies*, vol. 12, no. 2, p. 19, Feb. 2024, doi: 10.3390/technologies12020019.
- [11] H. J. El-Khozondar *et al.*, "A smart energy monitoring system using ESP32 microcontroller," *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 9, p. 100666, Sept. 2024, doi: 10.1016/j.prime.2024.100666.
- [12] P. S. Macheso and D. Thotho, "ESP32 Based Electric Energy Consumption Meter," *ijcci*, vol. 4, no. 1, pp. 23–35, May 2022, doi: 10.34256/ijcci2213.
- [13] Vaishnavi Pawar, Amruta Phule, Aditya Metkari, and S. R. Takale, "Review of Smart Energy Meter Implementations Using ESP32 Microcontroller and IoT Platforms," *IJARST*, pp. 375–391, Nov. 2025, doi: 10.48175/IJARST-29423.
- [14] "A Comprehensive IoT Solution for Electrical Energy Consumption Monitoring: System Development Using NodeMCU ESP32, SCT-013, ZMPT101B, and Blynk Platform," *JLISS*, June 2024, doi: 10.33168/JLISS.2024.0622.
- [15] I. K. A. Enriko, F. N. Gustiyana, and H. Krishna, "Perencanaan Jaringan LoRaWAN Untuk Smart Meter di Kabupaten Gresik," *JRRE*, vol. 5, no. 1, p. 1, June 2023, doi: 10.30595/jrre.v5i1.17221.