

Penerapan Metode *Seasonal* ARIMA dalam Peramalan Konsumsi Listrik di PT PLN (Persero) Area Magelang

Aulia Nasywa Azzulfa^{1,*}, Arum Handini Primandari²

^{1,2} Program Studi Statistika, Universitas Islam Indonesia, Jalan Kaliurang KM 14,5, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta, 55584, Indonesia

*Corresponding author: 22611102@students.uii.ac.id



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 26 Januari 202
Direvisi: 27 Januari 2026
Diterima: 30 Januari 2026

ABSTRAK

Konsumsi listrik di suatu wilayah terus meningkat setiap tahun, seiring dengan bertambahnya aktivitas masyarakat dan berkembangnya sektor-sektor seperti sosial, rumah tangga, bisnis, industri, pemerintahan, serta layanan khusus yang mendorong naiknya permintaan energi listrik. Agar distribusi listrik berjalan secara efisien dan terhindar dari gangguan maupun pemadaman, diperlukan keseimbangan antara jumlah konsumsi listrik oleh pelanggan dan kapasitas pasokan yang disediakan oleh PLN. Oleh karena itu, prediksi konsumsi listrik pada periode mendatang menjadi langkah penting dalam merancang strategi distribusi listrik yang lebih optimal. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan konsumsi listrik dengan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] sebagai model terbaik, dengan nilai MAPE sebesar 0,08483603 atau 8,48%. Pendekatan SARIMA efektif untuk peramalan konsumsi listrik dengan mempertimbangkan fluktuasi musiman, dan dapat digunakan sebagai dasar perencanaan distribusi listrik yang lebih andal dan efisien.

Kata Kunci: Listrik, Peramalan, SARIMA.

ABSTRACT

Electricity consumption in a region continues to increase every year, along with the increase in community activities and the development of sectors such as social, household, business, industry, government, and special services that drive up the demand for electrical energy. In order for electricity distribution to run efficiently and avoid disruptions and blackouts, a balance is needed between the amount of electricity consumption by customers and the supply capacity provided by PLN. Therefore, predicting electricity consumption in the coming period is an important step in designing a more optimal electricity distribution strategy. This study aims to forecast electricity consumption using the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) method. The results show that the ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] model is the best model, with a MAPE value of 0.08483603 or 8.48%. The SARIMA approach is effective for forecasting electricity consumption by considering seasonal fluctuations, and can be used as a basis for more reliable and efficient electricity distribution planning.

Keywords: Electric, Forecasting, SARIMA.

1. Pendahuluan

Listrik merupakan kebutuhan dasar dan sumber daya penting yang mendukung kehidupan manusia sehari-hari. Seiring dengan meningkatnya ketergantungan terhadap listrik, permintaan global terhadap energi ini diprediksi akan terus bertambah [1]. Di Indonesia, kebutuhan energi listrik terus meningkat setiap tahunnya. Berdasarkan laporan statistik PLN tahun 2023, pembelian energi listrik meningkat sebesar 12,20% dibandingkan tahun sebelumnya [2].

Peningkatan aktivitas masyarakat dan pertumbuhan berbagai sektor seperti sosial, rumah tangga, bisnis, industri, pemerintah, serta layanan khusus, mendorong peningkatan kebutuhan energi listrik [3]. Namun, keseimbangan antara pasokan dan konsumsi listrik menjadi tantangan yang harus diperhatikan, terutama karena konsumsi listrik bersifat tidak menentu yang dipengaruhi oleh beberapa faktor, salah satunya pola penggunaan konsumen. Jika pasokan listrik lebih rendah dari kebutuhan, dapat terjadi kelebihan beban yang berisiko menyebabkan pemadaman. Sebaliknya, jika pasokan listrik melebihi kebutuhan, akan terjadi pemborosan energi yang berpotensi menimbulkan kerugian bagi PT PLN (Persero) Area Magelang [4].

Berdasarkan permasalahan tersebut, untuk menyesuaikan kebutuhan listrik dengan kapasitas yang ada, diperlukan pendekatan yang tepat. Salah satu langkah yang dapat dilakukan untuk menangani permasalahan tersebut yaitu dengan memprediksi konsumsi listrik pelanggan di masa depan. Prediksi tersebut akan membantu menyeimbangkan kebutuhan listrik konsumen dengan kapasitas yang tersedia di PT PLN (Persero) Area Magelang. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan peramalan listrik berdasarkan data konsumsi listrik (kWh) yang terjual dengan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA).

Metode SARIMA merupakan metode yang sesuai untuk menganalisis data yang memiliki pola musiman [5]. Pemilihan metode SARIMA dalam penelitian ini juga didasarkan pada pertimbangan bahwa metode ini mampu memodelkan struktur autokorelasi secara eksplisit melalui komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA), baik pada bagian musiman maupun non-musiman. Berbeda dengan metode *Exponential Smoothing* yang lebih menekankan pada proses pemulusan berdasarkan pembobotan data sebelumnya, SARIMA melalui tahapan identifikasi, estimasi, dan uji diagnostik statistik yang lebih sistematis. Selain itu, parameter dalam *Exponential Smoothing* tidak secara langsung merepresentasikan hubungan dinamis antar periode, sedangkan pada SARIMA hubungan tersebut dimodelkan secara jelas melalui komponen AR dan MA [6]. Oleh karena itu, untuk data konsumsi listrik yang memiliki pola musiman dan ketergantungan antar waktu, metode SARIMA dinilai lebih sesuai dan mampu menggambarkan karakteristik data secara lebih menyeluruh.

Beberapa penelitian yang telah dilakukan mengenai peramalan konsumsi listrik menggunakan berbagai metode runtun waktu. Misalnya, penelitian di wilayah Gresik menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi konsumsi listrik sektor industri [4], sementara penelitian lain juga mengkaji peramalan kebutuhan listrik dengan metode *Exponential Smoothing* [7]. Di sisi lain, metode SARIMA telah banyak diterapkan pada data yang memiliki pola musiman kuat, baik pada sektor energi maupun bidang lain. Penelitian [8] menunjukkan bahwa SARIMA efektif digunakan untuk peramalan konsumsi listrik dengan mempertimbangkan faktor musiman, sedangkan penelitian pada sektor lain seperti harga komoditas dan jumlah pengunjung wisata juga membuktikan kemampuan SARIMA dalam menangkap pola musiman tahunan [5], [9]. Dari uraian tersebut terlihat bahwa meskipun penelitian peramalan konsumsi listrik telah banyak dilakukan, penerapan metode SARIMA secara khusus untuk menangani pola musiman pada data konsumsi listrik di wilayah Magelang masih terbatas.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode SARIMA dalam pengembangan model peramalan konsumsi listrik yang memiliki pola musiman. Model ini diharapkan dapat digunakan oleh PT PLN (Persero) UP3 Magelang untuk mengurangi kemungkinan terjadinya ketidakseimbangan pasokan listrik di area Magelang.

2. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber sekunder yang diperoleh melalui PT PLN (Persero) UP3 Magelang. Data tersebut berupa data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian kWh pada seluruh tarif sektor di Magelang dengan periode bulanan dari bulan Januari 2014 hingga bulan Desember 2024.

2.1. Statistika Deskriptif

Metode statistik deskriptif digunakan untuk mengumpulkan serta menyajikan data secara sistematis, sehingga informasi yang disampaikan menjadi lebih mudah dipahami dan dimanfaatkan oleh pembaca atau pengguna [10].

2.2. Runtun Waktu

Data runtun waktu adalah data yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan urutan waktu saat pengamatannya dilakukan [11]. Banyak jenis data berbentuk runtun waktu, seperti jumlah barang yang dikirim setiap bulan, jumlah kecelakaan lalu lintas per minggu, curah hujan harian, hingga hasil proses kimia yang diamati setiap jam. Runtun waktu banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk ekonomi, bisnis, Teknik, geofisika, meteorologi, dan ilmu sosial [12].

Secara umum, ada empat pola utama dalam data deret waktu, yaitu tren, musiman, horizontal, dan siklis. Pola tren mencerminkan arah perubahan data dalam jangka panjang, apakah cenderung naik atau turun. Pola musiman menunjukkan fluktuasi yang terjadi secara teratur dalam setahun, seperti per kuartal, bulan, minggu, atau hari. Pola horizontal bersifat acak dan sulit diprediksi, namun dapat mempengaruhi variasi data. Sementara itu, pola siklis menggambarkan perubahan data yang berlangsung lebih dari satu tahun [13].

2.3. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dikembangkan menjadi *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang digunakan untuk menganalisis data runtun waktu dengan pola musiman. Model ini dinotasikan sebagai $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)^S$, dengan (p,d,q) , mewakili komponen non-musiman dalam model. Sementara itu, (P,D,Q) mencerminkan komponen musiman. Nilai s dalam notasi tersebut menunjukkan jumlah periode musiman yang akan diperhitungkan dalam analisis. Dengan menggabungkan komponen musiman dan non-musiman, SARIMA mampu menangkap pola yang lebih kompleks dalam data runtun waktu [9]. $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)^S$ memiliki rumus sebagai berikut.

$$\phi_p(B)\phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B)\theta_q(B^S)\varepsilon_t \quad (1)$$

Dengan p,P : *Autoregressive*; d,D : *differencing*; q,Q : *Moving Average*; $\phi_p(B)$: tingkat *Autoregressive* non-musiman; $\phi_p(B^S)$: tingkat *Autoregressive* musiman; $(1-B)^d$: tingkat *differencing* non-musiman; $(1-B^S)^D$: tingkat *differencing* musiman; $\theta_q(B)$: *Moving Average* non-musiman; $\theta_q(B^S)$: *Moving Average* musiman; Y_t : data aktual ke- t ; dan ε_t : *error* periode t .

2.4. Uji Stasioneritas

Kondisi stasioner pada data merupakan salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam melakukan analisis deret waktu. Data disebut stasioner jika rata-rata dan variansinya tetap stabil dan tidak berubah seiring berjalannya waktu [11].

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) merupakan salah satu metode untuk menguji stasioneritas data [14].

2.5. Uji Diagnostik

Pengujian diagnostik dilakukan untuk memastikan kecukupan model. Agar model peramalan yang dihasilkan dapat dianggap baik, residual yang dihasilkan harus memenuhi kriteria sebagai variabel acak yang bersifat *white noise*, yaitu residual yang independen dan identik. Apabila asumsi tersebut tidak terpenuhi, maka langkah identifikasi model perlu diulang guna menemukan serta mengembangkan model peramalan yang lebih tepat. Uji Ljung-Box digunakan untuk menguji asumsi *white noise*. Proses pengujian asumsi *white noise* dijelaskan sebagai berikut [15], [16].

Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

$$H_1: \rho_j \neq 0, j = 1, 2, 3, \dots, k$$

Statistik Uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j}, n > k \quad (2)$$

Dengan k : lag maksimum; n : jumlah data (observasi); j : lag ke- j ; p dan q : order dari ARMA (p, q); dan $\hat{\rho}_j$: autokorelasi residual untuk lag ke- j .

Kriteria Pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 0.05$, jika $Q < X_{(\alpha; k-p-q)}^2$, maka H_0 gagal ditolak artinya residual tidak mengandung korelasi.

2.6. Kriteria Model terbaik

2.6.1. AIC

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan mempertimbangkan nilai AIC (*Akaike Information Criteria*) [17]. Bentuk umum AIC yaitu:

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2M$$

Dengan $\hat{\sigma}_a^2$ = nilai varians pada data sampel; M = jumlah parameter yang ditaksir; n = jumlah pengamatan.

2.6.2. MAPE

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan indikator yang digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase. Perhitungan MAPE dihitung dengan mengambil selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, lalu menyatakannya sebagai persentase terhadap nilai aktual. Umumnya, MAPE dimanfaatkan untuk menilai tingkat akurasi suatu prediksi dengan cara membandingkan hasil peramalan terhadap data aktual [18], [19]. Semakin rendah nilai persentase kesalahan pada MAPE, semakin akurat hasil peramalan yang diperoleh. Berikut adalah rumus untuk menghitung MAPE [20].

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - X'_t}{X_t} \right| \quad (3)$$

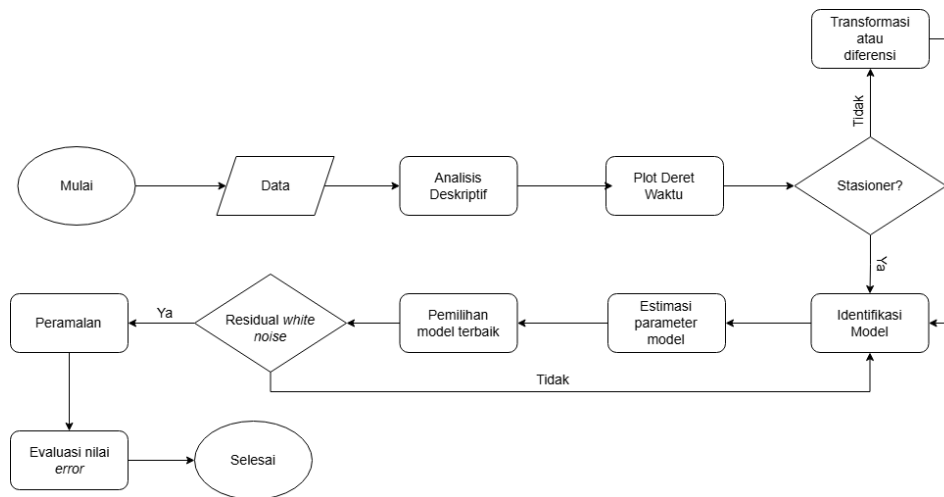
Dengan X_t : nilai aktual pada periode ke- t ; X'_t : nilai peramalan pada periode ke- t ; dan n : jumlah periode data.

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Tingkat prediksi model sangat baik
10%-20%	Tingkat prediksi model baik
20%-50%	Tingkat prediksi model layak
> 50%	Tingkat prediksi model buruk

2.7. Alur Penelitian

Berikut adalah tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, yang digambarkan dalam diagram alir.



Gambar 1. Diagram Alir.

Penjelasan diagram alir:

1. Mulai
2. Melakukan input data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian kWh.
3. Melakukan analisis deskriptif untuk mengetahui gambaran terkait data.
4. Mengubah data dalam bentuk runtun waktu.
5. Melakukan uji stasioner. Jika data tidak stasioner, lakukan transformasi atau diferensi sebelum melanjutkan ke identifikasi model.
6. Melakukan identifikasi model dengan menggunakan plot ACF/PACF.
7. Melakukan estimasi parameter untuk menguji signifikansi dari koefisien model.
8. Pemilihan model terbaik dilakukan ketika diperoleh lebih dari satu model yang signifikan.
9. Asumsi residual *white noise* diuji melalui uji diagnostik. Apabila asumsi tidak terpenuhi, maka identifikasi bentuk model lain perlu dilakukan.
10. Model yang terpilih digunakan untuk melakukan peramalan selama 12 periode ke depan.
11. Evaluasi nilai *error* dilakukan untuk menilai seberapa baik model dalam memprediksi data dengan menghitung nilai *error* dan tingkat akurasi menggunakan nilai MAPE.
12. Selesai.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif digunakan untuk melihat gambaran secara umum konsumsi listrik dari tahun 2014 hingga 2024.

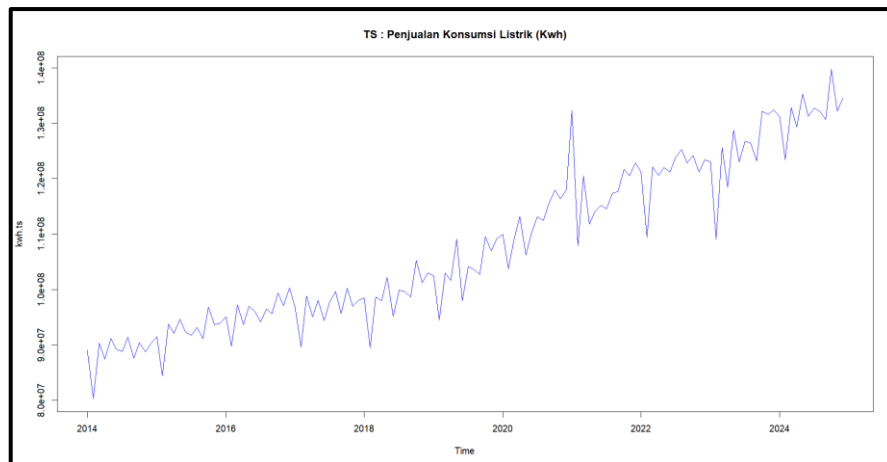
Tabel 2. Tabel Analisis Deskriptif

Ukuran	Nilai
Nilai minimum	80282206
Nilai tengah	103671774
Rata-rata	107762764
Nilai maksimum	139690833

Dari **Tabel 2**, dapat dilihat bahwa konsumsi listrik terendah berada diangka 80.282.206 kWh yang terjadi di bulan Februari 2014. Sementara itu, nilai tengah sebesar 103.671.774 kWh menunjukkan bahwa setengah dari total data berada di bawah angka ini dan setengahnya lebih tinggi. Rata-rata konsumsi listrik selama periode tersebut adalah 107.767.264 kWh, yang memberikan gambaran umum mengenai pola konsumsi listrik pada periode ini. Konsumsi listrik terbesar tercatat 139.690.833 kWh, yang mengindikasikan terjadinya lonjakan pada bulan Oktober 2024.

3.2. Identifikasi Pola Data Runtun Waktu

Identifikasi pola data runtun waktu berguna untuk memeriksa tren dan pola pada data yang akan dianalisis, serta menentukan keberadaan pola musiman. Berikut merupakan plot data runtun waktu dari data penjualan konsumsi listrik dari bulan Januari 2014 hingga Desember 2024.



Gambar 2. Plot data aktual.

Berdasarkan **Gambar 2**, terlihat bahwa data konsumsi listrik dari tahun 2014 hingga 2024 cenderung mengalami pola data tren naik yang mengindikasikan adanya pertumbuhan kebutuhan energi listrik yang kemungkinan dipengaruhi oleh pertumbuhan penduduk, peningkatan aktivitas ekonomi, serta perkembangan sektor industri dan rumah tangga di wilayah Magelang. Selain itu, terdapat pola musiman yang terlihat jelas, yang menunjukkan terjadinya penurunan konsumsi listrik pada awal bulan. Terdapat juga lonjakan konsumsi listrik yang signifikan pada bulan Oktober 2024, yang merupakan nilai maksimum selama periode pengamatan, diduga berkaitan dengan pemulihan aktivitas industri, bisnis, dan sektor jasa pasca pandemi COVID-19. Pemulihan aktivitas tersebut berpengaruh terhadap meningkatnya kebutuhan energi listrik, sehingga konsumsi pada periode tersebut mengalami kenaikan yang cukup tajam dibandingkan bulan-bulan sebelumnya.

3.3. Uji Stasioneritas Data

Berdasarkan pada data aktual, diketahui bahwa data mengandung musiman sehingga dilakukan diferensi musiman terhadap data. Berikut disajikan pengujian ADF setelah dilakukan diferensi musiman.

1. Hipotesis
 H_0 : Data mengandung akar unit (data tidak stasioner)
 H_1 : Data tidak mengandung akar unit (data stasioner)
2. Tingkat signifikansi
 $\alpha = 0.05 = 5\%$
3. Daerah kritis
 H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$
4. Statistik uji

$$\tau = \frac{\delta}{SE(\delta)}$$
5. Keputusan
 Karena $p - value(0.2145) > \alpha (0.05)$ maka hasil pengujian menunjukkan gagal tolak H_0 .
6. Kesimpulan
 Dengan menggunakan tingkat signifikansi 95% dari data yang ada, dapat diartikan bahwa data mengandung akar unit (data tidak stasioner).

Oleh karena hasil dari pengujian ADF di atas data masih belum stasioner, maka dibutuhkan diferensi non-musiman untuk membuat data awal stasioner. Pada data ini, pengujian ADF setelah dilakukan diferensi non-musiman disajikan sebagai berikut.

1. Hipotesis
 H_0 : Data mengandung akar unit (data tidak stasioner)
 H_1 : Data tidak mengandung akar unit (data stasioner)
2. Tingkat signifikansi
 $\alpha = 0.05 = 5\%$
3. Daerah kritis
 H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$
4. Statistik uji

$$\tau = \frac{\delta}{SE(\delta)}$$
5. Keputusan
 Karena $p - value(0.01) < \alpha (0.05)$ maka hasil pengujian menunjukkan tolak H_0 .
6. Kesimpulan
 Dengan menggunakan tingkat signifikansi 95% dari data yang ada, dapat diartikan bahwa data tidak mengandung akar unit (data stasioner).

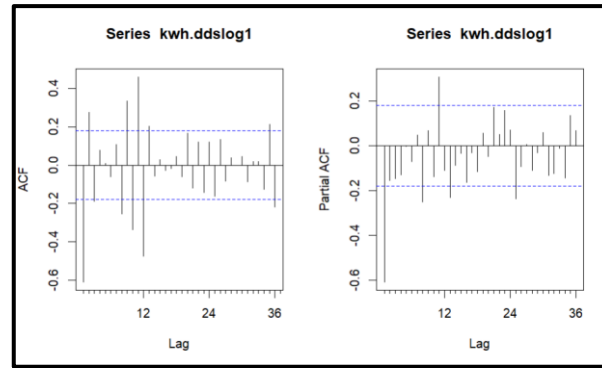
Tabel 3. Tabel Ringkasan Hasil Uji ADF.

Tahapan	$p - value$	α	Keputusan	Keterangan
Diferensi musiman	0.2145	0.05	Gagal tolak H_0	Data tidak stasioner
Diferensi non-musiman	0.01	0.05	Tolak H_0	Data stasioner

Berdasarkan **Tabel 3**, data konsumsi listrik awal tidak memenuhi asumsi stasioneritas, baik sebelum maupun setelah dilakukan diferensi musiman. Oleh karena itu, dilakukan diferensi non-musiman tambahan. Hasil uji ADF menunjukkan bahwa setelah dilakukan diferensi non-musiman dan musiman, data telah bersifat stasioner, sehingga memenuhi syarat untuk pemodelan SARIMA.

3.4. Identifikasi Model SARIMA

Selanjutnya, mengidentifikasi model SARIMA dengan melihat plot ACF dan PACF untuk data yang telah dilakukan diferensi.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Setelah Diferensi.

Berdasarkan **Gambar 3** didapatkan nilai p sebesar 1 karena pada *plot* PACF, garis keluar hingga lag pertama. Begitu pula untuk nilai q yang juga 1, karena pada *plot* ACF garis keluar hingga lag pertama. Kemudian, untuk d adalah 1 karena dilakukan diferensi non-musiman satu kali.

Untuk mengidentifikasi model musiman, dapat dilihat berdasarkan jumlah yang melebihi batas pada kelipatan lag 12, 24, dan 36. Dari *plot* PACF, didapatkan nilai P sebesar 2, karena terdapat garis yang keluar dari garis putus-putus pada kelipatan lag ke-12 dan 24. Sementara itu, untuk nilai Q diperoleh nilai 3, karena garis keluar tepat pada lag ke-36. Nilai D adalah 1 karena dilakukan diferensi musiman satu kali.

Sehingga, order yang terbentuk untuk dijadikan model acuan adalah ARIMA(1,1,3)(2,1,3)[12]. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, dapat dipilih model dengan orde lebih rendah atau kombinasi beberapa orde dalam model utama. Kali ini akan diuji enam model, yaitu model ARIMA(1,1,3)(2,1,3)[12], ARIMA(1,1,3)(1,1,3)[12], ARIMA(1,1,3)(0,1,3)[12], ARIMA(0,1,3)(0,1,3)[12], ARIMA(0,1,3)(0,1,2)[12], ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12].

3.5. Estimasi Model SARIMA

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter untuk keenam model guna menguji signifikansi dari koefisien model. Berikut hasil estimasi parameter keenam model:

Tabel 4. Hasil Estimasi Model.

Model	P-value								
	AR1	MA1	MA2	MA3	SAR1	SAR2	SMA1	SMA2	SMA3
ARIMA(1,1,3)(2,1,3)[12]	0	0	NA	NA	0.011	0	0	NA	0
ARIMA(1,1,3)(1,1,3)[12]	0.709	0.048	0.285	0.024	0.362	-	0.707	0.336	0.413
ARIMA(1,1,3)(0,1,3)[12]	0.722	0.036	0.252	0.021	-	-	0	0.354	0.701
ARIMA(0,1,3)(0,1,3)[12]	-	0	0.036	0.031	-	-	0	0.332	0.702
ARIMA(0,1,3)(0,1,2)[12]	-	0	0.039	0.032	-	-	0	0.373	-
ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12]	-	0	0.038	0.03	-	-	0	-	-

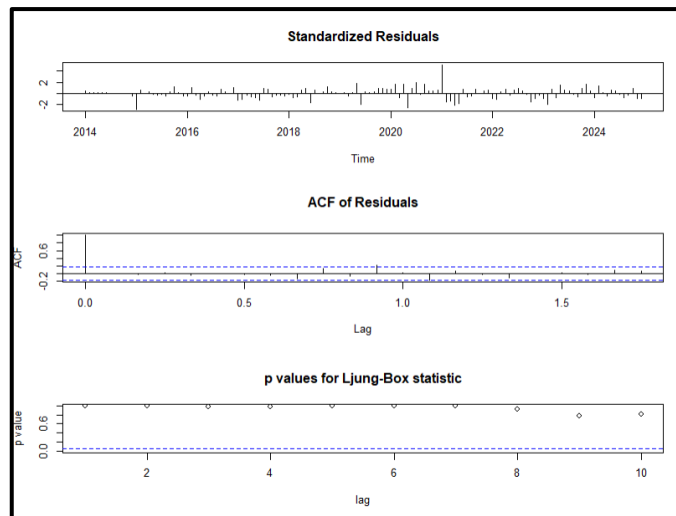
Dengan pengujian hipotesis $H_0: a_1 = 0$ vs $H_1: a_1 \neq 0$, menggunakan tingkat kepercayaan 95%, diperoleh nilai signifikansi model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] $< \alpha(0,05)$, yang menunjukkan nilai koefisien tersebut signifikan terhadap model. Selain itu, model ini juga memiliki nilai AIC terkecil yaitu -530.1915, yang mengindikasikan bahwa model ini merupakan model terbaik di antara model-model lainnya.

Kemudian, persamaan model SARIMA untuk konsumsi listrik di PT PLN (Persero) Area Magelang dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$(1 - B^{12})(1 - B)Y_t = (1 - 0.9999B^{12})(1 - 0.7488B + 0.2451B^2 - 0.2073B^3)\varepsilon_t \quad (4)$$

3.6. Uji Diagnostik

Uji diagnostik dilakukan pada model yang signifikan, yaitu model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12], untuk memeriksa apakah terdapat autokorelasi dalam model tersebut.

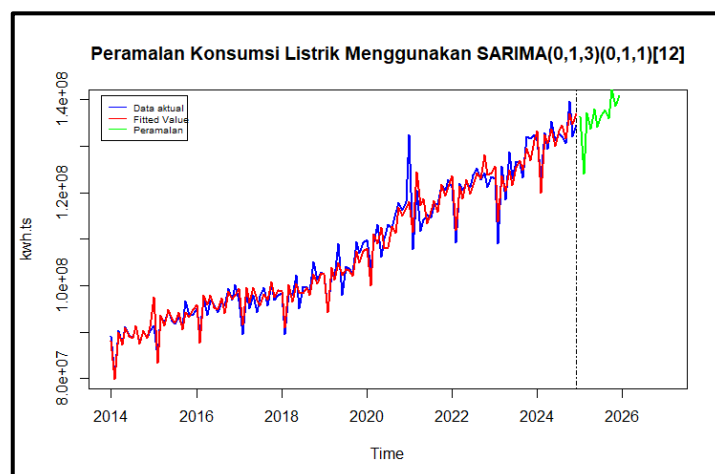


Gambar 4. Plot Uji Diagnostik.

Berdasarkan Gambar 4, model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] menghasilkan residual yang menunjukkan sifat *white noise* (WN), karena tidak ada lag (≥ 1) yang melebihi batas interval. Selain itu, dilakukan pengujian hipotesis $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ vs $H_1: \rho_j \neq 0, j = 1, 2, 3, \dots, k$, dengan tingkat kepercayaan 95%, p -value dari uji Ljung-Box yang lebih besar dari $\alpha(0,05)$, maka H_0 gagal ditolak yang menunjukkan bahwa residual tidak mengandung korelasi. Dengan demikian, uji diagnostik untuk model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] telah terpenuhi.

3.7. Peramalan

Dengan diperolehnya model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] sebagai model terbaik, model ini kemudian digunakan untuk meramalkan konsumsi listrik selama 12 periode ke depan, yang ditampilkan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Plot Peramalan.

Gambar 5 menunjukkan hasil peramalan konsumsi listrik menggunakan model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12]. Garis biru menggambarkan data aktual konsumsi listrik (kWh) dari tahun 2014 hingga tahun 2024. Garis merah mewakili *fitted values* yang menunjukkan

kecocokan yang baik dengan data aktual. Sementara itu, garis hijau menunjukkan peramalan untuk 12 periode mendatang, yang memperkirakan bahwa konsumsi listrik akan terus meningkat. Secara keseluruhan, **Gambar 5** menunjukkan tren konsumsi listrik yang terus meningkat, dengan adanya pola musiman yang berulang tiap tahunnya. Model SARIMA memprediksi bahwa peningkatan tersebut akan terus berlanjut hingga tahun 2025, sekaligus mempertahankan pola musiman yang telah ditangkap oleh model. Berikut adalah rincian nilai untuk setiap periode peramalan konsumsi listrik.

Periode	Hasil Peramalan	Tingkat Kepercayaan 95%	
		Batas Bawah	Batas Atas
Januari 2025	136389987	130345175	142715129
Februari 2025	123985425	118324337	129917362
Maret 2025	137208976	130276987	144509814
April 2025	133727163	126765369	141071291
Mei 2025	137976829	130588129	145783583
Juni 2025	134147223	126769501	141954313
Juli 2025	136561032	128858461	144724027
Agustus 2025	137864069	129899204	146317305
September 2025	135882233	127850476	144418555
Oktober 2025	142282421	133687009	151430475
November 2025	138715445	130157290	147836320
Desember 2025	140953916	132082504	150421182

Tabel 5. Hasil Peramalan.

Berdasarkan **Tabel 4** hasil peramalan konsumsi listrik untuk tahun 2025, dapat dilihat bahwa meskipun terdapat fluktuasi, tren konsumsi listrik menunjukkan kecenderungan meningkat sepanjang tahun 2025. Konsumsi listrik tertinggi terjadi pada bulan Oktober 2025 sebanyak 142.282.421 kWh, sedangkan konsumsi listrik terendah terjadi pada bulan Februari 2025 sebanyak 123.985.425 kWh.

Selain menghasilkan nilai prediksi, model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] juga memberikan nilai interval kepercayaan 95% untuk setiap periode peramalan yang menunjukkan batas bawah dan batas atas yang diperkirakan akan mencakup nilai aktual dengan tingkat keyakinan sebesar 95%. Interval ini penting karena dapat menunjukkan tingkat ketidakpastian dari hasil peramalan. Misalnya, pada bulan Oktober 2025, interval kepercayaan untuk bulan tersebut berada pada rentang 133.674.083 kWh sampai dengan 151.468.312 kWh. Artinya, dengan tingkat keyakinan 95%, konsumsi listrik aktual pada Oktober 2025 berada di antara nilai tersebut.

Secara umum, semakin jauh periode peramalan yang dilakukan, maka rentang interval kepercayaan akan semakin lebar. Hal ini menunjukkan bahwa ketidakpastian prediksi semakin meningkat seiring bertambahnya waktu. Oleh karena itu, dalam perencanaan penyediaan listrik, pihak PLN dapat mempertimbangkan batas atas interval sebagai langkah antisipasi untuk menghindari kekurangan pasokan listrik.

3.8. Evaluasi Error

Dari hasil evaluasi model peramalan, dilakukan perhitungan MAPE untuk mengukur tingkat keakuratan model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12]. Nilai MAPE sebesar 0,08483603 atau setara dengan 8,48% yang diperoleh dari hasil perhitungan menunjukkan bahwa kemampuan prediksi model tergolong sangat baik. Tingkat kesalahan yang rendah ini menjadikan model ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12] dapat diandalkan untuk meramalkan konsumsi listrik dengan akurasi tinggi, yaitu mencapai sekitar 99,92%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan menunjukkan bahwa pola konsumsi listrik di wilayah Magelang selama periode 2014 hingga 2024 ditandai dengan penggunaan tertinggi yang terjadi pada Oktober 2024, sedangkan tingkat konsumsi terendah tercatat

pada Februari 2014. Model *Seasonal* ARIMA terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12], yang dibuktikan dengan nilai MAPE sebesar 0,08483603 atau 8,48% dan tingkat akurasi 99,92%. Berdasarkan model ini, diperkirakan konsumsi listrik tertinggi akan terjadi pada bulan Oktober 2025 yaitu sebesar 142.282.421 kWh.

5. Daftar Pustaka

- [1] A. R. G. Vasquez, M. E. F. Rodriguez, and R. C. Dayupay, "Energy Consumption Forecasting Model for Puerto Princesa Distribution System Using Multiple Linear Regression," *International Journal of Innovative Science and Research*, vol. 5, no. 11, Nov. 2020, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/356760597>
- [2] Sekretariat Perusahaan PT PLN (Persero), *Statistik PLN 2023*. Jakarta : PT PLN (Persero), 2023.
- [3] Sahrul, Purwoharjono, and R. Gianto, "Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Menggunakan Metode Gabungan," vol. 11, no. 3, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i3.
- [4] F. Annasiyah and M. Prastuti, "Peramalan Konsumsi Energi Listrik untuk Sektor Industri di PT PLN (Persero) Area Gresik Menggunakan Metode Time Series Regression dan ARIMA," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [5] D. A. Fajari, M. F. Abyantara, and H. A. Lingga, "Peramalan Rata Rata Harga Beras pada Tingkat Perdagangan Besar atau Grosir Indonesia dengan Metode SARIMA (Seasonal ARIMA)," *Jurnal Agribisnis Terpadu*, vol. 14, no. Juni, pp. 88–97, 2021.
- [6] S. E. Sim, K. G. Tay, A. Huong, and W. K. Tiong, "Forecasting electricity consumption using SARIMA method in IBM SPSS software," *Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering*, vol. 6, no. 5, pp. 103–114, Dec. 2019, doi: 10.13189/ujeee.2019.061614.
- [7] S. Syahputri, S. Sinurat, and I. Saputra, "Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Pada PT. PLN (Persero) Rayon Aek Nabara Dengan Metode Exponential Smoothing," 2021. [Online]. Available: <https://djournals.com/jieee>
- [8] L. D. Martias, "STATISTIKA DESKRIPTIF SEBAGAI KUMPULAN INFORMASI," *Fihris: Jurnal Ilmu Perpustakaan dan Informasi*, vol. 16, no. 1, p. 40, Jun. 2021, doi: 10.14421/fhrs.2021.161.40-59.
- [9] S. N. Azizah and J. Hernadi, "Peramalan Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet-VAR," *Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 7, no. 2, p. 55, Oct. 2020, doi: 10.26555/konvergensi.v7i2.19603.
- [10] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis Forecasting and Control*, Fifth Edition. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2016.
- [11] M. H. Asnawi, S. A. Hasanah, V. M. Gizela, A. E. Hasana, and T. Toharudin, "Aplikasi ARCH/GARCH dalam Prediksi Harga Saham PT Kimia Farma (Persero) Tbk," *Seminar Nasional Statistik*, 2021, doi: 10.1234/pns.v10i.72.
- [12] G. Christie, D. Hatidja, and R. Tumilaar, "Penerapan Metode SARIMA dalam Model Intervensi Fungsi Step untuk Memprediksi Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa (Application of the SARIMA Method in the Step Function Intervention to Predict the Number of Visitors at Londa Tourism Object)," *JURNAL ILMIAH SAINS*, vol. 22, no. 2, p. 96, Aug. 2022, doi: 10.35799/jis.v22i2.40961.
- [13] O. N. Qisthi, S. L. Fitri, A. Immanuel, and D. D. Dewi, "Prediksi Harga Emas Untuk Investasi Masa Depan Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Journal of Innovation Research and Knowledge*, vol. 4, no. 7, p. 2024, Dec. 2024, [Online]. Available: <https://www.bajangjournal.com/index.php/JIRK/article/view/9053>
- [14] M. L. Tauryawati and M. Isa. Irawan, "Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG," *JURNAL SAINS DAN SENI POMITS*, vol. 3, no. 2, 2014.

- [15] N. Qona'ah, "Modeling and Forecasting Volatility in USD/GBP Exchange Rate," *ENTHUSIASTIC International Journal of Applied Statistics and Data Science*, vol. 3, no. 2, pp. 139–150, 2023, [Online]. Available: <https://journal.uui.ac.id/ENTHUSIASTIC>
- [16] R. Permatasari, S. Mariani, and Sugiman, "Pemodelan dan Peramalan Runtun Waktu Nonlinier dengan Metode Exponential Smooth Transition Autoregressive (ESTAR)," *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, vol. 45, no. 1, p. 2022, 2022, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/JM>
- [17] I. La Zulfa and Suhartono, "Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 1, 2015.
- [18] I. Nabillah and I. Ranggadara, "Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut," *JOINS (Journal of Information System)*, vol. 5, no. 2, pp. 250–255, Nov. 2020, doi: 10.33633/joins.v5i2.3900.
- [19] L. Hablinawati and J. Nugraha, "Peramalan Nilai Tukar Petani di Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode ARIMA," *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 2, no. 1, 2024.