

# Peramalan Konsumsi Energi Listrik untuk Sektor Industri di PT PLN (Persero) Area Gresik Menggunakan Metode *Time Series Regression* dan ARIMA

Fahrila Annasyah dan Mike Prastuti

Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

*e-mail*: mike\_p@statistika.its.ac.id

**Abstrak**—Penjualan energi listrik pada sektor industri mempunyai kontribusi sebesar 53% di PT PLN (Persero) Area Gresik dan mengalami peningkatan setiap tahunnya. Pendistribusian tenaga listrik harus dilakukan secara optimal antara jumlah konsumsi energi listrik oleh konsumen dengan jumlah pasokan listrik yang diproduksi oleh PLN, agar tidak terjadi permasalahan seperti gangguan distribusi hingga pemadaman listrik. Di sisi lain, konsumsi energi listrik pada sektor industri fluktuatif dari waktu ke waktu karena dipengaruhi oleh kondisi tertentu. Oleh karena itu, pada penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model terbaik dalam meramalkan konsumsi energi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk sektor industri yang terdiri dari 2 golongan tarif, yaitu I3/TM (Tegangan Menengah) dan I4/TT (Tegangan Tinggi) di PT PLN (Persero) Area Gresik dengan membandingkan antara metode *Time Series Regression* dan ARIMA. Hasil penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa metode peramalan terbaik untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi golongan I3 adalah model *Time Series Regression* yang mengikutsertakan variabel independen berupa efek tren, efek intervensi waktu terjadi pandemi COVID-19, dan efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri dengan nilai RMSE sebesar 3.995.548. Sedangkan metode peramalan terbaik untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi golongan I4 adalah metode ARIMA dengan model ARIMA (1,1,0) di mana nilai RMSE yang dihasilkan sebesar 1.775.819.

**Kata Kunci**—ARIMA, Konsumsi Energi Listrik, Peramalan, *Time Series Regression*.

## I. PENDAHULUAN

ENERGI listrik telah menjadi kebutuhan utama dalam kehidupan manusia, tanpa listrik segala aktivitas dapat terganggu bahkan terhenti. Kebutuhan energi listrik di Indonesia dari tahun ke tahun menunjukkan peningkatan dari segi jumlah pelanggan maupun dari segi konsumsi energi listrik (KWh) yang digunakan. Berdasarkan laporan statistik PLN, rata-rata Indonesia mengalami peningkatan jumlah pelanggan kebutuhan listrik sebesar 3 juta pelanggan tiap tahunnya. Pada tahun 2020 jumlah pelanggan meningkat sebesar 4,35% dibandingkan pada tahun sebelumnya [1].

Pendistribusian listrik dibagi menjadi beberapa sektor yang terdiri dari sektor sosial, rumah tangga, pemerintah, bisnis, industri, serta layanan khusus dan dengan golongan tarif tertentu pada setiap sektor. Area Gresik termasuk salah satu area yang memiliki penjualan energi listrik tertinggi di Jawa Timur, terutama pada sektor industri. Berdasarkan data BPS Jawa Timur, penjualan energi listrik di sektor industri berkontribusi sebesar 53% dari penjualan energi listrik secara keseluruhan [2]. Sehingga PT PLN (Persero) Gresik perlu terus berupaya menyediakan pasokan listrik untuk memenuhi kebutuhan masyarakat. Namun, permasalahan yang menjadi

perhatian adalah pasokan energi listrik yang dihasilkan harus lebih dari energi listrik yang dikonsumsi oleh pelanggan. Jika energi listrik yang disalurkan lebih kecil dari yang dibutuhkan, maka akan terjadi *overload* yang akan mempengaruhi terjadinya pemadaman listrik. Namun, jika energi listrik yang disalurkan terlalu besar dari yang dibutuhkan, maka akan terjadi pemborosan energi dan PT PLN (Persero) Area Gresik akan mengalami kerugian. Sedangkan, faktanya penggunaan energi listrik cenderung berubah setiap saat sesuai dengan kebutuhan konsumen, oleh karena itu PT PLN (Persero) Area Gresik memerlukan pengetahuan jumlah listrik yang dibutuhkan pada periode yang akan datang dan hal ini dapat diketahui melalui metode statistika yang menggunakan data runtun waktu yaitu peramalan. Hal ini agar PT PLN Area Gresik dapat menyediakan pasokan energi listrik yang optimal untuk memenuhi kebutuhan pelanggan.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan konsumsi energi listrik khususnya untuk sektor industri di area Gresik yang terdiri dari 2 golongan tarif, yaitu I3/TM (Tegangan Menengah) dan I4/TT (Tegangan Tinggi) dengan memasukkan variabel prediktor berupa jumlah pelanggan dan variabel *dummy* yaitu efek tren, efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri, serta efek intervensi waktu terjadinya COVID-19 menggunakan metode *Time Series Regression* yang akan dibandingkan dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang diduga cocok digunakan jika observasi dari deret waktu saling berhubungan satu sama lain.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. *Time Series Regression* (TSR)

Analisis regresi dalam konteks *time series* memiliki bentuk yang sama dengan regresi linier umum. Sedangkan regresi dalam konteks *time series* merupakan model yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen ( $Z_t$ ) dengan variabel prediktor yang berupa deretan waktu ( $t$ ) yang bertujuan untuk meramalkan nilai variabel dependen ( $\hat{Z}_t$ ) [3]. Data *time series* sering kali memiliki variabel independen yang berupa variabel *dummy*, seperti efek musiman, efek intervensi dan efek variasi kalender sehingga dengan menggunakan TSR memungkinkan untuk memasukkan variabel tersebut ke dalam model. Secara umum, persamaan model TSR dapat ditunjukkan oleh persamaan (1).

$$Z_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \beta_2 X_{2,t} + \dots + \beta_k X_{k,t} + a_t \quad (1)$$

Tabel 1.  
Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA

Model	ACF	PACF
AR ( $p$ )	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )	Terpotong setelah lag ke- $p$
MA ( $q$ )	Terpotong setelah lag ke- $q$	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )
ARMA ( $p,q$ )	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )	Turun cepat secara eksponensial ( <i>dies down</i> )
AR ( $p$ ) atau MA ( $q$ )	Terpotong setelah lag ke- $q$	Terpotong setelah lag ke- $p$

Tahapan dalam pemodelan TSR terdiri dari, estimasi dan pengujian signifikansi parameter, diagnostik residual, serta pemilihan model terbaik.

Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model *Time Series Regression* adalah *Ordinary Least Square (OLS)*. *Ordinary Least Square (OLS)* merupakan estimasi parameter dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat residual atau error nilai-nilai observasi terhadap rata-ratanya [4]. Nilai estimasi parameter didapatkan melalui Persamaan (2).

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Z) \tag{2}$$

Keterangan  $X$  adalah variabel independen pada waktu  $t = 1, 2, \dots, n$ ,  $\beta$  adalah parameter dengan  $k =$  banyaknya variabel independen, dan  $Z$  adalah variabel dependen (data pengamatan) pada waktu  $t = 1, 2, \dots, n$ .

Pengujian parameter dalam model regresi bertujuan untuk mengetahui apakah parameter tersebut memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon. Pengujian signifikansi parameter model *Time Series Regression* terdiri dari dua tahap, yaitu pengujian serentak dan pengujian parsial.

Hipotesis uji serentak adalah sebagai berikut [5]:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$  (tidak ada variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

$H_1$ : minimal terdapat satu  $\beta_i \neq 0$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$

Pada taraf signifikan sebesar  $\alpha$ ,  $H_0$  ditolak jika  $F > F_{\alpha, (k, n-k-1)}$ . Statistik uji:

$$F = \frac{MSR}{MSE} \tag{3}$$

Hipotesis uji parsial adalah sebagai berikut [5].

$H_0: \beta_i = 0$  (variabel independen ke- $i$  tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

$H_1: \beta_i \neq 0$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  (variabel independen ke- $i$  berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen)

Pada taraf signifikan sebesar  $\alpha$ ,  $H_0$  ditolak jika  $|t| > t_{\alpha/2, (n-k-1)}$ . Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \tag{4}$$

Pemeriksaan diagnostik residual adalah tahapan terakhir yang digunakan dalam pembuatan model TSR di mana pemeriksaan residual model terdiri dari pemeriksaan identik menggunakan uji *Glejser*, pemeriksaan independen menggunakan uji *Durbin Watson*, dan pemeriksaan distribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

**B. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)**

ARIMA merupakan suatu metode peramalan yang baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. ARIMA merupakan metode analisis *time series* yang terdiri dari dua model, yaitu *autoregressive (AR)* dan *moving average (MA)*, ataupun gabungan keduanya (ARMA) maupun (ARIMA) apabila data tidak stasioner terhadap *mean* maka dilakukan proses *differencing* sehingga terdapat komponen *integrated (I)*. Secara umum model ARIMA dituliskan dengan notasi ARIMA ( $p,d,q$ ) yang dinyatakan dalam Persamaan (5) [6].

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \tag{5}$$

Tahapan dalam pemodelan ARIMA terdiri dari, identifikasi stasioneritas data, identifikasi model dugaan melalui plot ACF dan PACF, estimasi dan pengujian signifikansi parameter, diagnostik residual, serta pemilihan model terbaik.

Stasioner data *time series* terbagi menjadi dua, yaitu stasioner terhadap *varians* dan rata-rata. Apabila data tidak stasioner terhadap *varians* maka dilakukan transformasi *Box-Cox* [6]. Apabila data tidak memenuhi stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan *differencing* (pembedaan) [7].

Identifikasi model dugaan ARIMA dapat diperoleh dari plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* [6]. Kriteria dugaan model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 1.

Setelah dilakukan pendugaan model ARIMA, selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter. Estimasi parameter menggunakan *Conditional Least Square (CLS)* [7]. Untuk model AR(1) seperti dalam persamaan (6).

$$\hat{\phi} = \left[ \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \right] \tag{6}$$

Pengujian signifikansi parameter dilakukan untuk mengetahui apakah hasil penaksiran parameter signifikan atau tidak [3]. Pengujian signifikansi untuk parameter AR adalah sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0: \phi_i = 0$  (Parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \phi_i \neq 0$  (Parameter signifikan terhadap model)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)} \tag{7}$$

Pengujian signifikansi untuk parameter MA adalah sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0: \theta_i = 0$  (Parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \theta_i \neq 0$  (Parameter signifikan terhadap model)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} \tag{8}$$

Tolak  $H_0$  pada taraf signifikansi  $\alpha$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-p}$  dengan  $p$  merupakan banyaknya parameter yang ditaksir.

Model ARIMA dengan parameter yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan residual model *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan residual *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*, sedangkan untuk pemeriksaan residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* [8].

### C. Pemilihan Model Terbaik

Terdapat kemungkinan model yang diperoleh dalam peramalan lebih dari satu, sehingga dibutuhkan suatu kriteria tertentu untuk menentukan model yang terbaik. Beberapa kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pendekatan *out sample* yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) yang merupakan nilai akar dari rata-rata residual yang dikuadratkan [6]. RMSE didapatkan dari persamaan (9).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (9)$$

Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik model peramalan.

### D. Konsumsi Energi Listrik

Konsumsi listrik merupakan kegiatan pelanggan PT PLN yang menggunakan energi listrik sesuai dengan kebutuhan berdasarkan kapasitas pada daya yang tersambung. Tarif tenaga listrik untuk masing-masing sektor, terdiri atas 13 golongan sebagai berikut:

1. Rumah Tangga, meliputi 5 golongan yakni R-1/TR (daya: 900 VA), R-1/TR (daya: 1.300 VA), R-1/TR (daya: 2.200 VA), R-2/TR (daya: 3.500 VA s.d 5.500 VA), dan R-3/TR (daya: >6.600 VA).
2. Bisnis, meliputi 2 golongan yakni B-2/TR (daya: 6.600 VA s.d 200 kVA) dan B-3/TM (daya: di atas 200 kVA).
3. Industri, meliputi 2 golongan yakni 2 I-3/ TM (daya: >200 kVA) dan I-4/ TT (daya: >30.000 kVA).
4. Pemerintah, meliputi 3 golongan yakni P-1/TR (daya: 6.600 VA s.d 200 kVA), P-2/TM (daya: > 200 kVA), dan P-3/TR untuk penerangan jalan umum (tarif listrik lembaga pemerintah).
5. Layanan Khusus, hanya ada 1 golongan yakni 1 L/TR, TM, TT (tarif listrik khusus).

## III. METODOLOGI PENELITIAN

### A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari PT PLN (Persero) UP3 Gresik, Jawa Timur. Data tersebut merupakan data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh pada sektor industri di Gresik yang terdiri dari golongan tarif I3/Tegangan Menengah (TM) dan I4/Tegangan Tinggi (TT) dengan periode bulanan mulai bulan Januari 2016 hingga bulan Desember 2021.

### B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Konsumsi energi listrik sektor industri di Gresik yang terdiri dari golongan tarif I3/TM ( $Z_{1,t}$ ) dan I4/TT ( $Z_{2,t}$ ).
2. Variabel *dummy* berupa efek tren ( $t$ )  
Kecenderungan suatu data yang memiliki pola meningkat atau menurun. Pada observasi ke-1 dikategorikan "1", observasi ke-2 dikategorikan "2". Dengan langkah yang sama dan urut, hal ini berlaku hingga observasi terakhir.
3. Jumlah Pelanggan ( $X_{1,t}$ ) yang merupakan industri yang berlangganan listrik kepada PT PLN Area Gresik.
4. Variabel *dummy* berupa efek intervensi saat terjadi pandemi Covid-19 ( $I_{1,t}$ )

Pandemi Covid-19 di Indonesia pertama kali terjadi pada bulan Maret 2020. Sehingga, sejak bulan Maret 2020 dikategorikan "1", selain itu dikategorikan "0".

5. Variabel *dummy* berupa efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri ( $V_{1,t}$ )  
Bulan di mana terdapat waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri dikategorikan "1", selain itu dikategorikan "0".

### C. Langkah Analisis

Peramalan konsumsi energi listrik menggunakan TSR dan ARIMA dijelaskan dengan langkah-langkah berikut:

Mendeskripsikan karakteristik data konsumsi energi listrik pada masing-masing golongan tarif I3/TM dan I4/TT, membagi data menjadi *in sample* mulai bulan Januari 2016 sampai Desember 2021 dan data *out sample* mulai bulan Januari 2021 sampai Desember 2021.

Melakukan peramalan menggunakan metode *Time Series Regression* dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Melakukan estimasi parameter model dan pengujian signifikansi parameter secara serentak maupun parsial,
2. Melakukan pemeriksaan diagnostik residual model,
3. Memilih model peramalan TSR terbaik berdasarkan RMSE.

Melakukan peramalan menggunakan ARIMA dengan langkah-langkah sebagai berikut.

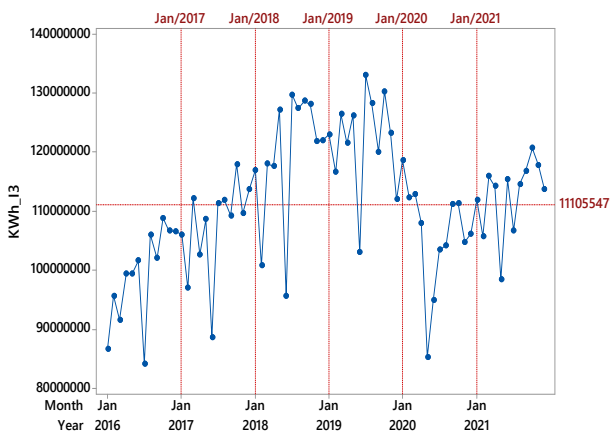
1. Mengidentifikasi stasioneritas data,
2. Menentukan model peramalan dugaan melalui identifikasi plot ACF dan plot PACF,
3. Melakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter,
4. Melakukan pemeriksaan diagnostik terhadap residual model,
5. Memilih model peramalan ARIMA terbaik berdasarkan RMSE.

Menentukan model terbaik antara metode *Time Series Regression* dan ARIMA menggunakan kriteria tingkat akurasi model RMSE, melakukan peramalan konsumsi energi listrik di PT PLN (Persero) Area Gresik dari model terbaik yang terpilih untuk periode Januari 2022 sampai Desember 2022.

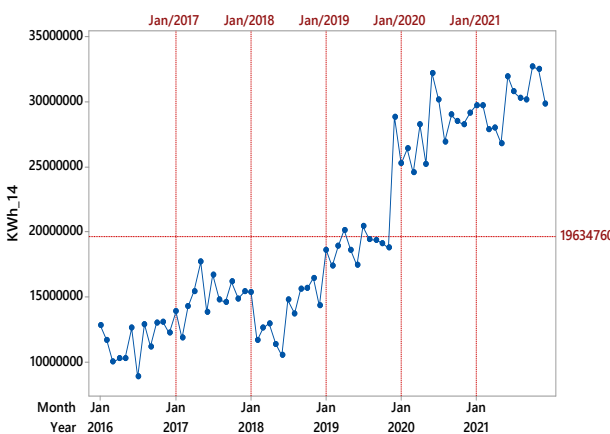
## IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

### A. Karakteristik Konsumsi Energi Listrik Sektor Industri di PT PLN Area Gresik

Identifikasi karakteristik konsumsi energi listrik masing-masing golongan dilakukan melalui *time series plot*. Pola konsumsi energi listrik golongan I3 dapat diketahui melalui Gambar 1 yang menunjukkan bahwa konsumsi energi listrik dari tahun 2016 hingga tahun 2019 cenderung mengalami



Gambar 1. Time series plot konsumsi listrik golongan I3.



Gambar 2. Time series plot konsumsi listrik golongan I4.

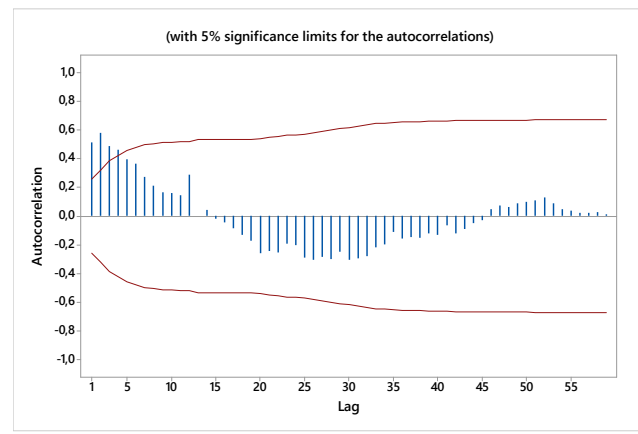
peningkatan setiap tahunnya yang mana pada rentang tahun tersebut membentuk pola data tren naik. Namun, sejak bulan Maret 2020 menunjukkan adanya penurunan akibat adanya intervensi yaitu pandemi Covid-19. Selain itu data konsumsi energi listrik golongan I3 memiliki pola variasi kalender, yaitu terjadi penurunan konsumsi energi listrik pada bulan terjadinya hari raya Idul Fitri, dimana waktu terjadinya hari raya tersebut selalu berubah setiap tahunnya mengikuti kalender Masehi.

Pola konsumsi energi listrik golongan I4 dapat diketahui melalui Gambar 2 yang menunjukkan bahwa konsumsi energi listrik golongan I4 cenderung fluktuatif dan memiliki pola tren naik. Pada bulan Desember 2019 menunjukkan adanya peningkatan konsumsi energi listrik yang cukup signifikan akibat bertambahnya jumlah pelanggan golongan I4. Data konsumsi energi listrik golongan I4 juga diduga memiliki pola variasi kalender, yaitu terjadi penurunan konsumsi energi listrik pada bulan terjadinya hari raya Idul Fitri.

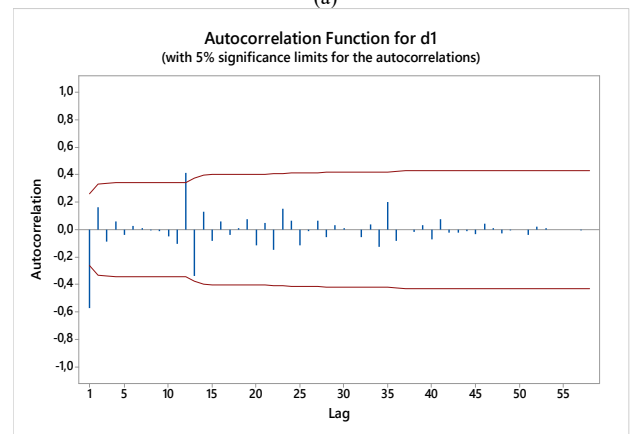
**B. Peramalan Konsumsi Energi Listrik Sektor Industri di PT PLN Gresik Menggunakan Metode TSR**

Berdasarkan pola data konsumsi energi listrik, pemodelan TSR dilakukan dengan meregresikan data konsumsi energi listrik yang merupakan variabel respon terhadap variabel prediktor berupa jumlah pelanggan ( $X_{1,t}$ ) dan variabel dummy yaitu efek tren ( $t$ ), efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri ( $V_{1,t}$ ), dan efek intervensi waktu terjadinya COVID-19 ( $I_{1,t}$ ). Peramalan menggunakan metode TSR untuk masing-masing golongan adalah sebagai berikut.

**1) Peramalan Golongan I3**



(a)



(b)

Gambar 3. (a) Plot ACF konsumsi listrik golongan I3. (b) Plot ACF konsumsi listrik golongan I3 differencing ( $d=1$ ).

Hasil pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa model yang signifikan adalah model  $Z_t$  dengan  $t, I_t, V_t$  dengan nilai estimasi  $\hat{\beta}_0$  sebesar 97976331;  $\hat{\beta}_1$  sebesar 614973;  $\hat{\beta}_2$  sebesar -25948335; dan  $\hat{\beta}_3$  sebesar -19942375.

Setelah dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter, selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik residual model dan diperoleh bahwa residual dari model tersebut tidak identik, tidak independen, dan berdistribusi normal. Namun, pada kasus ini tidak dilakukan penanganan residual yang tidak identik dan independen.

**2) Peramalan Golongan I4**

Hasil pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa model yang signifikan adalah model  $Z_t$  dengan  $t, X_t, V_t$  dengan nilai estimasi  $\hat{\beta}_0$  sebesar -22465664;  $\hat{\beta}_1$  sebesar 175694;  $\hat{\beta}_2$  sebesar 8280893; dan  $\hat{\beta}_3$  sebesar -2022377.

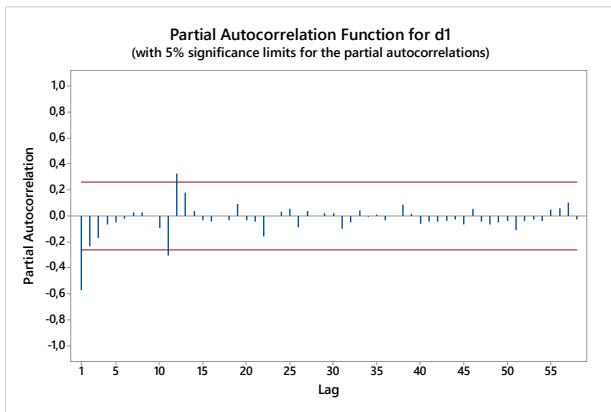
Setelah dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter, selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik residual model dan diperoleh bahwa residual dari model tersebut tidak identik, tidak independen, dan berdistribusi normal. Namun, pada kasus ini tidak dilakukan penanganan residual yang tidak identik dan independen.

**C. Peramalan Konsumsi Energi Listrik Sektor Industri di PT PLN Gresik Menggunakan Metode ARIMA**

Peramalan menggunakan metode ARIMA untuk masing-masing golongan adalah sebagai berikut.

**1) Peramalan Golongan I3**

Identifikasi stasioneritas dalam varians menggunakan Box-Cox plot didapatkan rounded value lambda sebesar 2,48



Gambar 5. Plot PACF konsumsi listrik golongan I3.

dengan batas bawah sebesar 0,39 dan batas atas sebesar 4,91 di mana batas atas dan batas bawah memuat nilai 1, artinya data konsumsi energi listrik golongan I3 telah stasioner dalam varians.

Selanjutnya, dapat dilanjutkan identifikasi stasioneritas dalam rata-rata menggunakan plot ACF yang ditunjukkan pada Gambar 3a. Plot ACF menunjukkan adanya pola turun secara lambat pada lag, sehingga perlu dilakukan *differencing* agar data stasioner dalam rata-rata. Hasil *differencing* ( $d=1$ ) yang ditunjukkan oleh Gambar 3b.

Model ARIMA dibentuk dari Plot ACF dan PACF. Plot ACF pada Gambar 3b menunjukkan pola yang turun cepat dan terpotong (*cut off*) pada lag ke-1 dan 12, sedangkan plot PACF dapat dilihat pada Gambar 4 yang menunjukkan bahwa pola turun cepat dan terpotong (*cut off*) pada lag ke-1, 11, dan 12 yang ditunjukkan dengan panjang lag melewati batas. Berdasarkan plot ACF dan PACF didapatkan sebanyak 3 model dugaan yaitu ARIMA  $([1,11,12],1,0)$ , ARIMA  $(0,1,[11,12])$ , dan ARIMA  $([1,11,12],1,[1,12])$ .

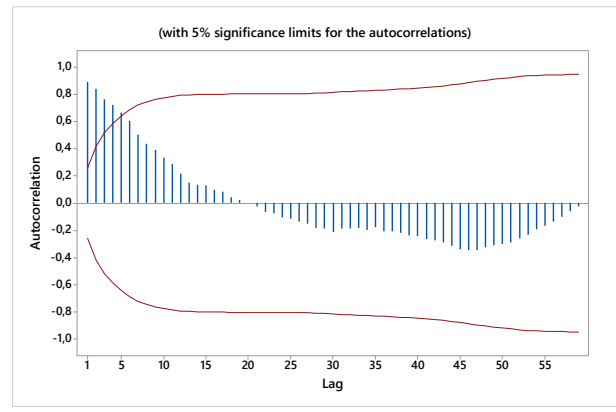
Selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter yang diperoleh bahwa ketiga model dugaan signifikan dan dapat dilanjutkan pada pemeriksaan diagnostik residual model. Hasil pemeriksaan diagnostik residual diperoleh bahwa ketiga model *white noise* dan berdistribusi normal. Model dengan parameter yang signifikan dan memenuhi diagnostik residual diperoleh lebih dari satu, oleh karena itu digunakan kriteria pemilihan model terbaik melalui RMSE. Model ARIMA  $([1,12],1,0)$  menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 9.653.350, sehingga model ini dipilih sebagai model ARIMA terbaik.

## 2) Peramalan Golongan I4

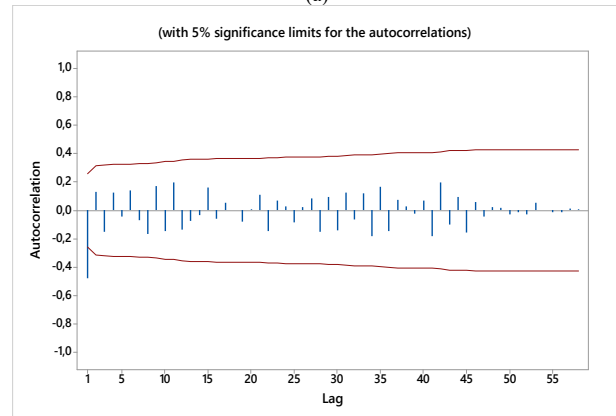
Identifikasi stasioneritas dalam varians menggunakan *Box-Cox plot* didapatkan *rounded value* lambda sebesar 0,5 dengan batas bawah sebesar -0,11 dan batas atas sebesar 1,25 di mana batas atas dan batas bawah memuat nilai 1, artinya data konsumsi energi listrik golongan I4 telah stasioner dalam varians.

Selanjutnya, dapat dilanjutkan identifikasi stasioneritas dalam rata-rata menggunakan plot ACF yang ditunjukkan pada Gambar 5a. Plot ACF menunjukkan adanya pola turun secara lambat pada lag, sehingga perlu dilakukan *differencing* agar data stasioner dalam rata-rata. Hasil *differencing* ( $d=1$ ) yang ditunjukkan oleh Gambar 5b.

Model ARIMA dibentuk dari Plot ACF dan PACF. Plot ACF pada Gambar 5b menunjukkan pola yang turun cepat dan terpotong (*cut off*) pada lag ke-1, sedangkan plot PACF



(a)



(b)

Gambar 4. (a) Plot ACF konsumsi listrik golongan I4. (b) Plot ACF konsumsi listrik golongan I4 *differencing* ( $d=1$ ).

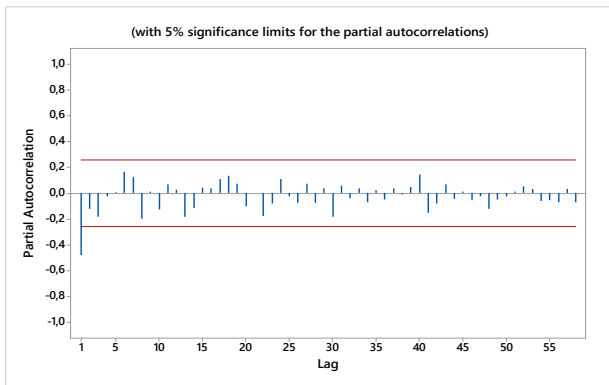
dapat dilihat pada Gambar 6 yang menunjukkan bahwa pola turun cepat dan terpotong (*cut off*) pada lag ke-1 yang ditunjukkan dengan panjang lag melewati batas. Berdasarkan plot ACF dan PACF didapatkan sebanyak 3 model dugaan yaitu ARIMA  $(1,1,0)$ , ARIMA  $(0,1,1)$ , dan ARIMA  $(1,1,1)$ .

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter yang diperoleh bahwa terdapat dua model dugaan yang signifikan, yaitu ARIMA  $(1,1,0)$  dan ARIMA  $(0,1,1)$ , kedua model tersebut dapat dilanjutkan pada pemeriksaan diagnostik residual model. Hasil pemeriksaan diagnostik residual diperoleh bahwa kedua model *white noise* dan berdistribusi normal. Selanjutnya menentukan model terbaik digunakan kriteria kebaikan model melalui RMSE. Model ARIMA  $(1,1,0)$  menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 1.775.819, sehingga model ini dipilih sebagai model ARIMA terbaik.

## D. Pemilihan Model Peramalan Konsumsi Energi Listrik Sektor Industri di PT PLN Gresik Terbaik

Pemilihan model peramalan terbaik dari model terbaik metode *Time Series Regression* dan ARIMA didasarkan pada RMSE. Model peramalan terbaik adalah model dengan nilai RMSE terkecil. Hasil kriteria kebaikan model peramalan untuk konsumsi energi listrik bagi sektor industri golongan I3 terbaik dari kedua metode tersebut ditunjukkan oleh Tabel 2.

Tabel 2 menunjukkan bahwa metode TSR dengan model peramalan antara  $Z_t$  dengan  $t, I_1, V_1$  memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil sebesar 3.995.548. Dengan demikian, untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi sektor industri golongan I3 model *Time Series Regression* lebih baik dari



Gambar 8. Plot PACF konsumsi listrik golongan I4.

Tabel 2.

Pemilihan model terbaik golongan I3

Metode	Model	RMSE
<i>Time Series Regression</i>	$Z_t$ dengan $t, I_1, V_1$	3.995.548
ARIMA	ARIMA ([1,12],1,0)	9.653.318

Tabel 3.

Pemilihan model terbaik golongan I4

Metode	Model	RMSE
<i>Time Series Regression</i>	$Z_t$ dengan $t, X_1, V_1$	2.780.772
ARIMA	ARIMA (1,1,0)	1.775.819

pada model ARIMA. Model peramalan konsumsi energi listrik golongan I3 ditunjukkan oleh Persamaan (10).

$$\hat{Z}_t = 97976331 + 614973t - 25948335I_{1,t} - 19942375V_{1,t} + \varepsilon_t \tag{10}$$

Persamaan (10) menunjukkan bahwa jumlah konsumsi energi listrik golongan I3 pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh efek tren, efek intervensi waktu ditemukan Covid-19 di Indonesia, dan efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri.

Hasil kriteria kebaikan model peramalan untuk konsumsi energi listrik bagi sektor industri golongan I4 terbaik dari kedua metode ditunjukkan oleh Tabel 3.

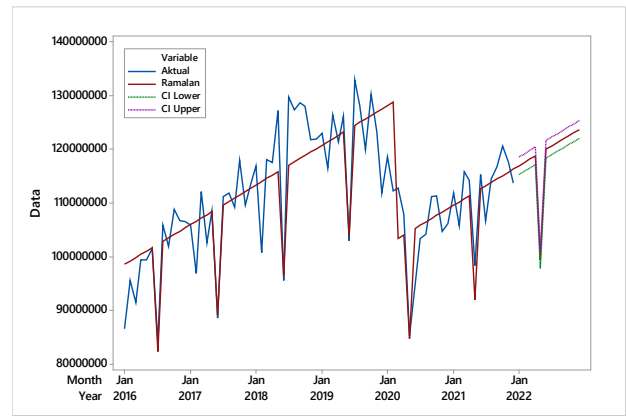
Tabel 3 menunjukkan bahwa metode TSR dengan model peramalan antara  $Z_t$  dengan  $t, I_1, V_1$  memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil sebesar 3.995.548. Dengan demikian, untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi sektor industri golongan I4 model *Time Series Regression* lebih baik dari pada model ARIMA. Model peramalan konsumsi energi listrik golongan I3 ditunjukkan oleh Persamaan (11).

$$\hat{Z}_t = Z_{t-1} - 0,46Z_{t-1} + 0,46Z_{t-2} + a_t \tag{11}$$

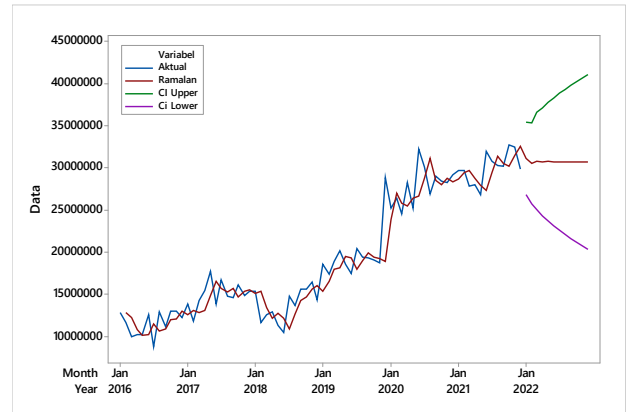
Persamaan (11) menunjukkan bahwa konsumsi energi listrik di PT PLN Area Gresik pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh konsumsi energi listrik pada 1 periode dan 2 periode sebelumnya cenderung lebih bervariasi daripada model GWNBR.

**E. Hasil Ramalan Konsumsi Energi Listrik Sektor Industri di PT PLN Gresik Tahun 2022**

Berdasarkan persamaan (10) dan (11) didapatkan hasil ramalan konsumsi energi listrik untuk sektor industri tahun 2022 yang ditunjukkan oleh Tabel 2 dan 3.



Gambar 6. Time series plot hasil ramalan konsumsi listrik golongan I3.



Gambar 7. Time series plot hasil ramalan konsumsi listrik golongan I3.

Tabel 2 dan 3 menunjukkan bahwa hasil peramalan konsumsi energi listrik bagi sektor industri pada tahun 2022 baik golongan I3 maupun I4 diperkirakan mengalami fluktuasi yang rendah setiap bulannya. Konsumsi energi listrik golongan I3 tertinggi diperkirakan akan terjadi pada bulan Desember 2022 yaitu sebesar 123.685.728 KWh dan konsumsi energi listrik golongan I3 terendah diperkirakan akan terjadi pada bulan Mei 2022 yaitu sebesar 99.438.542 KWh karena pada bulan tersebut terdapat efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri. Sedangkan, konsumsi energi listrik golongan I4 tertinggi diperkirakan akan terjadi pada bulan Januari 2022 yaitu sebesar 31.141.304 KWh dan konsumsi energi listrik golongan I4 terendah diperkirakan akan terjadi pada bulan Februari 2022 yaitu sebesar 30.507.684 KWh.

Visualisasi pergerakan data aktual dan hasil ramalan konsumsi listrik golongan I3 mulai bulan Januari 2016 hingga Desember 2022 yang ditunjukkan pada Gambar 7.

Gambar 7 menunjukkan bahwa garis merah yang merupakan hasil ramalan menggunakan metode *Time Series Regression* menghasilkan ramalan yang mendekati data aktual (garis biru) konsumsi energi listrik golongan I3 di PT PLN (Persero) Area Gresik. Pada tahun 2022 konsumsi energi listrik diperkirakan cenderung meningkat daripada tahun 2021.

Visualisasi pergerakan data aktual dan hasil ramalan konsumsi listrik golongan I4 mulai bulan Januari 2016 hingga Desember 2022 yang ditunjukkan pada Gambar 8.

Gambar 8 menunjukkan bahwa garis merah yang merupakan hasil ramalan menggunakan metode ARIMA menghasilkan ramalan yang mendekati data aktual (garis biru) konsumsi energi listrik golongan I4 di PT PLN (Persero)

Area Gresik. Pada tahun 2022 konsumsi energi listrik diperkirakan menunjukkan adanya fluktuasi yang cukup rendah.

#### V. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh berdasarkan analisis yang telah dilakukan adalah model peramalan terbaik untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi golongan I3 adalah metode TSR dengan variabel *dummy* berupa efek tren ( $t$ ), efek intervensi waktu terjadi pandemi COVID-19 ( $I_1$ ), dan efek variasi kalender waktu terjadinya Hari Raya Idul Fitri ( $V_1$ ). Sedangkan metode peramalan terbaik untuk meramalkan konsumsi energi listrik bagi golongan I4 adalah metode ARIMA dengan model ARIMA (1,1,0). Hasil peramalan konsumsi energi listrik pada golongan I3 dan I4, diperkirakan konsumsi listrik tertinggi terjadi pada bulan Desember 2022.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sekretariat Perusahaan PT PLN (Persero), *Statistik PLN 2020*. Jakarta: PT PLN (Persero), 2021.
- [2] Badan Pusat Statistik, *Banyaknya Pelanggan, Daya Terpasang dan Listrik Terjual Menurut Golongan Tarif di Provinsi Jawa Timur*. Surabaya: BPS Provinsi Jawa Timur, 2021.
- [3] A. B. Bowerman, B.L., O'Connell, R.T. and Koehler, *Forecasting, Time Series, and Regression: An Applied Approach 4th Edition*. London: Duxbury Press, 2005. ISBN: 0-534-40977-6.
- [4] H. Draper, N.R. and Smith, *Applied Regression Analysis Second Edition*. New York: John Wiley and sons, Inc, 1992. ISBN: 0-471-35632-8.
- [5] D. C. Gujarati, D.N. and Porter, *Basic Econometrics. 5th Edition*. New York: McGraw Hill Inc., 2009. ISBN: 978-0073375779.
- [6] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. 2nd Edition*. New York: Pearson Addison Wesley, 2006. ISBN: 0321314646.
- [7] J. D. Cryer and K.-S. Chan, *Time Series Analysis With Applications in R*. New York: Springer, 2008. ISBN: 978-0-387-75958-6.
- [8] W. W. Daniel, *Applied Nonparametric Statistics. 2nd Edition*. Boston: Cengage Learning, 2000. ISBN: 978-0534381943.