



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK PADA SEGMENT  
RUMAH TANGGA PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI  
JAWA TIMUR**

**SARIRAZTY DWIJANTARI**  
**NRP 1314 030 010**

Dosen Pembimbing  
**Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**

**DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS**  
**Fakultas Vokasi**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2017**



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK PADA SEGMENT  
RUMAH TANGGA PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI  
JAWA TIMUR**

**SARIRAZTY DWIJANTARI**  
**NRP 1314 030 010**

**Dosen Pembimbing**  
**Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**

**DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS**  
**Fakultas Vokasi**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2017**



**FINAL PROJECT - SS 145561**

**PREDICTION OF ELECTRICITY CONSUMPTION IN  
THE HOUSEHOLD SEGMENT PT PLN (Persero)  
EAST JAVA DISTRIBUTION**

**SARIRAZTY DWIJANTARI  
NRP 1314 030 010**

**Supervisor  
Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**

**DEPARTMENT OF STATISTICS OF BUSINESS  
Faculty of Vocational  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK PADA SEGMENT  
RUMAH TANGGA PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI  
JAWA TIMUR**

**TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada  
Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :  
**SARIRAZTY DWIJANTARI**  
**NRP 1314 030 010**

**SURABAYA, MEI 2017**

Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi ITS,

**Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**  
**NIP. 19740328 199802 1 001**

Menyetujui,  
Pembimbing Tugas Akhir,

**Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**  
**NIP. 19740328 199802 1 001**

# PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK PADA SEGMENT RUMAH TANGGA PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI JAWA TIMUR

**Nama** : Sarirazty Dwijantari  
**NRP** : 1314 030 010  
**Departemen** : Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS  
**Dosen Pembimbing** : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

## ABSTRAK

Energi listrik merupakan salah satu kebutuhan masyarakat untuk melakukan berbagai macam kegiatan. Jumlah konsumsi listrik masyarakat yang tinggi membuat cadangan listrik menjadi menipis. Hal tersebut dikarenakan jumlah konsumsi listrik rumah tangga yang meningkat secara signifikan pada setiap tahunnya. Cadangan listrik yang menipis dapat mengakibatkan sulitnya PT PLN (Persero) dalam menjalankan program penyebaran listrik pada segmen rumah tangga secara merata karena kurangnya ketersediaan listrik. Maka dari itu perlu dilakukan peramalan konsumsi listrik pada segmen rumah tangga untuk mengetahui konsumsi listrik pada periode selanjutnya, sehingga jumlah listrik yang disediakan tidak berlebih dan menyebabkan biaya yang dikeluarkan menjadi optimum. Peramalan yang dilakukan menggunakan data konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur dengan daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA pada bulan Januari 2010 hingga Desember 2016. Metode yang digunakan adalah ARIMA *Box-Jenkins*. Hasil peramalan yang didapatkan adalah konsumsi listrik segmen rumah tangga di Jawa Timur dengan daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA memiliki pengaruh musiman, dimana terdapat peningkatan jumlah konsumsi listrik pada periode selanjutnya.

**Kata Kunci:** *ARIMA Box-Jenkins, Listrik, Rumah Tangga*

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

# **PREDICTION OF ELECTRICITY CONSUMPTION IN THE HOUSEHOLD SEGMENT PT PLN (PERSERO) EAST JAVA DISTRIBUTION**

**Name** : Sarirazty Dwijantari  
**NRP** : 1314 030 010  
**Department** : Business Statistics Faculty of Vocational ITS  
**Supervisor** : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

## **ABSTRACT**

Electrical energy is one of the community needs to do a variety of activities. Total electricity consumption of high society made up of electricity becomes depleted. That is because the number of household electricity consumption increased significantly every year. Electricity reserves thinning can lead to difficulty PT PLN (Persero) in running the program for distributing electricity in household segment evenly due to lack of availability of electricity. Thus it is necessary for forecasting electricity consumption in the household segment to determine the electricity consumption in the next period, so that the amount of electricity supplied was not excessive and cause costs be optimum. Forecasting is done using the data segment of household electricity consumption (R1) in East Java with power 450VA, 900VA, 1300VA and 2200VA in January 2010 to December 2016. The method used is the Box-Jenkins ARIMA. Forecasting results obtained are the segment of household electricity consumption in East Java with power 450VA, 900VA, 1300VA and 2200VA has a seasonal effect, where there is an increasing amount of electricity consumption in the next period.

**Keywords:** *Box-Jenkins ARIMA, Electric, Household*

*This page intentionally left blank.*



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas kehadiran rahmat dan hidayahNya, penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “**Peramalan Konsumsi Listrik pada Segmen Rumah Tangga PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur**”. Penulis menyadari bahwa dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari doa, bantuan, dan dukungan dari berbagai pihak. Kesempatan ini penulis memanfaatkan untuk menyampaikan rasa terima kasih yang sebanyaknya kepada

1. Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si., selaku Kepala Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS dan selaku dosen pembimbing yang senantiasa membimbing dan memberikan arahan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
2. Dra. Destri Susilaningrum, M.Si dan Ibu Noviyanti Santoso, S.Si., M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan arahan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si selaku Ketua Prodi Diploma III Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS.
4. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis.
5. Sujianto selaku Manajer SDM dan Organisasi Pengembangan SDM dan Arief Wahjana selaku Supervisor *Contact Center* di Bidang Niaga PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur yang telah memberikan kesempatan untuk melakukan penelitian Tugas Akhir di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur.
6. Didik Kurniantoro selaku *Junior Officer Call Center* Sub Bidang Mekanisme Niaga di Bidang Niaga PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur yang telah memberikan nasihat dan bantuan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
7. Raid Hermawan dan Alifah Fithriyati selaku orangtua penulis, serta Alfreid Pradana Firmanillah dan Mohammad Rafa Trisatrya selaku saudara penulis yang tidak henti-

hentinya memberikan doa, nasihat, dan dukungan untuk kesuksesan penulis.

8. Inung Anggun Saputri yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan Tugas Akhir penulis.
9. Tri Ilma Sari, Arif Fuad Saifulloh, Muhammad Khoirul Roziq, Soni Adiyatma, Mira Anjani, dan Rendy Winarno sebagai sahabat terbaik yang memberikan semangat, doa, dan motivasi kepada penulis.
10. Putri Saraswati dan Muhammad Syaiful Firdaus Alfarisi yang selalu memberikan doa, semangat, dan cerita.
11. Fungsionaris BEM FMIPA ITS periode 2015/2016 dan periode 2016/2017, serta komunitas SCOFI yang telah memberikan doa dan dukungan selama satu kepengurusan.
12. Teman-teman “PIONEER” angkatan 2014 Departemen Statistika Bisnis yang memberikan dukungan dan pengalaman yang tidak terlupakan kepada penulis.

Seluruh pihak yang telah membantu dalam keberhasilan Tugas Akhir ini, baik secara langsung maupun tidak langsung.

Surabaya, 17 April 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	vii
<b>ABSTRAK</b> .....	ix
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xv
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xvii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xix
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xxi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan Penelitian .....	3
1.4 Manfaat Penelitian .....	3
1.5 Batasan Masalah .....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
2.1 Analisis <i>Time Series</i> .....	5
2.1.1 Stasioneritas Data .....	5
2.1.2 Fungsi Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial .....	6
2.2 <i>ARIMA Box-Jenkins</i> .....	7
2.2.1 Identifikasi Model .....	7
2.2.2 Estimasi dan Pengujian Parameter .....	9
2.2.3 Uji Asumsi Residual ( <i>Diagnostic Checking</i> ) .....	10
2.2.4 Pemilihan Model Terbaik .....	12
2.3 Konsumsi Listrik .....	13
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	15
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian .....	15
3.2 Metode Analisis .....	16
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b> .....	19
4.1 Karakteristik Konsumsi Listrik Rumah Tangga di Jawa Timur .....	19
4.2 Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga Daya 450VA .....	26

4.2.1	Identifikasi Model pada Daya 450VA.....	26
4.2.2	Estimasi dan Pengujian Parameter Daya 450VA ...	30
4.2.3	Analisis Uji Asumsi Residual Daya 450VA.....	30
4.2.4	Pemilihan Model Terbaik Daya 450VA.....	31
1.1	Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga Daya 900VA.....	33
4.3.1	Identifikasi Model pada Daya 900VA.....	34
4.3.2	Estimasi dan Pengujian Parameter Daya 900VA ...	37
4.3.3	Analisis Uji Asumsi Residual Daya 900VA.....	38
4.3.4	Pemilihan Model Terbaik Daya 900VA.....	39
1.2	Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga Daya 1300VA.....	41
4.4.1	Identifikasi Model pada Daya 1300VA.....	41
4.4.2	Estimasi dan Pengujian Parameter Daya 1300VA .	44
4.4.3	Analisis Uji Asumsi Residual Daya 1300VA.....	45
4.4.4	Pemilihan Model Terbaik Daya 1300VA.....	46
1.3	Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga Daya 2200VA.....	48
4.5.1	Identifikasi Model pada Daya 2200VA.....	48
4.5.2	Estimasi dan Pengujian Parameter Daya 2200VA .	51
4.5.3	Analisis Uji Asumsi Residual Daya 2200VA.....	51
4.5.4	Pemilihan Model Terbaik Daya 2200VA.....	52
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP</b> .....	<b>55</b>
5.1	Kesimpulan .....	55
5.2	Saran .....	55
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>		
<b>LAMPIRAN</b>		

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 4.1</b> Karakteristik Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga	25
<b>Tabel 4.2</b> Model Penduga pada Daya 450VA .....	29
<b>Tabel 4.3</b> Parameter pada Daya 450VA .....	30
<b>Tabel 4.4</b> Asumsi <i>White Noise</i> pada Daya 450VA.....	31
<b>Tabel 4.5</b> Asumsi Distribusi Normal pada Daya 450VA .....	31
<b>Tabel 4.6</b> Pemilihan Model Terbaik pada Daya 450VA .....	32
<b>Tabel 4.7</b> Hasil Prediksi pada Daya 450VA Tahun 2017 .....	33
<b>Tabel 4.8</b> Model Penduga pada Daya 900VA .....	37
<b>Tabel 4.9</b> Parameter pada Daya 900VA .....	37
<b>Tabel 4.10</b> Asumsi <i>White Noise</i> pada Daya 900VA.....	38
<b>Tabel 4.11</b> Asumsi Distribusi Normal pada Daya 900VA .....	39
<b>Tabel 4.12</b> Pemilihan Model Terbaik pada Daya 900VA.....	39
<b>Tabel 4.13</b> Hasil Prediksi pada Daya 900VA Tahun 2017 .....	40
<b>Tabel 4.14</b> Model Penduga pada Daya 1300VA .....	44
<b>Tabel 4.15</b> Parameter pada Daya 1300VA .....	44
<b>Tabel 4.16</b> Asumsi <i>White Noise</i> pada Daya 1300VA.....	45
<b>Tabel 4.17</b> Asumsi Distribusi Normal pada Daya 1300VA .....	45
<b>Tabel 4.18</b> Pemilihan Model Terbaik pada Daya 1300VA.....	46
<b>Tabel 4.19</b> Hasil Prediksi Daya 1300VA Tahun 2017 .....	47
<b>Tabel 4.20</b> Model Penduga pada Daya 2200VA .....	50
<b>Tabel 4.21</b> Parameter pada Daya 2200VA .....	51
<b>Tabel 4.22</b> Asumsi <i>White Noise</i> pada Daya 2200VA.....	52
<b>Tabel 4.23</b> Asumsi Distribusi Normal pada Daya 2200VA .....	52
<b>Tabel 4.24</b> Pemilihan Model Terbaik pada Daya 2200VA.....	53
<b>Tabel 4.25</b> Hasil Prediksi Daya 2200VA Tahun 2017 .....	54

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 4.1</b> <i>Time Series Plot</i> Data Konsumsi Listrik Rumah Tangga.....	19
<b>Gambar 4.2</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 450VA Per Tahun.....	20
<b>Gambar 4.3</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 450VA Per Bulan .....	21
<b>Gambar 4.4</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 900VA Per Tahun.....	21
<b>Gambar 4.5</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 900VA Per Bulan .....	22
<b>Gambar 4.6</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 1300VA Per Tahun.....	22
<b>Gambar 4.7</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 1300VA Per Bulan .....	23
<b>Gambar 4.8</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 2200VA Per Tahun.....	24
<b>Gambar 4.9</b> <i>Box Plot</i> Konsumsi Listrik 2200VA Per Bulan .....	24
<b>Gambar 4.10</b> Plot <i>Box-Cox</i> Data Konsumsi Listrik Daya 450VA..	26
<b>Gambar 4.11</b> Plot ACF Data Transformasi Daya 450VA .....	27
<b>Gambar 4.12</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 1 Daya 450VA.....	28
<b>Gambar 4.13</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 12 Daya 450VA.....	28
<b>Gambar 4.14</b> Plot PACF pada Daya 450VA .....	29
<b>Gambar 4.15</b> Plot <i>Box-Cox</i> Data Konsumsi Listrik Daya 900VA..	34
<b>Gambar 4.16</b> Plot ACF pada Daya 900VA.....	35
<b>Gambar 4.17</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 1 Daya 900VA.....	35
<b>Gambar 4.18</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 12 Daya 900VA.....	36
<b>Gambar 4.19</b> Plot PACF pada Daya 900VA .....	36
<b>Gambar 4.20</b> Plot <i>Box-Cox</i> Konsumsi Listrik Daya 1300VA .....	41
<b>Gambar 4.21</b> Plot ACF pada Daya 1300VA.....	42
<b>Gambar 4.22</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 1 Daya 1300VA.....	42
<b>Gambar 4.23</b> Plot ACF <i>Differencing</i> Lag 12 Daya 1300VA.....	43
<b>Gambar 4.24</b> Plot PACF pada Daya 1300VA .....	43
<b>Gambar 4.25</b> Plot <i>Box-Cox</i> pada Data <i>Insample</i> Daya 2200VA ....	48
<b>Gambar 4.26</b> Plot ACF pada Data <i>Insample</i> Daya 2200VA.....	49
<b>Gambar 4.27</b> Plot ACF Setelah <i>Differencing</i> Daya 2200VA .....	49
<b>Gambar 4.28</b> Plot PACF pada Daya 2200VA .....	50

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1.</b> Data Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga .....	59
<b>Lampiran 2.</b> Karakteristik Konsumsi Listrik Rumah Tangga.....	63
<b>Lampiran 3.</b> <i>Syntax</i> SAS Model I pada Daya 450VA .....	63
<b>Lampiran 4.</b> <i>Output</i> SAS Model I pada Daya 450VA.....	64
<b>Lampiran 5.</b> <i>Syntax</i> SAS Model II pada Daya 450VA.....	64
<b>Lampiran 6.</b> <i>Output</i> SAS Model II pada Daya 450VA .....	65
<b>Lampiran 7.</b> <i>Syntax</i> SAS Model I pada Daya 900VA .....	65
<b>Lampiran 8.</b> <i>Output</i> SAS Model I pada Daya 900VA.....	66
<b>Lampiran 9.</b> <i>Syntax</i> SAS Model II pada Daya 900VA.....	66
<b>Lampiran 10.</b> <i>Output</i> SAS Model II pada Daya 900VA.....	67
<b>Lampiran 11.</b> <i>Syntax</i> SAS Model III pada Daya 900VA.....	67
<b>Lampiran 12.</b> <i>Output</i> SAS Model III pada Daya 900VA .....	68
<b>Lampiran 13.</b> <i>Syntax</i> SAS Model I pada Daya 1300VA .....	68
<b>Lampiran 14.</b> <i>Output</i> SAS Model I pada Daya 130VA.....	69
<b>Lampiran 15.</b> <i>Syntax</i> SAS Model II pada Daya 1300VA .....	69
<b>Lampiran 16.</b> <i>Output</i> SAS Model II pada Daya 130VA.....	70
<b>Lampiran 17.</b> <i>Syntax</i> SAS Model I pada Daya 2200VA .....	70
<b>Lampiran 18.</b> <i>Output</i> SAS Model I pada Daya 2200VA.....	71
<b>Lampiran 19.</b> <i>Syntax</i> SAS Model II pada Daya 2200VA.....	71
<b>Lampiran 20.</b> <i>Output</i> SAS Model II pada Daya 2200VA.....	72

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Listrik adalah salah satu sumber energi dari alam yang dibutuhkan masyarakat. Kebutuhan masyarakat yang semakin kompleks menimbulkan kebutuhan listrik menjadi salah satu kebutuhan primer. Hampir seluruh lapisan masyarakat dari kalangan bawah, menengah, hingga kalangan atas membutuhkan energi listrik untuk berbagai macam kegiatan. Setiap kalangan masyarakat memiliki kebutuhan listrik yang berbeda-beda, sehingga daya yang terpasang juga berbeda. Perbedaan besarnya daya yang terpasang dapat menimbulkan jumlah konsumsi listrik yang berbeda pula.

PT PLN (Persero) merupakan perusahaan BUMN yang menyediakan listrik untuk masyarakat di Indonesia. Salah satu program PT PLN (Persero) untuk masyarakat adalah pemerataan listrik agar semua masyarakat di Indonesia dapat menggunakan listrik untuk kebutuhan sehari-hari. Program tersebut diiringi dengan peningkatan jumlah listrik yang diproduksi untuk memenuhi kebutuhan pelanggan yang telah menggunakan listrik dan untuk menjalankan program pemerataan listrik. Pengetahuan jumlah listrik yang dibutuhkan sangat diperlukan agar penyediaan jumlah listrik sesuai. Salah satu segmen yang sangat berpengaruh terhadap jumlah konsumsi listrik adalah rumah tangga. Jumlah konsumsi listrik pelanggan pada segmen rumah tangga yang diketahui membuat PT PLN (Persero) dapat mengetahui selisih jumlah listrik yang diproduksi dengan jumlah konsumsi listrik. Keadaan dapat dikatakan baik apabila semua listrik yang diproduksi terserap untuk konsumsi listrik, akan tetapi bila tidak semua listrik diserap untuk konsumsi listrik, maka listrik tersebut dikelompokkan sebagai cadangan listrik. Cadangan listrik adalah sejumlah listrik yang diproduksi khusus/berasal dari sisa produksi listrik yang digunakan sebagai cadangan apabila terjadi sesuatu

yang tidak diinginkan pada periode berikutnya, seperti jumlah konsumsi listrik yang semakin meningkat (Sirait, 2016). Akan tetapi pada tahun 2008, terjadi penipisan jumlah cadangan listrik disebabkan jumlah konsumsi listrik yang semakin meningkat dan pembangkit listrik yang tidak optimal dalam memproduksi listrik dikarenakan kondisi alam (Williamson, 2008). Salah satu yang harus diketahui PT PLN (Persero) agar tidak terjadi hal tersebut adalah mengetahui prediksi jumlah konsumsi listrik pada periode selanjutnya. Maka dari itu diperlukan adanya peramalan konsumsi listrik untuk mengetahui jumlah konsumsi listrik pelanggan, sehingga PT PLN (Persero) dapat menyediakan energi listrik yang sesuai dengan konsumsi listrik pelanggan. Peramalan dilakukan dengan menggunakan data konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) pada daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA di area Jawa Timur. Area Jawa Timur memiliki jumlah pelanggan terbesar kedua sebesar 17% dari jumlah pelanggan seluruh region di seluruh Provinsi, dimana yang pertama diduduki oleh region DKI Jakarta dan Tangerang dengan persentase sebesar 19%, yang ketiga diduduki oleh region Jawa Tengah dengan persentase 15%, serta jumlah pelanggan yang terendah terletak di Tarakan Kalimantan Utara dengan persentase sebesar 0,07% (PLN, 2015). Semakin banyak jumlah pelanggan, maka jumlah konsumsi listrik semakin besar.

Penelitian sebelumnya oleh Saputri (2016) mengenai peramalan penjualan tenaga listrik sektor industri di PT PLN (Persero) menggunakan model ARIMA (1,1,10). Hasil yang didapatkan dari pemodelan ARIMA (1,1,10) adalah penjualan tenaga listrik yang paling tinggi terjadi pada bulan Mei 2016, sedangkan nilai peramalan penjualan tenaga listrik yang paling rendah terjadi pada September 2016. Penjualan tenaga listrik pada tahun 2016 mengalami kenaikan sebesar 1,96% dari tahun sebelumnya. Selain itu penelitian juga dilakukan oleh Anggraeni (2012) tentang peramalan penjualan listrik di PT PLN (Persero) distribusi Jawa Timur area pelayanan Surabaya Barat. Model peramalan yang digunakan adalah ARIMA (2,1,0), sehingga

didapatkan kesimpulan peramalan penjualan listrik untuk pelanggan pascabayar tertinggi pada bulan April 2012 dan terendah bulan Mei 2012.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan maka rumusan masalah yang diusung adalah bagaimana model terbaik dan hasil peramalan untuk konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah tersebut maka tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan model terbaik dan hasil peramalan dari konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur agar dapat mengetahui jumlah penyerapan listrik yang disediakan oleh PT PLN (Persero).

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian diharapkan mampu memberikan informasi bagi PT. PLN Distribusi Jawa Timur untuk mengoptimalkan penyediaan energi listrik di Jawa Timur pada periode selanjutnya. Manfaat bagi peneliti adalah dapat menentukan model terbaik untuk peramalan konsumsi listrik pada segmen rumah tangga area Jawa Timur.

## **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur, dimana R1 merupakan rumah tangga dengan daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA. Data yang digunakan bulan Januari pada tahun 2012 hingga bulan Desember tahun 2016.



*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Analisis *Time Series*

Analisis *time series* merupakan salah satu dari bagian metode dengan melakukan pendugaan masa depan berdasarkan nilai masa lalu. Tujuan dari metode peramalan *time series* adalah menemukan pola dalam suatu data yang urut waktu dan menggunakan pola tersebut untuk meramalkan masa depan (Makridakis, Wheelwright, & McGEE, 1999). Analisis ini menggunakan pemodelan ARIMA dengan memperhatikan stasioneritas data, plot ACF, dan PACF. Sebelum mendapatkan model, maka perlu dilakukan pemeriksaan stasioneritas terlebih dahulu. Pemeriksaan stasioneritas dilakukan agar model dapat digunakan untuk meramalkan data dengan hasil yang valid.

##### 2.1.1 Stasioneritas Data

Stasioneritas data adalah asumsi dalam analisis *time series* yang harus terpenuhi. Pemeriksaan stasioneritas data dapat dilakukan dengan menggunakan plot *time series* antara nilai  $Z_t$  dengan waktu ke  $t$ . Stasioneritas dapat dibagi menjadi dua, yaitu stasioneritas terhadap varians dan stasioneritas terhadap *mean* (Makridakis, Wheelwright, & McGEE, 1999).

Stasioneritas terhadap varians adalah apabila data berfluktuasi di sekitar nilai varians yang konstan, artinya data memiliki keragaman yang sama. Pemeriksaan stasioneritas terhadap varians dapat dilihat melalui plot *Box Cox*. Terdapat kemungkinan terjadinya data tidak stasioner terhadap varians, maka ketidakstasioneran tersebut dapat diatasi dengan menggunakan transformasi *Box-Cox* (Wei, 2006).

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.1)$$

dimana nilai  $\lambda$  merupakan parameter transformasi. Hasil transformasi bergantung pada nilai  $\lambda$  yang digunakan. Rumus



transformasi dapat ditunjukkan pada Tabel 2.1. Transformasi dilakukan apabila estimasi  $\lambda$  berada pada interval -1 hingga 0,5. Apabila estimasi  $\lambda$  diluar interval tersebut, maka tidak perlu dilakukan transformasi atau data stasioner terhadap varians.

**Tabel 2.1** Transformasi *Box-Cox*

Estimasi $\lambda$	Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	$Z_t$ (tidak ada transformasi)

Sedangkan stasioner terhadap *mean* adalah fluktuasi data yang berada disekitar nilai *mean* yang konstan. Pemeriksaan stasioneritas terhadap *mean* dilakukan dengan menggunakan plot ACF. Data dapat dikatakan stasioner terhadap *mean* jika plot ACF memiliki lag yang turun cepat, akan tetapi jika setiap lag turun lambat maka data tidak stasioner terhadap *mean*. Apabila data tidak stasioner terhadap *mean*, maka perlu dilakukan *differencing* atau metode pembedaan (Makridakis, Wheelwright, & McGEE, 1999).

$$Y_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.2)$$

### 2.1.2 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Autokorelasi Parsial (PACF)

Autokorelasi (ACF) adalah hubungan linier antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  pada suatu data *time series*. Apabila nilai ACF diplotkan, maka plot tersebut dapat digunakan untuk memeriksa stasioneritas terhadap *mean*. Fungsi ACF dapat diketahui sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}; k = 1, 2, \dots \quad (2.3)$$

dimana,  $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t$

Keterangan:

$Z_t$  : pengamatan pada waktu ke- $t$

$Z_{t+k}$  : pengamatan pada waktu ke- $t$  dan pada lag ke- $k$

$\bar{Z}$  : rata-rata pengamatan pada waktu ke- $t$

$\hat{\rho}_k$  : taksiran autokorelasi data *insample* pada lag ke- $k$

Autokorelasi parsial (PACF) merupakan suatu fungsi untuk mengukur keeratan hubungan antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  setelah dependensi antar variabel  $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$  dihilangkan.

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.4)$$

dimana  $\hat{\rho}_j$  adalah fungsi autokorelasi dari *insample* setelah lag ke- $j$ .

## 2.2 ARIMA Box-Jenkins

ARIMA *Box-Jenkins* adalah salah satu metode untuk meramalkan suatu data yang berbasis *time series*. Berikut adalah prosedur peramalan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*.

### 2.2.1 Identifikasi Model

Identifikasi model adalah suatu tahapan yang harus dilakukan sebelum mendapatkan model guna meramalkan atau memprediksikan suatu data. Tahap identifikasi model terbagi menjadi dua, yakni memeriksa pola data dan menentukan model. Pemeriksaan pola data dapat dilakukan dengan menggunakan *time series plot* dan plot ACF. Sedangkan untuk penentuan model dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan plot PACF.

Ketentuan dalam mendapatkan model tertera pada Tabel 2.2 (Wei, 2006).

<b>Tabel 2.2</b> Bentuk ACF dan PACF model ARIMA		
Model	ACF	PACF
AR(p)	<i>Dies down</i>	<i>Cuts off after lag p</i>
MA(q)	<i>Cuts off after lag q</i>	<i>Dies down</i>
ARMA(p,q)	<i>Dies down</i>	<i>Dies down</i>

Persamaan model yang digunakan pada metode ARIMA *Box-Jenkins* adalah model AR, MA, dan ARMA. Pemodelan pada ARIMA *Box-Jenkins* dapat dijelaskan seperti berikut

**a. Model Autoregressive (AR)**

Model *Autoregressive* (AR) adalah salah satu model dalam ARIMA *Box-Jenkins* yang dipengaruhi oleh orde p. Model AR dapat dinyatakan pada persamaan berikut

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.5)$$

dimana:

$\dot{Z}_t$  : selisih antara data  $Z_t$  dengan  $\mu$

$a_t$  : residual pada waktu ke-t.

$\phi_p$  : estimasi parameter pada lag p

**b. Model Moving Average (MA)**

Model *Moving Average* (MA) merupakan salah satu model dengan orde q, dengan persamaan yang digunakan untuk memprediksi adalah sebagai berikut

$$\dot{Z}_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2.6)$$

dimana  $\theta_q$  merupakan estimasi parameter pada lag q.

**c. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)**

Model ARMA adalah model gabungan antara model AR dan model MA. Persamaan model ARMA dapat dijelaskan seperti berikut.

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.7)$$

estimasi parameter dari model ARMA adalah  $\phi_p$  dan  $\theta_q$ , dimana model tersebut gabungan dari orde  $p$  dan orde  $q$ .

### 2.2.2 Estimasi dan Pengujian Parameter

Estimasi parameter pada model ARIMA yang paling umum digunakan adalah metode *Conditional Least Square* (CLS). Metode ini dilakukan dengan cara mencari nilai parameter meminimumkan jumlah kudrat *error* atau SSE. Estimasi *least square* pada model AR(1) dapat dilihat sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=1}^n a_t = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.8)$$

Selanjutnya pada estimasi tersebut dilakukan penurunan terhadap  $\phi$  dan  $\mu$ , dimana dalam proses penurunan parameter tersebut disamakan dengan nol. Hasil penurunan parameter  $\phi$  dan  $\mu$  didapatkan taksiran parameter  $\mu$  dengan persamaan seperti berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (2.9)$$

Setelah mendapatkan taksiran parameter  $\mu$ , maka parameter tersebut kemudian diturunkan terhadap parameter  $\phi$ . Proses penurunan tersebut berguna untuk mendapatkan estimasi parameter  $\phi$ , dengan hasil penurunan sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.10)$$

Langkah selanjutnya setelah memperoleh estimasi parameter adalah melakukan uji signifikansi parameter. Pengujian ini dilakukan untuk menguji kelayakan parameter yang masuk ke dalam suatu model.

Hipotesis

$H_0 : \phi = 0$  atau  $\theta = 0$  (Parameter tidak signifikan)

$H_1 : \phi \neq 0$  atau  $\theta \neq 0$  (Parameter signifikan)

Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (2.11)$$

Daerah penolakan yang digunakan adalah tolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$ , dimana  $n$  merupakan banyaknya observasi dan  $p$

adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

Setelah model diperoleh dan parameter telah diuji signifikansi, maka harus dilakukan pengujian asumsi residual. Pengujian asumsi residual berguna untuk menguji kesesuaian model.

### 2.2.3 Uji Asumsi Residual (*Diagnostic Checking*)

Dua asumsi dasar yang harus dipenuhi dalam pengujian kesesuaian model yaitu residual model *White Noise* dan berdistribusi normal. Berikut adalah penjelasan masing-masing asumsi.

#### a. Asumsi *White Noise*

Residual bersifat *white noise* jika terdapat korelasi antar residual dengan *mean* adalah nol dan varians konstan. Plot residual dapat digunakan untuk melihat apakah varians residual konstan, sedangkan untuk melihat residual bersifat *white noise* dapat dilakukan dengan melihat plot sampel ACF residualnya. Proses pengujian asumsi residual *white noise* dapat diketahui sebagai berikut (Wei, 2006).

Hipotesis

$H_0 : \rho_{a_1} = \rho_{a_2} = \dots = \rho_{a_k} = 0$

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_{a_k} \neq 0 \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, K$

Statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_{a_k}^2}{(n-k)} \quad (2.12)$$

Daerah penolakan tolak  $H_0$  jika  $Q > \chi_{\alpha,df}^2$ , dimana:

$\hat{\rho}_{a_k}$  : taksiran autokorelasi residual pada lag ke- $k$

$n$  : banyaknya residual

$K$  : nilai lag maksimum

### b. Asumsi Distribusi Normal

Asumsi yang harus dipenuhi adalah residual berdistribusi normal. Pengujian distribusi normal salah satunya dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Pengujian *Kolmogorov Smirnov* memusatkan pada dua fungsi distribusi kumulatif yaitu distribusi kumulatif yang dihipotesiskan dan fungsi distribusi kumulatif yang teramati (Daniel, 1989).

Hipotesis

$H_0 : S(a_t) = F_0(a_t)$  (Residual berdistribusi normal)

$H_1 : S(a_t) \neq F_0(a_t)$  (Residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup(a_t) |S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.13)$$

dengan :

$\sup$  : nilai maksimum dari  $|S(a_t) - F_0(a_t)|$

$S(a_t)$  : fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari residual

$F_0(a_t)$  : fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

Daerah penolakan yang digunakan untuk memeriksa asumsi distribusi normal adalah tolak  $H_0$  jika  $D > D_{1-\alpha,n}$ , dimana  $n$  merupakan banyaknya residual.

### 2.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik untuk meramalkan nilai dimasa yang akan datang dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan dari masing-masing model dugaan.

Pemilihan model terbaik melalui pendekatan *insample* menggunakan kriteria MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Pemilihan model terbaik melalui MAPE menggunakan rumus sebagai berikut (Wei, 1999).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t}}{n} \times 100\% \quad (2.14)$$

Sedangkan pemilihan model terbaik melalui pendekatan *outsample* dengan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*). RMSE merupakan kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil sisa ramalannya digunakan untuk data *outsample* dengan rumus sebagai berikut

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.15)$$

### 2.3 Konsumsi Listrik

Konsumsi listrik adalah kegiatan menggunakan tenaga listrik sesuai kebutuhan/kegiatan yang dilakukan pelanggan berdasarkan kapasitas daya yang terpasang pada rumah pelanggan tersebut (Rachmawati, 2012). Perusahaan sebagai penyedia listrik yang dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia adalah PT PLN (Persero). Pendistribusian listrik dibagi menjadi beberapa segmen agar listrik didistribusikan sesuai sasaran. Segmen dalam pendistribusian listrik adalah segmen bisnis, industri, dan rumah tangga. Segmen bisnis diperuntukkan bagi pelanggan yang melakukan bisnis atau usaha, dimana terbagi menjadi B1, B2 dan B3. B1 untuk bisnis dengan daya sampai dengan 200KVA, B2 untuk daya 6600VA sampai dengan 200KVA dan B3 untuk daya lebih dari 200KVA. Sedangkan segmen industri diperuntukkan bagi suatu perusahaan yang memiliki industri besar. Suatu perusahaan industri dengan daya 900VA hingga 14KVA maka perusahaan tersebut termasuk segmen I1, sedangkan I2 untuk perusahaan industri daya lebih dari 14KVA hingga 200KVA, I3

untuk daya 200KVA hingga 3000KVA, dan I4 untuk daya 200KVA hingga 3000KVA.

Segmen rumah tangga adalah pendistribusian listrik untuk pelanggan yang tenaga listriknya digunakan untuk keperluan rumah tangga. Pendistribusian untuk segmen rumah tangga dibagi menjadi R1, R2, dan R3. R1 untuk rumah tangga dengan daya 450VA hingga 2200VA, R2 dengan daya 3500VA hingga 5500VA, dan R3 dengan daya lebih dari 5500VA. Daya yang terpasang pada segmen bisnis, industri, dan rumah tangga merupakan batas konsumsi listrik. Penelitian ini membahas mengenai konsumsi listrik pada segmen rumah tangga (R1). Hal tersebut dikarenakan terdapat trend kenaikan konsumsi listrik pada segmen rumah tangga (R1) pada setiap tahunnya.



*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Sumber data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari divisi Niaga di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur di Jalan Embong Trengguli No.19-20 Surabaya Jawa Timur. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data konsumsi listrik pada segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur dari bulan Januari tahun 2010 hingga Desember tahun 2016. Variabel penelitian yang digunakan adalah jumlah konsumsi listrik pada segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur dengan satuan KWh, dengan unit penelitian data bulanan. Struktur data dapat dilihat pada Tabel 3.1 berikut.

**Tabel 3.1** Struktur Data Penelitian

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)	
2010	Januari	$Z_1$	
	Februari	$Z_2$	
	...	...	
	November	$Z_{11}$	
	Desember	$Z_{12}$	
2011	Januari	$Z_{13}$	
	Februari	$Z_{14}$	
	...	...	
	November	$Z_{23}$	
...	...	...	
	2016	Januari	$Z_{73}$
		Februari	$Z_{74}$
	...	...	
	November	$Z_{83}$	
Desember	$Z_{84}$		

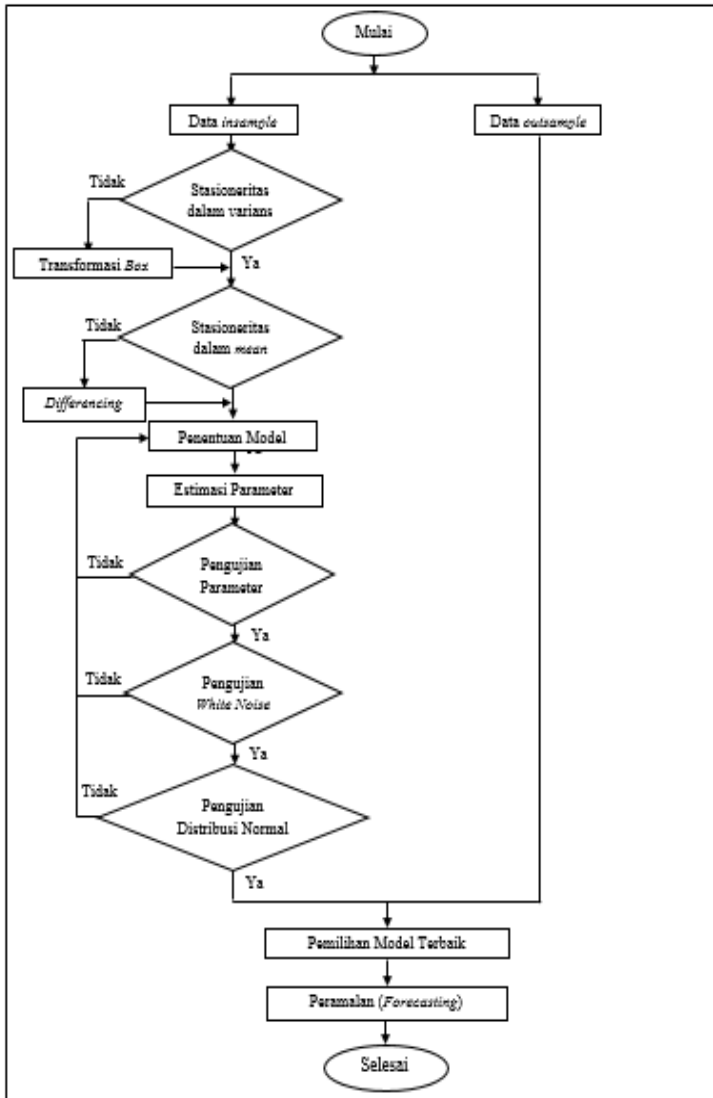
### 3.2 Metode Analisis

Metode analisis peramalan konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur digunakan untuk menjawab tujuan dari penelitian, dengan langkah-langkah yang dilakukan untuk menyelesaikan penelitian adalah sebagai berikut.

1. Data konsumsi listrik dibagi menjadi dua bagian, yakni data *insample* dan *outsample*. Data *insample* digunakan untuk menentukan pemodelan, sedangkan data *outsample* digunakan untuk pemilihan model. Data *insample* menggunakan data pada bulan Januari 2010 sampai dengan Desember 2015, sedangkan data *outsample* menggunakan data pada bulan Januari 2016 hingga Desember 2016.
2. Mengidentifikasi pola data dengan *time series plot* menggunakan data *insample*.
3. Mengidentifikasi stasioneritas data *insample* terhadap varians menggunakan plot *Box-Cox*. Apabila data tidak stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi *Box-Cox*.
4. Mengidentifikasi stasioneritas data *insample* terhadap *mean* menggunakan plot ACF. Apabila data tidak stasioner terhadap *mean* maka harus dilakukan *differencing*.
5. Menentukan model menggunakan plot ACF dan PACF pada data *insample*.
6. Melakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Jika parameter telah signifikan maka dilanjutkan pengujian asumsi residual. Akan tetapi bila parameter tidak signifikan, maka model tidak dapat digunakan untuk pengujian asumsi residual.
7. Melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Jika residual memenuhi asumsi *white noise* maka langkah selanjutnya melakukan pengujian asumsi distribusi normal. Apabila residual memenuhi asumsi distribusi normal maka model dapat digunakan untuk analisis pemilihan model terbaik. Akan tetapi bila

model tidak memenuhi asumsi residual, maka model tidak dapat digunakan untuk analisis pemilihan model terbaik.

8. Memilih model terbaik dengan menggunakan dua kriteria kebaikan model, yakni MAPE dan RMSE. Nilai MAPE dihitung dengan menggunakan data *insample*, sedangkan nilai RMSE dihitung dengan menggunakan data *outsample*.
  9. Memilih model terbaik dengan melihat nilai MAPE dan RMSE terkecil. Apabila model yang didapatkan lebih dari satu, maka model dipilih berdasarkan nilai RMSE terkecil.
  10. Melakukan peramalan pada konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur dengan menggunakan model terbaik yang telah dipilih melalui kriteria kebaikan model.
- Langkah-langkah penyelesaian di atas dapat digambarkan dalam bentuk diagram alir seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir



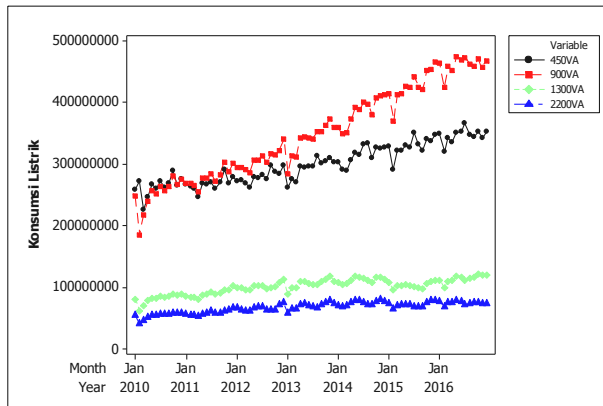
## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas mengenai analisis tentang peramalan konsumsi listrik untuk segmen rumah tangga (R1) di Jawa Timur dengan daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*.

#### 4.1 Karakteristik Konsumsi Listrik Rumah Tangga di Jawa Timur

Karakteristik digunakan untuk mengetahui tingkat konsumsi listrik pada bulan Januari 2010 hingga Desember 2016, dengan hasil analisis sebagai berikut

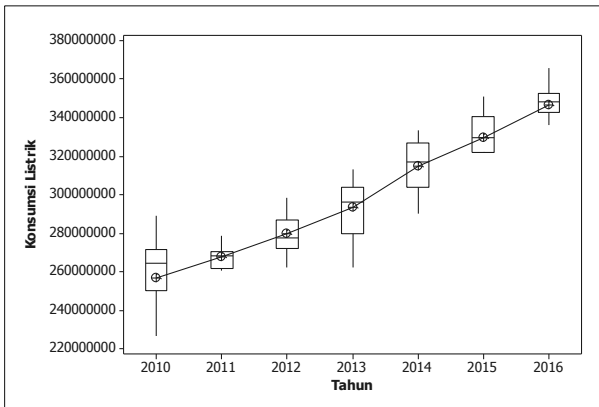


**Gambar 4.1** Time Series Plot Konsumsi Listrik Rumah Tangga

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa konsumsi listrik terendah terjadi pada bulan Februari. Penyebab terjadinya penurunan jumlah konsumsi listrik pada daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA adalah jumlah hari pada bulan Februari terendah dibandingkan pada bulan lainnya, sehingga hal tersebut dapat mempengaruhi jumlah konsumsi listrik segmen rumah tangga di Jawa Timur. Jumlah konsumsi listrik tertinggi terletak pada daya

900VA. Hal tersebut disebabkan jumlah pelanggan pada daya 900VA tertinggi dibandingkan jumlah pelanggan pada daya 450VA, 1300VA, dan 2200VA. Sedangkan konsumsi listrik yang rendah terletak pada daya 1300VA dan 2200VA, karena hanya 9,84% pelanggan di Jawa Timur yang tergolong mampu atau memasang daya 1300VA dan 2200VA.

PT PLN (Persero) memberikan kebijakan pada tahun 2016 yakni mewajibkan pelanggan untuk beralih daya dari 450VA ke daya 1300VA. Akan tetapi kebijakan tersebut tidak mempengaruhi jumlah konsumsi listrik pada daya 450VA seperti yang tertera pada Gambar 4.2.

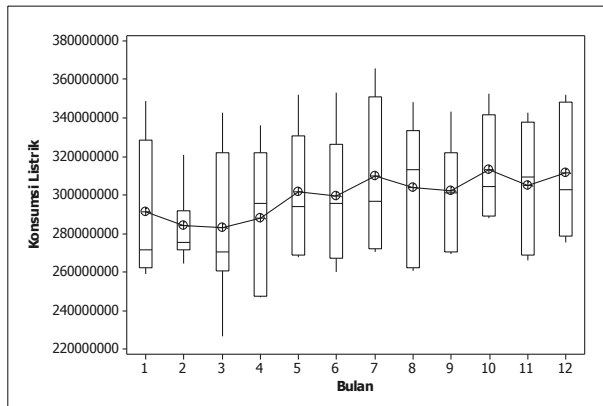


**Gambar 4.2** Box Plot Konsumsi Listrik 450VA Per Tahun

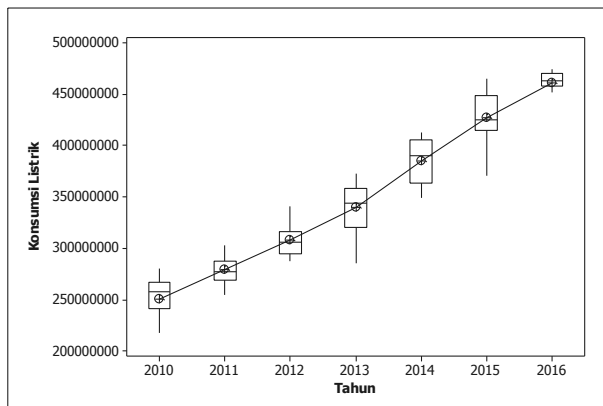
Plot pada Gambar 4.2 cenderung naik dan tidak mengalami penurunan. Hal tersebut dikarenakan tidak semua pelanggan yang diwajibkan untuk melakukan perubahan daya. Kebijakan tersebut diperuntukkan bagi pelanggan yang telah mampu dan tidak layak untuk mendapatkan subsidi listrik. Sedangkan pada Gambar 4.3 menginformasikan bahwa rata-rata konsumsi listrik dengan daya 450VA pada bulan Januari hingga bulan Maret mengalami penurunan karena terdapat adanya musim hujan, dimana terjadi pemadaman listrik untuk pemeliharaan listrik ketika musim hujan. Begitu pula dengan rata-rata konsumsi listrik segmen



rumah tangga pada daya 900VA yang disajikan pada Gambar 4.4 yang mengalami kenaikan tiap tahunnya. Ternyata kebijakan pengalihan menuju daya 1300VA yang diberlakukan pada pelanggan yang memasang daya 900VA tidak mempengaruhi rata-rata konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA.

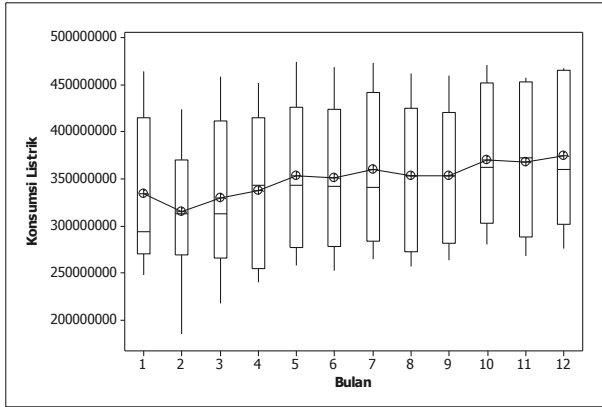


**Gambar 4.3** Box Plot Konsumsi Listrik 450VA Per Bulan



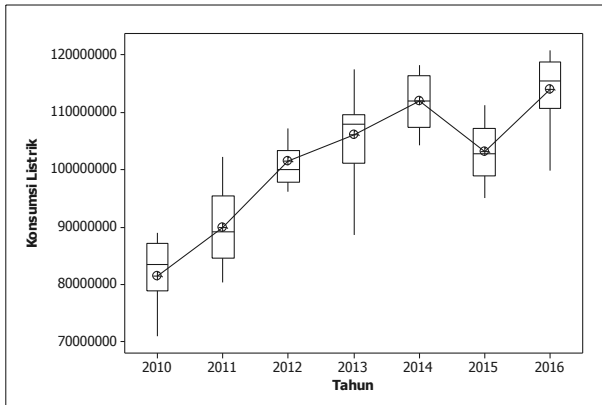
**Gambar 4.4** Box Plot Konsumsi Listrik 900VA Per Tahun





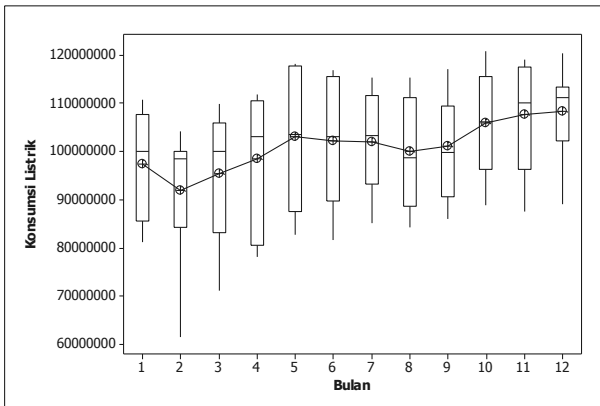
**Gambar 4.5** Box Plot Konsumsi Listrik 900VA Per Bulan

Apabila rata-rata konsumsi listrik pada daya 900VA diamati setiap bulan, maka diketahui terjadi penurunan konsumsi listrik pada bulan Februari. Penyebab adanya penurunan rata-rata konsumsi listrik adalah jumlah hari pada bulan Februari paling sedikit dibandingkan pada bulan lainnya. Selain itu adanya musim hujan membuat listrik menjadi tidak banyak terpakai.



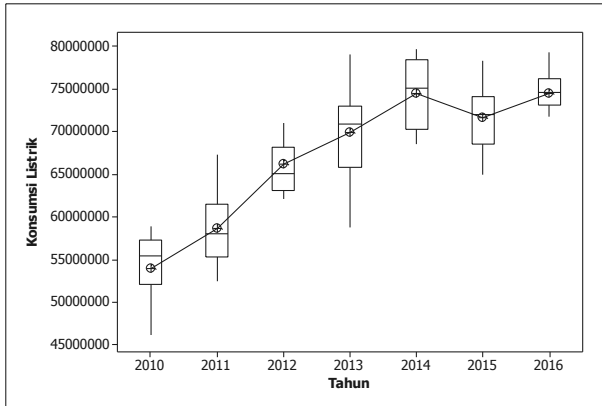
**Gambar 4.6** Box Plot Konsumsi Listrik 1300VA Per Tahun

Sedangkan pada Gambar 4.6 rata-rata konsumsi listrik segmen rumah tangga per tahun dengan daya 1300VA terendah terdapat pada tahun 2015. Hal tersebut dikarenakan adanya kebijakan yang diberikan PT PLN (Persero) kepada pelanggan mengenai kenaikan tarif listrik pada tahun 2015 untuk daya 1300VA dan 2200VA, sehingga pelanggan menghemat pemakaian listrik. Akan tetapi konsumsi listrik mengalami peningkatan pada tahun 2016, karena adanya kebijakan pengalihan daya sehingga pelanggan dengan daya 1300VA semakin meningkat dan mengakibatkan konsumsi listrik semakin meningkat.



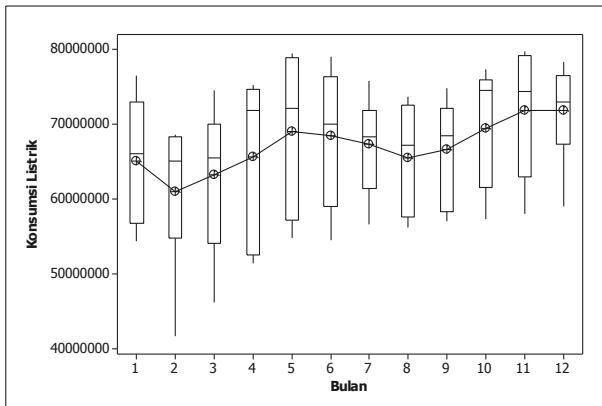
**Gambar 4.7** Box Plot Konsumsi Listrik 1300VA Per Bulan

*Box plot* rata-rata konsumsi listrik segmen rumah tangga per bulan pada daya 1300VA dapat diketahui bahwa terdapat kenaikan konsumsi listrik dari bulan Februari. Hal tersebut disebabkan masuknya musim kemarau yang membuat pemakaian listrik bertambah naik atau meningkat. Pengaruh musim kemarau pada pemakaian listrik adalah semakin meningkatnya pelanggan yang menggunakan pendingin ruangan karena suhu semakin meningkat ketika musim kemarau.



**Gambar 4.8** Box Plot Konsumsi Listrik 2200VA Per Tahun

Gambar 4.8 menunjukkan rata-rata konsumsi listrik untuk daya 2200VA pada tahun 2010 hingga 2014 mengalami peningkatan. Akan tetapi sama halnya dengan konsumsi listrik pada daya 1300VA, dimana pada tahun 2015 terjadi penurunan konsumsi listrik dikarenakan adanya kebijakan kenaikan tarif listrik.



**Gambar 4.9** Box Plot Konsumsi Listrik 2200VA Per Bulan

Hasil *box plot* pada Gambar 4.9 dapat diketahui bahwa rata-rata konsumsi listrik tertinggi terletak pada bulan Mei. Hal tersebut dikarenakan banyaknya pelanggan yang menggunakan listrik karena adanya musim kemarau.

Karakteristik konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA pada tahun 2010 sampai dengan tahun 2016 juga dapat diketahui melalui Tabel 4.1. Konsumsi listrik untuk daya 450VA pada tahun 2010 hingga tahun 2016 memiliki rata-rata sebesar 298.346.202 KWh, dimana terdapat konsumsi listrik terbesar sejumlah 366.022.852 KWh yang terjadi pada bulan Juli tahun 2016. Sedangkan pada konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA terdapat jumlah konsumsi listrik terendah sebesar 184.317.229 KWh yang terjadi pada bulan Februari tahun 2010, dimana menyebar keragaman konsumsi listrik sebesar 75.226.313 KWh pada tahun 2010 hingga 2016.

**Tabel 4.1** Karakteristik Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga

Daya	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
450VA	298.346.202	34.628.908	183.345.937	366.022.852
900VA	349.990.409	75.226.313	184.317.229	474.736.024
1300VA	101.155.026	12.484.667	61.474.737	120.808.796
2200VA	67.034.305	8.526.496	41.580.243	79.661.957

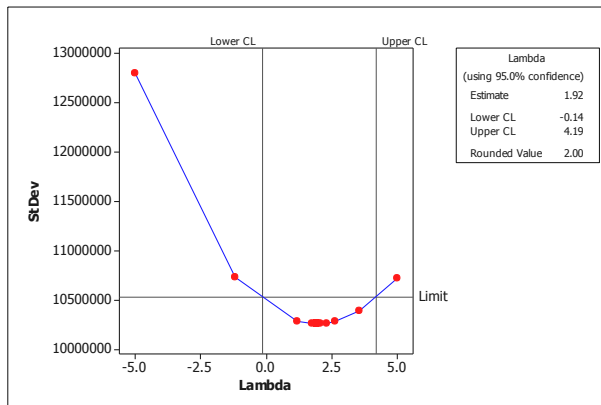
Apabila mengamati konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 1300VA yang tertera pada Tabel 4.1, maka didapatkan bahwa konsumsi listrik yang terendah sebesar 61.474.737 KWh terjadi pada bulan Februari 2010 dan pada bulan Oktober tahun 2016 terjadi konsumsi listrik tertinggi sebesar 120.808.796 KWh. Sedangkan konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 2200VA pada tahun 2010 sampai dengan 2016 memiliki rata-rata sebesar 67.034.305 KWh, dimana penyebaran keragaman konsumsi listrik pada tahun 2010 hingga pada tahun 2016 sebesar 8.526.496 KWh.

## 4.2 Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga pada Daya 450VA

Analisis ini menggunakan data *insample* konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA di Jawa Timur pada tahun 2010 hingga 2015. Data *insample* digunakan untuk mengidentifikasi model, pemeriksaan diagnosa (*diagnostic checking*), dan untuk memprediksi data pada tahun 2017.

### 4.2.1 Identifikasi Model pada Daya 450VA

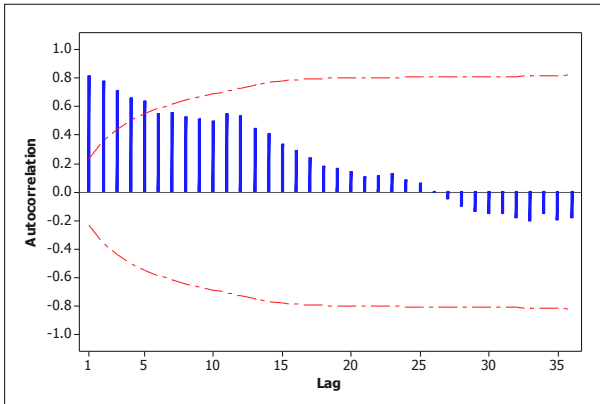
Identifikasi model dapat dilakukan dengan melihat stasioneritas data konsumsi listrik segmen rumah tangga (R1) pada daya 450VA di Jawa Timur. Langkah pertama adalah dengan mengidentifikasi stasioneritas data terhadap varians. Berikut adalah hasil analisis identifikasi model pada daya 450VA.



**Gambar 4.10** Plot *Box-Cox* pada Data Konsumsi Listrik Daya 450VA

Stasioneritas terhadap varians dapat dilihat pada Gambar 4.10, dimana memiliki *rounded value* sebesar 2. Hal tersebut mengartikan bahwa data *insample* konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA telah stasioner terhadap varians. Selain stasioneritas terhadap varians, dilakukan pemeriksaan stasioneritas terhadap *mean*. Stasioneritas terhadap *mean*

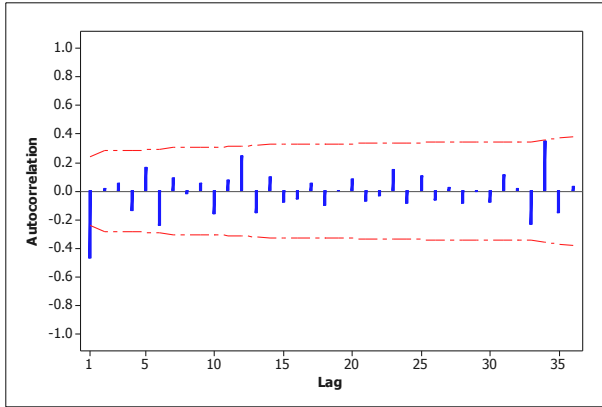
menggunakan data hasil transformasi konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA , dimana pemeriksaan dilakukan dengan melihat plot ACF. Hasil pemeriksaan stasioneritas terhadap *mean*



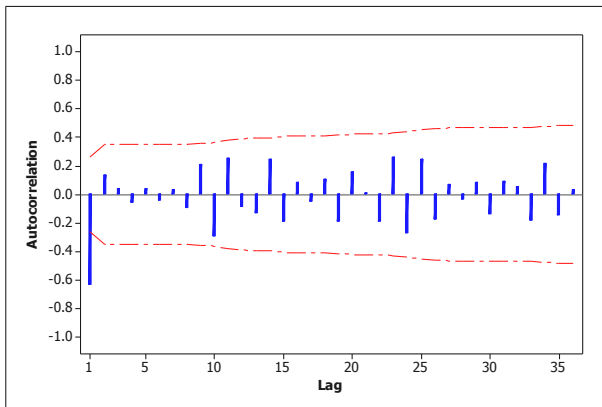
**Gambar 4.11** Plot ACF pada Data Transformasi Daya 450VA

Plot ACF yang tertera pada Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa plot turun lambat (*dies down*). Hal tersebut mengartikan bahwa data transformasi konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA tidak stasioner terhadap *mean*, sehingga dilakukan *differencing* lag 1 pada data transformasi untuk mengatasi stasioneritas tersebut. Setelah data *differencing*, maka dilakukan pemeriksaan kembali menggunakan plot ACF untuk mengetahui stasioneritas terhadap *mean*. Gambar 4.12 menjelaskan bahwa plot ACF turun cepat, artinya data telah stasioner terhadap *mean*. Akan tetapi terdapat pengaruh musiman pada data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 450VA seperti yang dijelaskan pada analisis 4.1, sehingga data perlu dilakukan *differencing* kembali dengan menggunakan *differencing* lag 12. Hasil dari *differencing* lag 12 dapat diketahui melalui Gambar 4.13.



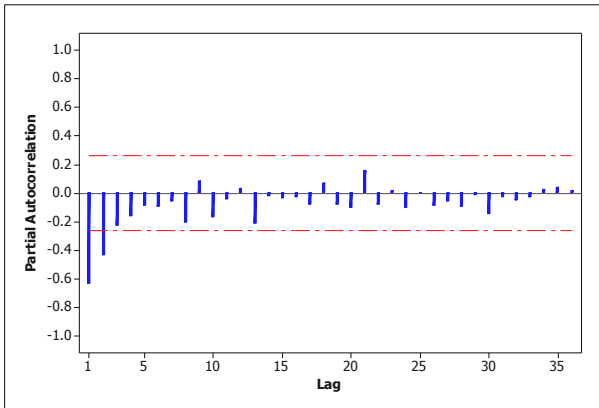


**Gambar 4.12** Plot ACF *Differencing* Lag 1 Daya 450VA



**Gambar 4.13** Plot ACF *Differencing* Lag 12 Daya 450VA

Gambar 4.13 menginformasikan bahwa plot ACF turun cepat, dimana terdapat 1 lag yang keluar batas (*cuts off after lag 1*). Plot ACF juga dapat digunakan untuk menentukan model ARIMA. Model ARIMA memiliki fungsi yakni untuk memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga daya 450VA pada tahun 2017. Pemodelan didapatkan melalui plot ACF dan plot PACF. Penjelasan plot PACF dapat dilihat melalui Gambar 4.14.



**Gambar 4.14** Plot PACF pada Daya 450VA

Plot PACF pada Gambar 4.14 menunjukkan terdapat lag 1 dan lag 2 yang keluar batas. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa *cuts of after lag 1* dan *cuts of after lag 2*. Setelah mengetahui plot ACF dan PACF, maka didapatkan model ARIMA yang diduga dapat memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA. Berikut adalah model ARIMA penduga berdasarkan hasil pemodelan melalui plot ACF dan PACF.

**Tabel 4.2** Model Penduga pada Daya 450VA

Model	Model ARIMA
I	ARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$
II	ARIMA $(0,1,1)(0,1,0)^{12}$

Pemodelan yang tertera pada Tabel 4.2 diperoleh berdasarkan lag yang keluar batas dari plot ACF dan PACF pada Gambar 4.13 dan 4.14. Model I dapat diketahui melalui plot PACF dimana terdapat 2 lag yang keluar batas, yakni pada lag 1 dan 2. Sedangkan model II didapatkan melalui plot ACF dimana lag 1 keluar batas. Kedua model tersebut selanjutnya diuji untuk mengetahui model yang layak digunakan untuk memprediksi konsumsi listrik untuk daya 450VA.

#### 4.2.2 Estimasi dan Pengujian Parameter pada Daya 450VA

Setelah mendapatkan model ARIMA, maka dilakukan estimasi parameter dan pengujian parameter untuk mengetahui model yang signifikan. Hasil estimasi dan pengujian parameter dapat dilihat pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Parameter pada Daya 450VA

Model	Parameter	Estimasi	$ t $	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	-0,91136	7,63	<0,0001*
	$\phi_2$	-0,43926	3,68	0,0005*
ARIMA (0,1,1) (0,1,0) <sup>12</sup>	$\theta_1$	0,88395	14,40	<0,0001*

\*Signifikan

Tabel 4.3 menjelaskan bahwa model ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> dan ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki parameter yang signifikan, karena nilai  $t$  lebih besar dibandingkan  $t_{0,025(58)}$  yang memiliki nilai sebesar 2,301. Hal tersebut dapat diartikan bahwa kedua model ARIMA tersebut diduga dapat digunakan untuk memprediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA pada tahun 2017.

#### 4.2.3 Analisis Uji Asumsi Residual pada Daya 450VA

Pengujian asumsi residual digunakan untuk mengetahui residual data memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal. Hasil pengujian asumsi *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.4. Model ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> yang tertera pada Tabel 4.3 dapat diketahui memiliki nilai  $\chi^2$  kurang dari 33,924 yang didapat dari  $\chi^2_{0,05(22)}$ . Begitu pula dengan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> yang memiliki nilai  $\chi^2$  kurang dari 35,172 yang didapat dari nilai  $\chi^2_{0,05(23)}$ . Selain itu diketahui bahwa semua *p-value* lebih dari

$\alpha$  atau 0,05. Hal tersebut menunjukkan semua lag pada kedua model memenuhi asumsi *white noise*.

**Tabel 4.4** Asumsi *White Noise* pada Daya 450VA

Model	Lag	$\chi^2$	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	6	5,31	0,2565
	12	8,90	0,5418
	18	11,62	0,7698
	24	17,63	0,7276
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	6	4,70	0,4541
	12	12,55	0,3236
	18	18,20	0,3762
	24	30,75	0,1290

Hasil pengujian asumsi distribusi normal tertera pada Tabel 4.5. Nilai Kolmogorov Smirnov pada kedua model memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan  $D_{0,05(59)}$  sebesar 0,177 atau semua *p-value* lebih dari 0,05, sehingga dapat diputuskan bahwa residual mengikuti distribusi normal.

**Tabel 4.5** Asumsi Distribusi Normal pada Daya 450VA

Model	Kolmogorov Smirnov	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,102573	0,1236
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,093224	>0,1500

#### 4.2.4 Pemilihan Model Terbaik pada Daya 450VA

Model ARIMA yang didapatkan selanjutnya akan dipilih untuk digunakan sebagai model yang dapat memprediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 450VA satu tahun kedepan. Pemilihan model dilakukan dengan menggunakan

dua kriteria pemilihan model terbaik, dengan hasil analisis pada Tabel 4.6. Hasil analisis dengan menggunakan kriteria MAPE diketahui nilai kesalahan terkecil terletak pada model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup>. Akan tetapi pada kriteria RMSE diketahui nilai kesalahan terkecil terletak pada model ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup>.

**Tabel 4.6** Pemilihan Model Terbaik pada Daya 450VA

Model	MAPE ( <i>insample</i> )	RMSE ( <i>outsample</i> )
<b>ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup></b>	<b>5,08%</b>	<b>7429122,43</b>
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	4,71%	7586711,76

Hasil pemilihan model terbaik didapatkan bahwa model terpilih yang digunakan untuk memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga daya 450VA adalah model ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup>. Pemodelan ARIMA dapat dilihat sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 & (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)^1(1 - B^{12})^1 \dot{Z}_t = a_t \\
 & (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - B + \phi_1 B^2 + \phi_2 B^3)(1 - B^{12}) \dot{Z}_t = a_t \\
 & (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - B + \phi_1 B^2 + \phi_2 B^3)(1 - B^{12}) \dot{Z}_t = a_t \\
 & Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} - \\
 & \quad \phi_1 Z_{t-13} - \phi_2 Z_{t-14} + \phi_1 Z_{t-14} + \phi_2 Z_{t-15} + a_t \\
 & Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,91136 Z_{t-1} + 0,91136 Z_{t-2} - 0,43926 Z_{t-2} \\
 & \quad + 0,43926 Z_{t-3} + 0,91136 Z_{t-13} - 0,43926 Z_{t-14} - 0,91136 Z_{t-14} \\
 & \quad - 0,43926 Z_{t-15} + a_t
 \end{aligned}$$

Hasil prediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 450VA yang didapatkan melalui model ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> dapat dijelaskan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** Hasil Prediksi pada Daya 450VA Tahun 2017

Bulan	Nilai Prediksi	Batas Bawah	Batas Atas
Januari	356.437.843	334.984.649	377.891.036
<b>Februari</b>	<b>325.622.443</b>	<b>303.996.949</b>	<b>347.247.938</b>
Maret	348.720.894	324.874.067	372.567.721
April	342.423.412	315.934.082	368.912.743
Mei	357.343.364	329.904.221	384.782.507
Juni	359.222.035	329.894.498	388.549.572
<b>Juli</b>	<b>371.806.140</b>	<b>341.007.834</b>	<b>402.604.446</b>
Agustus	353.792.327	321.737.099	385.847.555
September	349.300.011	315.798.309	382.801.714
Oktober	358.477.706	323.732.287	393.223.125
November	348.381.888	312.409.788	384.353.988
Desember	357.870.168	320.678.359	395.061.976

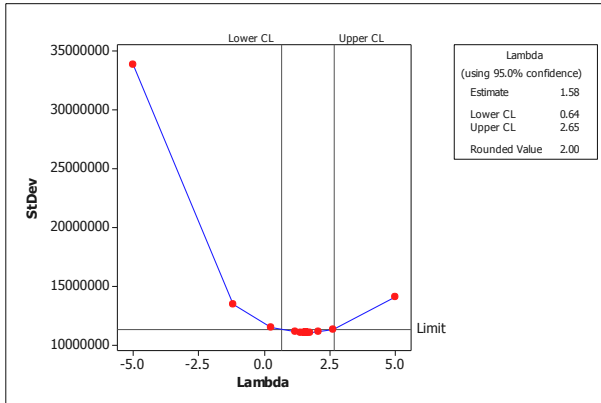
Tabel 4.7 menginformasikan bahwa hasil prediksi konsumsi listrik segmen umah tangga pada tahun 2017 terendah terdapat pada bulan Februari. Sedangkan prediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 450VA tertinggi terdapat pada bulan Juli, sehingga rentang jumlah konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 450VA bulan Januari hingga Desember tahun 2017 berkisar antara 303.996.949 KWh sampai dengan 402.604.446 KWh.

### 4.3 Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga pada Daya 900VA

Analisis yang digunakan dalam memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA memiliki beberapa tahapan analisis, yakni identifikasi model, estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter, uji asumsi residual, dan pemilihan model terbaik menggunakan MAPE dan RMSE. Hasil analisis pemodelan konsumsi listrik untuk daya 900VA dapat dilihat seperti berikut.

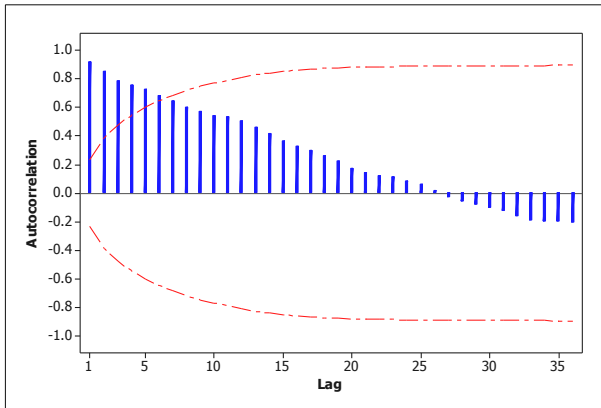
### 4.3.1 Identifikasi Model pada Daya 900VA

Hasil identifikasi data yang terdiri dari stasioneritas terhadap varians dan *mean* dapat dilihat melalui plot *Box-Cox* dan plot ACF, dengan analisis seperti berikut.

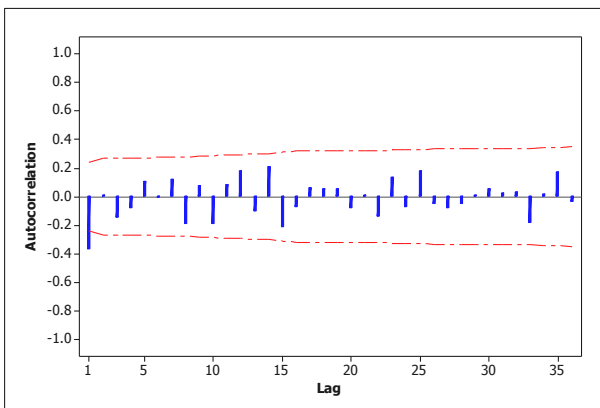


**Gambar 4.15** Plot *Box-Cox* pada Data Konsumsi Listrik Daya 900VA

Plot *Box-Cox* yang tertera pada Gambar 4.15 menunjukkan bahwa nilai  $\lambda$  (*rounded value*) sebesar 2. Hal tersebut mengartikan bahwa data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA telah stasioner terhadap varians. Selanjutnya mengidentifikasi stasioneritas terhadap *mean*. Gambar 4.16 menunjukkan bahwa plot secara visual turun lambat (*dies down*). Hal tersebut dapat diartikan data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA pada tahun 2010 sampai dengan tahun 2015 tidak stasioner terhadap *mean*. Cara mengatasi data agar dapat memenuhi stasioneritas terhadap *mean* adalah dengan melakukan *differencing* pada data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA. *Differencing* yang dilakukan untuk memenuhi stasioneritas terhadap *mean* adalah dengan *differencing* lag 1. Hasil data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA yang telah dilakukan *differencing* dapat digambarkan pada Gambar 4.17.



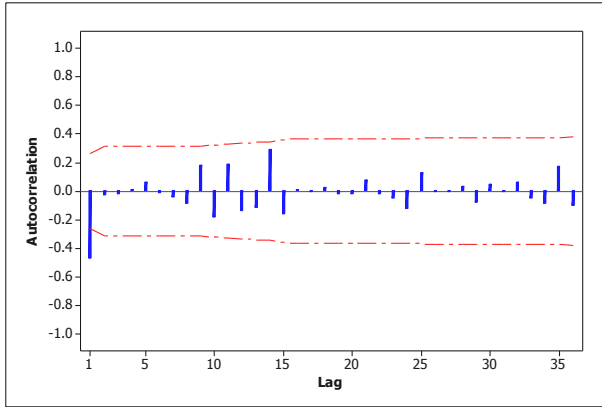
**Gambar 4.16** Plot ACF pada Daya 900VA



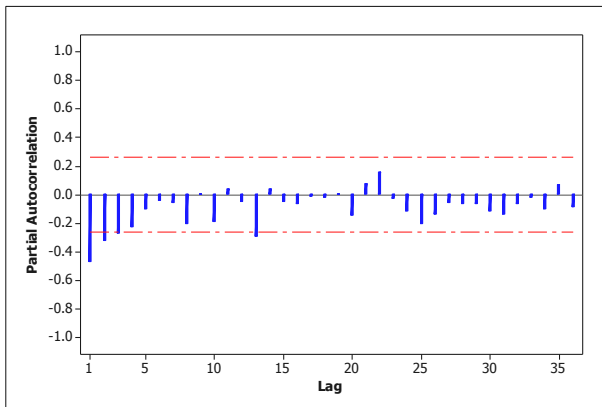
**Gambar 4.17** Plot ACF *Differencing* Lag 1 Daya 900VA

Plot ACF pada Gambar 4.17 menunjukkan plot setiap lag turun cepat, artinya telah stasioner terhadap *mean*. Akan tetapi adanya pengaruh musiman pada data konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 900VA, maka dperlu dilakukan *differencing* 12. Hasil *differencing* lag 12 tertera pada Gambar 4.18. Plot ACF pada Gambar 4.18 memiliki 1 lag yang keluar batas, yakni pada lag 1. Hal tersebut memiliki arti *cuts off after lag 1*.





**Gambar 4.18** Plot ACF *Differencing Lag 12* Daya 900VA



**Gambar 4.19** Plot PACF pada Daya 900VA

Model dapat ditentukan melalui plot ACF dan PACF. Plot PACF pada Gambar 4.19 menunjukkan terdapat beberapa lag yang keluar dari batas. Lag yang keluar batas terdiri dari *cut off after lag 1*, *cut off after lag 2*, dan *cut off after lag 12*. Hasil identifikasi model dari plot ACF dan PACF mendapatkan 3 model yang diduga dapat digunakan untuk memprediksi data konsumsi listrik dengan daya 900VA, dimana 3 model tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.8. Model ditentukan melalui lag yang

keluar batas dari plot ACF dan PACF. Model I dan model III didapatkan dari plot PACF yang memiliki 2 lag keluar batas, yakni pada lag 1 dan lag 2. Sedangkan model II diperoleh melalui plot ACF dimana lag 1 keluar batas.

**Tabel 4.8** Model Penduga pada Daya 900VA

Model	Model ARIMA
I	ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>
II	ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>
III	ARIMA ([1,2],1,0) (0,1,0) <sup>12</sup>

#### 4.3.2 Estimasi dan Pengujian Parameter pada Daya 900VA

Estimasi dan pengujian parameter menggunakan model yang telah ditentukan melalui tahap identifikasi model. Hasil estimasi parameter dan pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 4.9 berikut.

**Tabel 4.9** Parameter pada Daya 900VA

Model	Parameter	Estimasi	$ t $	<i>P-value</i>
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	-0,47470	4,09	0,0001*
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\theta_1$	0,87204	13,59	<0,0001*
ARIMA ([1,2],1,0) (0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	-0,62777	4,99	<0,0001*
	$\phi_2$	-0,32309	2,57	0,0128*

\*Signifikan

Tabel 4.9 menginformasikan bahwa ketiga model penduga memiliki parameter yang signifikan. Hasil yang signifikan didasarkan pada nilai t yang lebih kecil dibandingkan  $t_{0,025(58)}$  dengan nilai 2,301. Hal tersebut mengartikan bahwa model-model tersebut diduga dapat memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 900VA.

### 4.3.3 Analisis Uji Asumsi Residual pada Daya 900VA

Analisis uji asumsi residual dapat diketahui melalui pengujian asumsi *white noise* dan distribusi normal. Uji asumsi residual *white noise* memiliki hasil analisis yang tertera pada Tabel 4.10 Model ARIMA penduga yang terdapat pada Tabel 4.10 menunjukkan nilai  $\chi^2$  pada model I dan model II lebih kecil dari  $\chi^2_{0,05(23)}$  yakni sebesar 35,172, dan model III memiliki nilai lebih kecil dibandingkan  $\chi^2_{0,05(22)}$  dengan nilai 33,924. Selain itu *p-value* pada ketiga model memiliki nilai yang lebih dari  $\alpha$  atau 0,05. Keputusan yang dapat diambil adalah ketiga model memiliki residual yang memenuhi asumsi *white noise*.

**Tabel 4.10** Asumsi *White Noise* pada Daya 900VA

Model	Lag	$\chi^2$	<i>P-value</i>
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	6	9,62	0,0867
	12	15,46	0,1625
	18	24,01	0,1192
	24	29,66	0,1593
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	6	0,47	0,9930
	12	4,38	0,9675
	18	10,37	0,8875
	24	16,71	0,8234
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	6	7,62	0,1067
	12	12,66	0,2432
	18	17,94	0,3271
	24	25,07	0,2939

Sedangkan hasil asumsi distribusi normal dari ketiga model yang diduga dapat memprediksi data konsumsi listrik daya 900VA dapat ditunjukkan pada Tabel 4.11. Model-model ARIMA yang merupakan model penduga memiliki residual yang memenuhi

asumsi distribusi normal, karena nilai Kolmogorov Smirnov kurang dari  $D_{0,05(59)}$  sebesar 0,177.

**Tabel 4.11** Asumsi Distribusi Normal pada Daya 900VA

Model	Kolmogorov Smirnov	<i>P-value</i>
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,131428	0,0123
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,115526	0,0483
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,141626	<0,0100

#### 4.3.4 Pemilihan Model Terbaik pada Daya 900VA

Pemilihan model terbaik terdapat dua kriteria yakni menggunakan MAPE dan RMSE. MAPE digunakan sebagai kriteria untuk data *insample*, sedangkan RMSE digunakan untuk kriteria data *outsample*. Hasil analisis pemilihan model terbaik pada data konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 900VA dapat dilihat pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.12** Pemilihan Model Terbaik pada Daya 900VA

Model	MAPE ( <i>insample</i> )	RMSE ( <i>outsample</i> )
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	11,54%	22262659,85
<b>ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup></b>	<b>9,89%</b>	<b>18347725,72</b>
ARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	11,19%	21346976,78

Model yang terpilih dari hasil analisis pemilihan model terbaik menggunakan kriteria model adalah model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup>. Hal tersebut dikarenakan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki kesalahan terendah dibandingkan dengan model penduga lainnya, sehingga model tersebut dapat digunakan

untuk memprediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga daya 900VA tahun 2017. Hasil prediksi konsumsi listrik untuk daya 900VA dengan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> dapat dilihat pada Tabel 4.13, dengan hasil pemodelan ARIMA adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned} (1-B)^1(1-B^{12})^1 \dot{Z}_t &= (1-\theta_1 B)a_t \\ (1-B^{12}-B+B^{13})\dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t \\ \dot{Z}_t - B^{12}\dot{Z}_t - B\dot{Z}_t + B^{13}\dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t \\ \dot{Z}_t &= B^{12}\dot{Z}_t + B\dot{Z}_t - B^{13}\dot{Z}_t - \theta_1 B a_t + a_t \\ \dot{Z}_t &= \dot{Z}_{t-12} + \dot{Z}_{t-1} - \dot{Z}_{t-13} - \theta_1 a_{t-1} + a_t \\ Z_t - \mu &= Z_{t-12} - \mu + Z_{t-1} - \mu - Z_{t-13} + \mu - \theta_1 a_{t-1} + a_t \\ Z_t &= Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,87204 a_{t-1} + a_t \end{aligned}$$

**Tabel 4.13** Hasil Prediksi pada Daya 900VA Tahun 2017

Bulan	Nilai Prediksi	Batas Bawah	Batas Atas
Januari	487.224.399	456.868.239	517.580.559
<b>Februari</b>	<b>446.809.645</b>	<b>415.720.189</b>	<b>477.899.101</b>
Maret	481.860.192	450.054.342	513.666.042
April	474.746.479	442.240.019	507.252.939
<b>Mei</b>	<b>497.542.040</b>	<b>464.349.755</b>	<b>530.734.325</b>
Juni	491.795.524	457.931.301	525.659.747
Juli	495.713.077	461.189.992	530.236.162
Agustus	484.458.465	449.288.858	519.628.072
September	482.198.764	446.394.308	518.003.220
Oktober	493.836.646	457.408.403	530.264.889
November	479.827.444	442.785.917	516.868.971
Desember	490.326.505	452.681.684	527.971.326

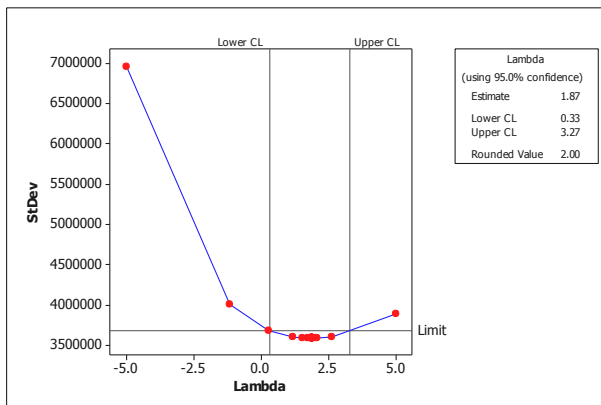
Konsumsi listrik terendah pada tahun 2017 terletak pada bulan Februari dan konsumsi listrik tertinggi terdapat pada bulan Mei. Jumlah konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 900VA dari bulan Januari sampai dengan Desember periode 2017 memiliki rentang yang berkisar antara 415.720.189 KWh hingga 530.734.325 KWh.

#### 4.4 Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga pada Daya 1300VA

Konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 1300VA akan diprediksi untuk tahun 2017. Tahapan yang dilakukan adalah mengidentifikasi model, estimasi parameter dan pengujian parameter, pengujian asumsi residual serta pemilihan model terbaik menggunakan MAPE dan RMSE. Hasil pemodelan konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 1300VA dapat dilihat sebagai berikut.

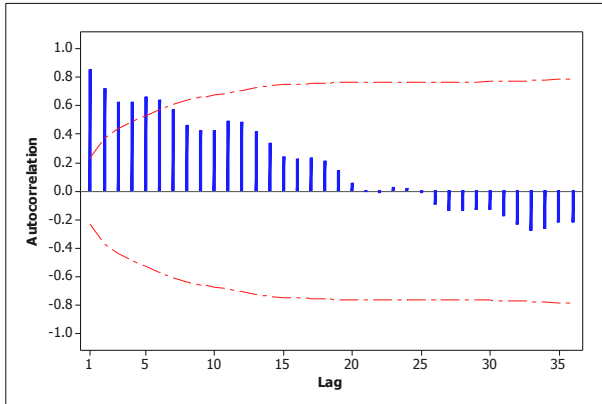
##### 4.4.1 Identifikasi Model pada Daya 1300VA

Analisis identifikasi model dapat dilihat melalui plot *Box-Cox* untuk mengetahui stasioneritas data terhadap varians dan plot ACF untuk mengetahui stasioneritas terhadap *mean*. Berikut adalah hasil identifikasi model.



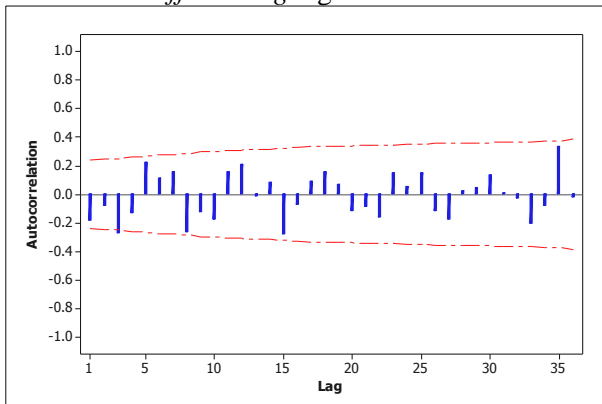
Gambar 4.20 Plot *Box-Cox* pada Data Konsumsi Listrik Daya 1300VA

Plot *Box-Cox* pada Gambar 4.20 menginformasikan bahwa data telah stasioner dalam varians. Hal tersebut dapat diketahui melalui nilai  $\lambda$  yang bernilai 2. Pemeriksaan data juga dilakukan untuk mengetahui stasioneritas terhadap *mean*, yang dapat dilihat pada Gambar 4.21.



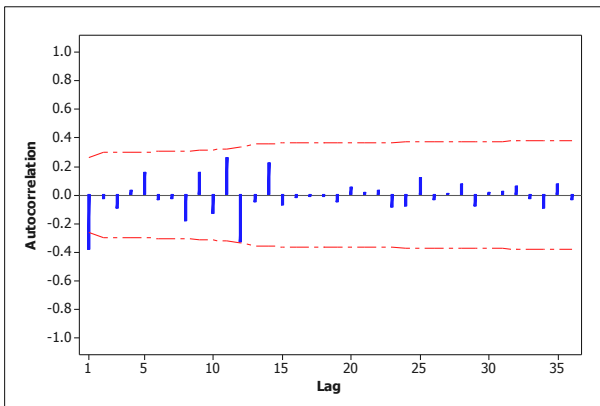
**Gambar 4.21** Plot ACF pada Daya 1300VA

Plot ACF dapat diketahui turun lambat pada setiap lagnya, artinya tidak stasioner terhadap *mean*. Hal yang harus dilakukan adalah dengan melakukan *differencing lag 1*.

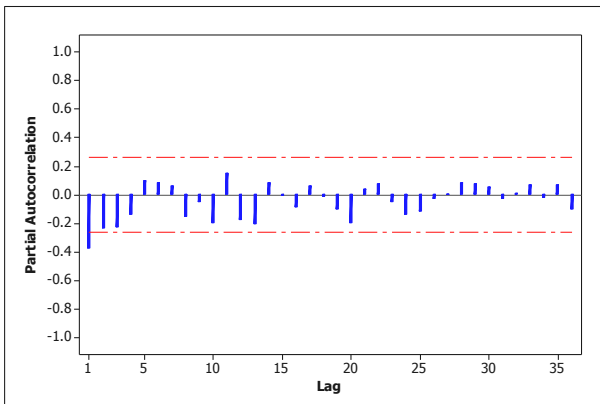


**Gambar 4.22** Plot ACF *Differencing Lag 1* Daya 1300VA

Hasil *differencing* dapat dilihat pada Gambar 4.22. Data konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 1300VA terindikasi adanya musiman, sehingga perlu dilakukan *differencing* lag 12. Adanya pengaruh musiman dapat diketahui melalui analisis 4.1. Hasil *differencing* pada lag 12 dapat diketahui melalui Gambar 4.23. Gambar 4.23 menunjukkan plot ACF hasil *differencing* yang kedua, dimana plot turun cepat, artinya data telah stasioner terhadap *mean*.



**Gambar 4.23** Plot ACF *Differencing* Lag 12 Daya 1300VA



**Gambar 4.24** Plot PACF pada Daya 1300VA



Selain memeriksa stasioneritas, plot ACF juga digunakan dalam penentuan model. Plot ACF dapat diketahui bahwa terdapat 1 lag yang keluar batas, artinya *cuts off after lag 1*. Plot PACF dapat diketahui bahwa terdapat satu lag yang keluar batas, yakni pada lag 1. Hal tersebut mengartikan bahwa *cuts off after lag 1*. Model yang diduga dapat memprediksi data yang diperoleh dari plot ACF dan PACF dapat diketahui pada Tabel 4.14.

**Tabel 4.14** Model Penduga pada Daya 1300VA

Model	Model ARIMA
I	ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>
II	ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>

Model I diperoleh melalui plot PACF yang memiliki 1 lag yang keluar batas yakni pada lag 1. Sedangkan model II didapatkan dari plot ACF dimana lag 1 keluar batas.

#### 4.4.2 Estimasi dan Pengujian Parameter pada Daya 1300VA

Model yang telah ditentukan melalui plot ACF dan PACF, selanjutnya dilakukan pengujian parameter model dengan hasil yang tertera pada Tabel 4.15. Setelah nilai  $t$  dibandingkan dengan  $t_{0,025(58)}$  sebesar 2,301, maka didapat keputusan parameter model signifikan. Hal tersebut dapat diartikan bahwa analisis selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan kedua model penduga.

**Tabel 4.15** Parameter pada Daya 1300VA

Model	Parameter	Estimasi	$ t $	$P$ -value
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	-0,37436	3,06	0,0034*
ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\theta_1$	0,58963	5,42	<0,0001*

\*Signifikan

#### 4.4.3 Analisis Uji Asumsi Residual pada Daya 1300VA

Hasil analisis asumsi residual dapat diketahui melalui pengujian asumsi *white noise* dan distribusi normal, dimana pengujian asumsi *white noise* dapat diketahui melalui Tabel 4.16 berikut.

**Tabel 4.16** Asumsi *White Noise* pada Daya 1300VA

Model	Lag	$\chi^2$	<i>P-value</i>
	6	9	0,1092
ARIMA	12	21,32	0,0302
(1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	18	27,08	0,0573
	24	33,97	0,0663
	6	2,95	0,7076
ARIMA	12	12,73	0,3116
(0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	18	16,18	0,5114
	24	20,78	0,5945

Model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> tertera pada Tabel 4.16 memiliki 1 lag yang memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga dapat diartikan bahwa Model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> tidak memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki residual yang memenuhi asumsi *white noise*. Hal tersebut dikarenakan *p-value* lebih dari 0,05.

**Tabel 4.17** Asumsi Distribusi Normal pada Daya 1300VA

Model	Kolmogorov Smirnov	<i>P-value</i>
ARIMA		
(1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,134064	<0,0100
ARIMA		
(0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,108655	0,0825

Selain itu, adapula pengujian distribusi normal dengan analisis pada Tabel 4.17. Tabel 4.17 menjelaskan bahwa model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> dan ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> signifikan, karena nilai Kolmogorov Smirnov lebih kecil dari 0,177. Hal tersebut mengartikan bahwa kedua model memenuhi asumsi distribusi normal.

#### 4.4.4 Pemilihan Model Terbaik pada Daya 1300VA

Pemilihan model terbaik didasarkan pada model yang signifikan dan memenuhi asumsi residual *white noise* maupun distribusi normal. Hasil analisis 4.4.2 dan 4.4.3 didapatkan model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki hasil yang signifikan, akan tetapi terdapat salah satu asumsi residual yang tidak terpenuhi, yakni asumsi *white noise*. Sedangkan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki hasil yang signifikan dan memenuhi asumsi residual. Sedangkan hasil dari kriteria model terbaik pada Tabel 4.18 didapatkan bahwa model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki kesalahan terendah dibandingkan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup>.

**Tabel 4.18** Pemilihan Model Terbaik pada Daya 1300VA

Model	MAPE ( <i>insample</i> )	RMSE ( <i>outsample</i> )
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	2,52%	14206994
<b>ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup></b>	<b>5,53%</b>	<b>17186928</b>

Akan tetapi dalam pemilihan model yang digunakan untuk memprediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 1300VA yang lebih diutamakan adalah pemodelan yang signifikan dan memenuhi asumsi residual, sehingga model yang digunakan untuk memprediksi data pada tahun 2017 adalah model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup>.

$$\begin{aligned}
(1-B)^1(1-B^{12})^1 \dot{Z}_t &= (1-\theta_1 B)a_t \\
(1-B^{12}-B+B^{13}) \dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t \\
\dot{Z}_t - B^{12} \dot{Z}_t - B \dot{Z}_t + B^{13} \dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t \\
\dot{Z}_t &= B^{12} \dot{Z}_t + B \dot{Z}_t - B^{13} \dot{Z}_t - \theta_1 B a_t + a_t \\
\dot{Z}_t &= \dot{Z}_{t-12} + \dot{Z}_{t-1} - \dot{Z}_{t-13} - \theta_1 a_{t-1} + a_t \\
Z_t - \mu &= Z_{t-12} - \mu + Z_{t-1} - \mu - Z_{t-13} + \mu - \theta_1 a_{t-1} + a_t \\
Z_t &= Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,58963 a_{t-1} + a_t
\end{aligned}$$

Hasil prediksi data konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 1300VA pada tahun 2017 dapat dijelaskan pada Tabel 4.19 berikut

**Tabel 4.19** Hasil Prediksi Daya 1300VA Tahun 2017

Bulan	Nilai Prediksi	Batas Bawah	Batas Atas
Januari	121.158.305	109.201.248	133.115.363
<b>Februari</b>	<b>110.309.109</b>	<b>96.684.575</b>	<b>123.933.643</b>
Maret	120.259.136	105.150.045	135.368.227
April	121.042.694	104.582.398	137.502.990
Mei	128.142.514	110.433.814	145.851.214
Juni	125.976.680	107.101.968	144.851.392
Juli	122.120.258	102.147.490	142.093.026
Agustus	125.804.791	104.791.267	146.818.315
September	127.441.154	105.436.044	149.446.265
Oktober	131.192.699	108.238.798	154.146.601
November	129.456.987	105.591.985	153.321.989
<b>Desember</b>	<b>130.716.836</b>	<b>105.974.261</b>	<b>155.459.411</b>

Hasil prediksi menggunakan model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)<sup>12</sup> dapat diketahui bahwa konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 1300VA bulan Januari hingga Desember tahun 2017

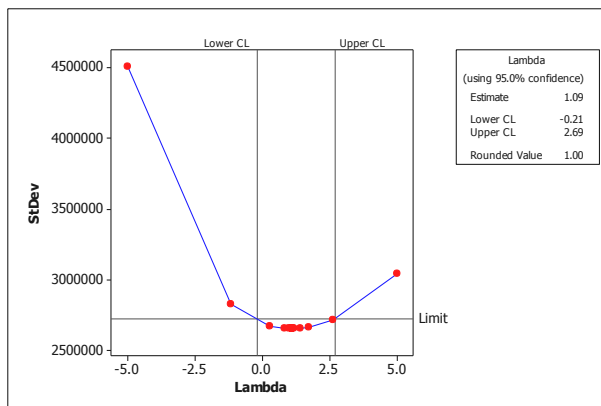
berkisar diantara 96.684.575 KWh sampai dengan 155.459.411 KWh. Apabila diamati setiap bulannya, maka konsumsi listrik terendah terletak pada bulan Februari dan tertinggi pada bulan Oktober tahun 2017.

#### 4.5 Pemodelan Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga pada Daya 2200VA

Konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 2200VA dianalisis menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Berikut adalah hasil analisisnya.

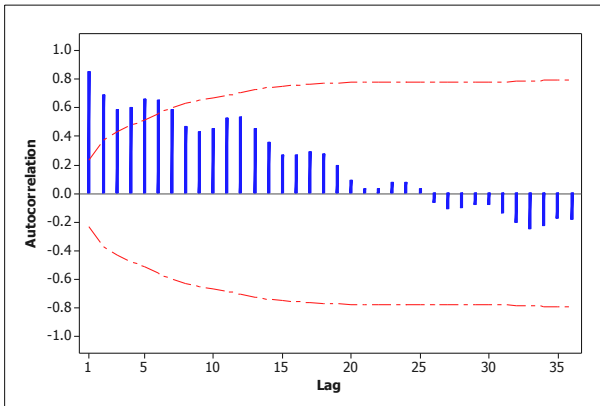
##### 4.5.1 Identifikasi Model pada Daya 2200VA

Identifikasi model memiliki kegunaan yakni untuk mengetahui stasioneritas terhadap varians dan mean. Gambar 4.25 menunjukkan bahwa nilai  $\lambda$  (*rounded value*) sebesar 1. Hal tersebut mengartikan bahwa data konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 2200VA di Jawa Timur telah stasioner terhadap varians. Selain stasioneritas terhadap varians, adapula stasioneritas terhadap *mean*. Stasioneritas terhadap *mean* dapat diidentifikasi dengan menggunakan plot ACF yang tertera pada Gambar 4.26 berikut

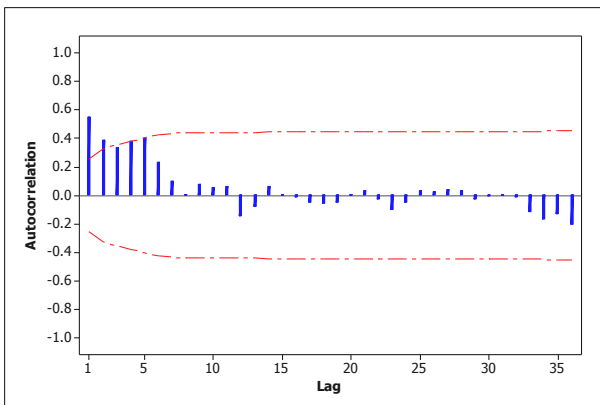


Gambar 4.25 Plot *Box-Cox* pada Data *Insample* Daya 2200VA

Plot ACF yang terdapat pada Gambar 4.26 dapat diketahui bahwa secara visual plot turun lambat (*dies down*), atau data tidak stasioner terhadap *mean*. Hal tersebut mengartikan bahwa diperlukan adanya *differencing* terhadap data konsumsi listrik segmen rumah tangga daya 2200VA di Jawa Timur dengan musiman tiap 12 bulan atau lag 12.

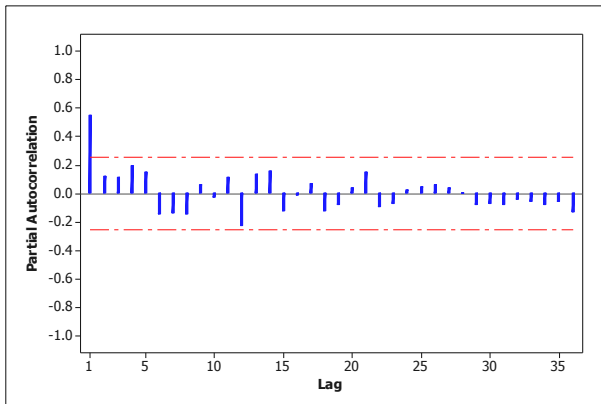


**Gambar 4.26** Plot ACF pada Data *Insample* Daya 2200VA



**Gambar 4.27** Plot ACF *Differencing* Lag 12 Daya 2200VA

Hasil *differencing* pada data *insample* konsumsi listrik dengan daya 2200VA dapat diketahui pada Gambar 4.27. Plot ACF menunjukkan bahwa plot turun lambat, sehingga dapat disimpulkan jika data telah stasioner terhadap *mean*. Langkah selanjutnya adalah menentukan model yang didapat dengan melihat plot ACF dan PACF data. Gambar 4.27 menginformasikan bahwa terdapat dua lag yang keluar dari batas. Lag yang keluar batas adalah lag 1 dan lag 2, artinya *cuts of after lag 1* dan *cuts of after lag 2*. Sedangkan plot PACF yang tertera pada Gambar 4.28 menunjukkan bahwa lag 1 keluar batas. Hal tersebut dapat diartikan bahwa *cuts of after lag 1*.



**Gambar 4.28** Plot PACF pada Daya 2200VA

Model yang diduga untuk memprediksi konsumsi listrik dengan daya 2200VA terdapat pada Tabel 4.20. Model-model penduga tersebut dapat dipilih melalui plot ACF dan plot PACF.

**Tabel 4.20** Model Penduga pada Daya 2200VA

Model	Model ARIMA
I	ARIMA (1,0,0)(0,1,0) <sup>12</sup>
II	ARIMA (1,0,1)(0,1,0) <sup>12</sup>

Model I dapat ditentukan dari plot PACF yang memiliki lag 1 yang keluar batas. Sedangkan model II diperoleh melalui plot ACF dan PACF yang memiliki 1 lag yang keluar batas, yakni pada lag 1.

#### 4.5.2 Estimasi dan Pengujian Parameter pada Daya 2200VA

Estimasi dan pengujian parameter dilakukan setelah model didapatkan dari identifikasi model. Parameter model konsumsi listrik dengan daya 2200VA dapat dilihat pada Tabel 4.21. Tabel 4.21 menjelaskan bahwa model I dan II memiliki parameter model yang signifikan. Hal tersebut dapat diketahui melalui nilai  $t$  yang lebih besar dari  $t_{0,025(48)}$  yang memiliki nilai sebesar 2,313.

**Tabel 4.21** Parameter pada Daya 2200VA

Model	Parameter	Estimasi	$ t $	$P$ -value
ARIMA (1,0,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	0,70520	7,63	<0,0001*
ARIMA (1,0,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	$\phi_1$	0,93534	15,66	<0,0001*
	$\theta_1$	0,55587	3,92	0,0002*

\*Signifikan

#### 4.5.3 Analisis Uji Asumsi Residual pada Daya 2200VA

*Diagnostic checking* yang dilakukan merupakan pengujian asumsi residual, dimana terdapat dua pengujian asumsi yang terdiri dari asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Hasil pengujian *white noise* pada kedua model yang tertera pada Tabel 4.22 dapat diketahui bahwa model ARIMA (1,0,0)(0,1,0)<sup>12</sup> memenuhi asumsi *white noise*, karena nilai  $\chi^2$  kurang dari  $\chi^2_{0,05(23)}$  dengan nilai 35,172. Sedangkan pada model ARIMA (1,0,1)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki nilai  $\chi^2$  kurang dari  $\chi^2_{0,05(22)}$  dengan nilai 33,924, sehingga model memenuhi asumsi *white noise*.



**Tabel 4.22** Asumsi *White Noise* pada Daya 2200VA

Model	Lag	$\chi^2$	<i>P-value</i>
	6	7,41	0,1918
ARIMA	12	19,60	0,0511
(1,0,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	18	25,60	0,0820
	24	28,80	0,1871
	6	7,15	0,1284
ARIMA	12	17,53	0,0634
(1,0,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	18	22,12	0,1394
	24	27,39	0,1969

**Tabel 4.23** Asumsi Distribusi Normal pada Daya 2200VA

Model	Kolmogorov Smirnov	<i>P-value</i>
ARIMA	0,09298	>0,1500
(1,0,0)(0,1,0) <sup>12</sup>		
ARIMA	0,106104	0,0911
(1,0,1)(0,1,0) <sup>12</sup>		

Selanjutnya hasil analisis pengujian asumsi distribusi normal terdapat pada Tabel 4.23. Tabel 4.23 menginformasikan bahwa nilai Kolmogorov Smirnov kurang dari 0,177 dan *p-value* lebih dari  $\alpha$  atau 0,05, sehingga dapat diputuskan kedua model memenuhi asumsi distribusi normal.

#### 4.5.4 Pemilihan Model Terbaik pada Daya 2200VA

Pemilihan model terbaik terbagi menjadi dua, yakni melalui data *insample* dan data *outsample*. Kriteria pemilihan model yang digunakan adalah MAPE untuk *insample* dan RMSE untuk *outsample*. Analisis pemilihan model terbaik dapat dijelaskan melalui Tabel 4.24 berikut.

**Tabel 4.24** Pemilihan Model Terbaik pada Daya 2200VA

Model	MAPE ( <i>insample</i> )	RMSE ( <i>outsample</i> )
<b>ARIMA (1,0,0)(0,1,0)<sup>12</sup></b>	<b>0,53%</b>	<b>4248013,91</b>
ARIMA (1,0,1)(0,1,0) <sup>12</sup>	0,59%	4838445

Model terbaik dipilih berdasarkan nilai kesalahan terkecil. Model ARIMA (1,0,0)(0,1,0)<sup>12</sup> memiliki nilai kesalahan terkecil, sehingga model ARIMA tersebut terpilih untuk digunakan dalam memprediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga dengan daya 2200VA. Hasil pemodelan dan prediksi yang didapatkan dari model ARIMA (1,0,0)(0,1,0)<sup>12</sup> dapat dilihat sebagai berikut.

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B^{12})^1 \dot{Z}_t = a_t$$

$$(1 - B^{12} - \phi_1 B + \phi_1 B^{13}) \dot{Z}_t = a_t$$

$$\dot{Z}_t - B^{12} \dot{Z}_t - \phi_1 B \dot{Z}_t + \phi_1 B^{13} \dot{Z}_t = a_t$$

$$\dot{Z}_t = B^{12} \dot{Z}_t + \phi_1 B \dot{Z}_t - \phi_1 B^{13} \dot{Z}_t + a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-12} + \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \phi_1 \dot{Z}_{t-13} + a_t$$

$$Z_t - \mu = Z_{t-12} - \mu + \phi_1 (Z_{t-1} - \mu) - \phi_1 (Z_{t-13} - \mu) + a_t$$

$$Z_t = Z_{t-12} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-13} + a_t$$

$$Z_t = Z_{t-12} + 0,70520 Z_{t-1} - 0,70520 Z_{t-13} + a_t$$

Hasil prediksi konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk daya 2200VA dapat dilihat pada Tabel 4.25. Konsumsi listrik segmen rumah tangga pada daya 2200VA untuk bulan Januari hingga Desember tahun 2017 berkisar antara 55.474.312 KWh hingga 89.802.932 KWh. Apabila hasil prediksi diamati tiap bulan, maka diperoleh bahwa hasil prediksi konsumsi listrik terendah terletak pada bulan Februari dan hasil prediksi tertinggi terdapat pada bulan Mei.

**Tabel 4.25** Hasil Prediksi Daya 2200VA Tahun 2017

Bulan	Nilai Prediksi	Batas Bawah	Batas Atas
Januari	72.574.265	64.447.326	80.701.203
<b>Februari</b>	<b>65.479.913</b>	<b>55.474.312</b>	<b>75.485.515</b>
Maret	72.502.790	61.654.674	83.350.906
April	73.766.180	62.508.142	85.024.218
<b>Mei</b>	<b>78.339.198</b>	<b>66.875.464</b>	<b>89.802.932</b>
Juni	75.561.174	63.992.778	87.129.570
Juli	71.297.066	59.675.057	82.919.074
Agustus	73.248.833	61.599.269	84.898.397
September	74.437.918	62.774.168	86.101.668
Oktober	75.684.615	64.013.554	87.355.675
November	74.149.104	62.474.275	85.823.934
Desember	72.879.403	61.202.631	84.556.176

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil penelitian diketahui bahwa model terbaik konsumsi listrik segmen rumah tangga untuk masing-masing daya adalah sebagai berikut:

- 450VA dengan model ARIMA  $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$
- 900VA dengan model ARIMA  $(0,1,1)(0,1,0)^{12}$
- 1300VA dengan model ARIMA  $(0,1,1)(0,1,0)^{12}$
- 2200VA dengan model ARIMA  $(1,0,0)(0,1,0)^{12}$ .

Adapun peramalan pemakaian listrik untuk bulan Januari sampai Desember tahun 2017 pada masing-masing daya berada pada rentangan sebagai berikut:

- 450VA dengan rentang 303.996.949 KWh sampai dengan 402.604.446 KWh
- 900VA dengan rentang 415.720.189 KWh sampai dengan 530.734.325 KWh
- 1300VA dengan rentang 96.684.575 KWh sampai dengan 155.459.411 KWh
- 2200VA dengan rentang 55.474.312 KWh sampai dengan 89.802.932 KWh.

#### **5.2 Saran**

Saran yang dapat diberikan untuk PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur setelah mengetahui prediksi konsumsi listrik adalah menyediakan energi listrik yang sesuai dengan jumlah konsumsi listrik pelanggan, terutama untuk bulan-bulan yang diprediksi memiliki jumlah konsumsi listrik tertinggi agar dalam memproduksi energi listrik tidak menghasilkan jumlah yang berlebihan sehingga dapat mengoptimalkan biaya yang dikeluarkan. Selain itu adalah mengontrol produksi listrik segmen rumah tangga (R1) pada daya 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA karena jumlah konsumsi listrik pelanggan tersebut sangat dipengaruhi oleh adanya musim.

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## DAFTAR PUSTAKA

- Anggraeni. (2012). Peramalan Penjualan Listrik di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur Area Pelayanan Surabaya Barat. Surabaya: ITS Press
- Cryer, J. D., & Chan, K. (2008). *Time Series Analysis With Application in R Second Edition*. New York: Springer Science Bussines Media.
- Daniel, W. (1989). *Statistik Nonparametrik Terapan*. Jakarta: Gramedia.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- PLN. (2015). *Statistik Ketenagalistrikan 2014*. Jakarta: Direktorat Jendral Ketenagalistrikan.
- Rachmawati, Defi. (2012). *Pemodelan Konsumsi Listrik dengan Metode Fungsi Transfer Single Input*. Surabaya: ITS Press.
- Sirait, Arnold. (2016). Cadangan listrik di Indonesia. Jakarta: Kata Data. Tersedia <http://katadata.co.id/berita/2015/03/12/cadangan-listrik-di-indonesia-mengkhawatirkan.shtml> diakses pada Februari 2017
- Saputri, Inung Anggun. (2016). *Peramalan Penjualan Tenaga Listrik pada Sektor Industri di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur*. Surabaya: ITS Press.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd edition*. New York: Pearson.
- Williamson, Lucy. (2008). Menangani Kebutuhan Listrik. Jakarta: BBC News. Tersedia [http://www.bbc.co.uk/indonesian/news/story/2008/04/080420\\_pln.shtml](http://www.bbc.co.uk/indonesian/news/story/2008/04/080420_pln.shtml) diakses pada Februari 2017

*Halaman ini sengaja dikosongkan.*

## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Data Konsumsi Listrik Segmen Rumah Tangga

Daya 450VA

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)
2010	Januari	259010429
	Februari	271498375
	Maret	226358451
	April	247198974
	Mei	267564142
	...	...
	Oktober	289058347
	November	265901394
	Desember	275144975
...	...	...
2016	Januari	348903570
	Februari	320713598
	Maret	342970580
	April	336303303
	Mei	351900057
	...	...
	Oktober	352736127
	November	342633522
	Desember	352098652



Daya 900VA

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)
2010	Januari	247726627
	Februari	184317229
	Maret	217872105
	April	239486194
	Mei	257284006
	...	...
	Oktober	280230117
	November	267727831
	Desember	276064835
...	...	...
2016	Januari	464418383
	Februari	424003629
	Maret	459054176
	April	451940463
	Mei	474736024
	...	...
	Oktober	471030630
	November	457021428
	Desember	467520489

Daya 1300VA

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)
2010	Januari	81114309
	Februari	61474737
	Maret	70968990
	April	78132078
	Mei	82657540
	...	...
	Oktober	88765907
	November	87486095
	Desember	89053799
...	...	...
2016	Januari	110774402
	Februari	99925206
	Maret	109875233
	April	110658791
	Mei	117758611
	...	...
	Oktober	120808796
	November	119073084
	Desember	120332933

## Daya 2200VA

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)
2010	Januari	54366727
	Februari	41580243
	Maret	46152280
	April	51314967
	Mei	54793381
	...	...
	Oktober	57333249
	November	57955765
	Desember	58902287
...	...	...
2016	Januari	76413081
	Februari	68236833
	Maret	74482725
	April	75188108
	Mei	79360383
	...	...
	Oktober	75879706
	November	74289213
	Desember	72980025

## Lampiran 2. Karakteristik Konsumsi Listrik Rumah Tangga

### Descriptive Statistics: 450VA, 900VA, 1300VA, 2200VA

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
450VA	298346202	34628908	183345937	366022852
900VA	349990409	75226313	184317229	474736024
1300VA	101155026	12484667	61474737	120808796
2200VA	67034305	8526496	41580243	79661957

## Lampiran 3. Syntax SAS Model I pada Daya 450VA

```

data empatlima;
input y;
datalines;
259010429
271498375
226358451
.
.
.
337632421
348012669
;
proc arima data=empatlima;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate p=(1,2) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 4. Output SAS Model I pada Daya 450VA

Parameter	Conditional Least Squares Estimation				Lag
	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	
AR1,1	-0.91136	0.11939	-7.63	<.0001	1
AR1,2	-0.43926	0.11941	-3.68	0.0005	2

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.31	4	0.2565	-0.103	-0.183	-0.163	0.063	-0.014	-0.091
12	8.90	10	0.5418	0.028	-0.008	0.096	-0.148	0.107	-0.072
18	11.62	16	0.7698	-0.066	0.151	-0.061	0.046	-0.003	0.031
24	17.63	22	0.7276	-0.096	0.107	0.038	-0.148	0.074	-0.112

Tests for Normality				
Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.959639	Pr < W	0.0482
Kolmogorov-Smirnov	D	0.102573	Pr > D	0.1236
Cramer-von Mises	W-Sq	0.083676	Pr > W-Sq	0.1889
Anderson-Darling	A-Sq	0.594578	Pr > A-Sq	0.1203

### Lampiran 5. Syntax SAS Model II pada Daya 450VA

```

data empatlima;
input y;
datalines;
259010429
271498375
226358451
.
.
.
337632421
348012669
;
proc arima data=empatlima;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate q=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 6. Output SAS Model II pada Daya 450VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error		t Value	Approx Pr >  t		Lag		
MA1,1	0.88395	0.06141		14.40	<.0001		1		
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.70	5	0.4541	-0.229	0.103	0.097	-0.003	0.049	-0.011
12	12.55	11	0.3236	0.027	-0.018	0.156	-0.201	0.195	-0.054
18	18.20	17	0.3762	-0.084	0.209	-0.103	0.062	0.014	0.066
24	30.75	23	0.1290	-0.136	0.117	-0.012	-0.170	0.137	-0.219
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.963558		Pr < W	0.0745				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.093224		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.078235		Pr > W-Sq	0.2212				
Anderson-Darling	A-Sq	0.602731		Pr > A-Sq	0.1144				

### Lampiran 7. Syntax SAS Model I pada Daya 900VA

```

data sembilan;
input y;
datalines;
247726627
184317229
217872105
.
.
.
453418072
465395338
;
proc arima data=sembilan;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate p=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 8. Output SAS Model I pada Daya 900VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t			Lag
AR1,1	-0.47470		0.11594	-4.09		0.0001			1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.62	5	0.0867	-0.153	-0.341	-0.044	0.037	0.096	-0.008
12	15.46	11	0.1625	-0.120	-0.040	0.126	-0.064	0.114	-0.173
18	24.01	17	0.1192	-0.092	0.297	-0.063	-0.073	0.022	0.023
24	29.66	23	0.1593	-0.025	0.006	0.105	-0.001	-0.152	-0.148
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.924571	Pr < W	0.0013					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.131428	Pr > D	0.0123					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.26537	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	1.557081	Pr > A-Sq	<0.0050					

### Lampiran 9. Syntax SAS Model II pada Daya 900VA

```

data sembilan;
input y;
datalines;
247726627
184317229
217872105
.
.
.
453418072
465395338
;
proc arima data=sembilan;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate q=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 10. Output SAS Model II pada Daya 900VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t			Lag
MA1,1	0.87204		0.06415	13.59		<.0001			1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.47	5	0.9930	0.007	-0.034	-0.026	0.023	0.066	-0.021
12	4.38	11	0.9575	-0.080	-0.062	0.116	-0.084	0.110	-0.102
18	10.37	17	0.8875	-0.042	0.263	-0.019	0.026	0.036	0.036
24	16.71	23	0.8234	0.000	-0.002	0.045	-0.070	-0.153	-0.180
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.92287	Pr < W	0.0011					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.115526	Pr > D	0.0483					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.184492	Pr > W-Sq	0.0082					
Anderson-Darling	A-Sq	1.145055	Pr > A-Sq	<0.0050					

### Lampiran 11. Syntax SAS Model III pada Daya 900VA

```

data sembilan;
input y;
datalines;
247726627
184317229
217872105
.
.
.
453418072
465395338
;
proc arima data=sembilan;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate p=(1,2) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```



## Lampiran 12. Output SAS Model III pada Daya 900VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t			Lag
AR1,1	-0.62777		0.12572	-4.99		<.0001			1
AR1,2	-0.32309		0.12573	-2.57		0.0128			2

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.62	4	0.1067	-0.088	-0.178	-0.257	0.046	0.101	-0.035
12	12.66	10	0.2432	-0.083	-0.095	0.150	-0.054	0.066	-0.152
18	17.94	16	0.3271	-0.056	0.245	-0.029	-0.010	-0.035	0.021
24	25.07	22	0.2939	-0.000	0.033	0.103	-0.053	-0.158	-0.177

Tests for Normality					
Test		--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.909591	Pr < W	0.0003	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.141626	Pr > D	<0.0100	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.335164	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.850814	Pr > A-Sq	<0.0050	

## Lampiran 13. Syntax SAS Model I pada Daya 1300VA

```

data satutiga;
input y;
datalines;
81114309
61474737
70968990
.
.
.
110207989
111239228
;
proc arima data=satutiga;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate p=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 14. Output SAS Model I pada Daya 1300VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t			Lag
AR1,1	-0.37436		0.12247	-3.06		0.0034			1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.00	5	0.1092	-0.088	-0.277	-0.104	0.083	0.195	-0.001
12	21.32	11	0.0302	-0.124	-0.166	0.055	0.037	0.159	-0.304
18	27.06	17	0.0573	-0.099	0.241	0.005	-0.036	-0.025	-0.041
24	33.92	23	0.0663	-0.057	0.037	0.134	0.019	-0.194	-0.095
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.933326	Pr < W	0.0030					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.134064	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.186547	Pr > W-Sq	0.0078					
Anderson-Darling	A-Sq	1.250653	Pr > A-Sq	<0.0050					

### Lampiran 15. Syntax SAS Model II pada Daya 1300VA

```

data satutiga;
input y;
datalines;
81114309
61474737
70968990
.
.
.
110207989
111239228
;
proc arima data=satutiga;
identify var=y(1,12) nlag=24;
run;
estimate q=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 16. Output SAS Model II pada Daya 1300VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error		t Value		Approx Pr >  t		Lag
MA1,1	0.58963		0.10880		5.42		<.0001		1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.95	5	0.7076	0.042	-0.075	-0.067	0.076	0.165	-0.015
12	12.73	11	0.3116	-0.113	-0.181	0.032	-0.031	0.113	-0.268
18	16.18	17	0.5114	-0.092	0.177	0.007	-0.004	-0.032	-0.048
24	20.78	23	0.5945	-0.052	0.028	0.099	0.003	-0.156	-0.095
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.950807	Pr < W	0.0184					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.108655	Pr > D	0.0825					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.151265	Pr > W-Sq	0.0227					
Anderson-Darling	A-Sq	0.960194	Pr > A-Sq	0.0157					

### Lampiran 17. Syntax SAS Model I pada Daya 2200VA

```

data duadua;
input y;
datalines;
54366727
41580243
46152280
.
.
.
77947731
78325306
;
proc arima data=duadua;
identify var=y(12) nlag=24;
run;
estimate p=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

### Lampiran 18. Output SAS Model I pada Daya 2200VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error		t Value	Approx Pr >  t		Lag		
AR1,1	0.70520	0.09245		7.63	<.0001		1		
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.41	5	0.1918	-0.122	-0.010	-0.015	0.119	0.280	0.057
12	19.60	11	0.0511	0.022	-0.082	0.172	0.038	0.289	-0.199
18	25.60	17	0.0820	-0.021	0.255	0.019	0.080	0.022	0.028
24	28.80	23	0.1871	0.003	0.051	0.135	0.064	-0.075	-0.048
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.953231		Pr < W	0.0222				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.09298		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.131692		Pr > W-Sq	0.0423				
Anderson-Darling	A-Sq	0.847859		Pr > A-Sq	0.0279				

### Lampiran 19. Syntax SAS Model II pada Daya 2200VA

```

data duadua;
input y;
datalines;
54366727
41580243
46152280
.
.
.
77947731
78325306
;
proc arima data=duadua;
identify var=y(12) nlag=24;
run;
estimate p=(1) q=(1) method=cls noconstant;
run;
forecast lead=12 printall out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

## Lampiran 20. Output SAS Model II pada Daya 2200VA

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error		t Value	Approx		Pr >  t		
									Lag
MA1,1	0.55587	0.14190		3.92	0.0002		1		
AR1,1	0.93534	0.05972		15.66	<.0001		1		
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.15	4	0.1284	0.098	-0.141	-0.151	0.057	0.228	0.022
12	17.53	10	0.0634	-0.113	-0.169	0.070	0.064	0.174	-0.240
18	22.12	16	0.1394	-0.106	0.190	0.057	0.052	-0.025	-0.051
24	27.39	22	0.1969	-0.059	0.027	0.116	0.012	-0.147	-0.117
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.958889		Pr < W	0.0415				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.106104		Pr > D	0.0911				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.143239		Pr > W-Sq	0.0291				
Anderson-Darling	A-Sq	0.831477		Pr > A-Sq	0.0313				

## BIODATA PENULIS



Penulis bernama Sarirazty Dwijantari atau biasa dipanggil Razty. Lahir di Probolinggo, pada tanggal 7 Januari 1996. Penulis adalah anak kedua dari tiga bersaudara. Orangtua penulis bernama Raid Hermawan dan Alifah Fithriyati. Pendidikan yang telah diselesaikan penulis adalah SDN Pucang IV Sidoarjo, SMPN 3 Sidoarjo, SMAN 2 Sidoarjo. Setelah lulus dari SMA, penulis diterima di Jurusan Diploma Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (MIPA) ITS dengan NRP 1314 030 010 tahun 2014. Mulai tahun 2017 DIII Statistika berganti nama menjadi Departemen Statistika Bisnis dan termasuk Fakultas Vokasi. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di organisasi BEM FMIPA ITS sebagai Staff Departemen Sosial Masyarakat periode 2015/2016, serta sebagai Kepala Divisi Pengabdian Masyarakat dan Lingkungan Departemen Sosial Masyarakat periode 2016/2017. Selain itu, penulis juga berperan aktif menjadi Pengajar Tangguh *Batch 2* dalam program ITS Mengajar yang diadakan oleh ITS *Education Care Center (IECC)*. Penulis mendapat kesempatan kerja praktek di PT Indonesia Connets Plus (PT ICON+) pada akhir semester 4. Motto hidup penulis adalah tiada yang tidak mungkin di mata Allah SWT. Segala kritik dan saran akan diterima penulis, dan apabila terdapat keperluan untuk berdiskusi dengan penulis dapat menghubungi melalui email [raztytari@gmail.com](mailto:raztytari@gmail.com).