



TUGAS AKHIR - SS 145561

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK
BERDASARKAN PEMAKAIAN KWH UNTUK
KATEGORI INDUSTRI I-4 DI PT. PLN
(PERSERO) DISTRIBUSI JAWA TIMUR
MENGUNAKAN ARIMA *BOX-JENKINS***

**DEVI PUTRI ISNARWATY
NRP 1314 030 042**

**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
BERDASARKAN PEMAKAIAN KWH UNTUK
KATEGORI INDUSTRI I-4 DI PT PLN (PERSERO)
DISTRIBUSI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN
ARIMA *BOX-JENKINS***

DEVI PUTRI ISNARWATY
NRP 1314 030 042

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

DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
FAKULTAS VOKASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017



FINAL PROJECT - SS 145561

**FORECASTING THE ELECTRICITY
CONSUMPTION BASED ON KWH USAGE FOR
I-4 INDUSTRY CATEGORY IN PT PLN
(PERSERO) DISTRIBUTION OF EAST JAVA
USING ARIMA *BOX-JENKINS***

DEVI PUTRI ISNARWATY
NRP 1314 030 042

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

DEPARTMENT OF BUSINESS STATISTICS
FACULTY OF VOCATIONAL
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK BERDASARKAN
PEMAKAIAN KWH UNTUK KATEGORI INDUSTRI I-4
DI PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI JAWA TIMUR
MENGUNAKAN ARIMA *BOX-JENKINS***

TUGAS AKHIR

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

Oleh :

DEVI PUTRI ISNARWATY
NRP 1314 030 042

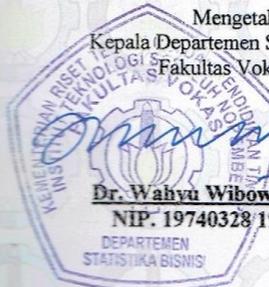
SURABAYA, JULI 2017

Menyetujui,
Pembimbing Tugas Akhir



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

Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi ITS



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

**PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK BERDASARKAN
PEMAKAIAN KWH UNTUK KATEGORI INDUSTRI I-4
DI PT PLN (PERSERO) DISTRIBUSI JAWA TIMUR
DENGAN MENGGUNAKAN ARIMA *BOX-JENKINS***

Nama : Devi Putri Isnarwaty
NRP : 1314 030 042
Departemen : Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

ABSTRAK

Konsumsi listrik di Indonesia terus mengalami peningkatan setiap tahunnya seiring dengan kemajuan yang telah dicapai dalam pembangunan di berbagai bidang. Konsumsi listrik pada tahun 2016 meningkat dibandingkan pada tahun sebelumnya, hal ini disebabkan oleh sektor industri. PT PLN (Persero) berupaya meningkatkan pelayanan dan pasokan listrik khususnya di Jawa Timur. Peningkatan ini disebabkan oleh kategori industri skala besar. Hal ini dapat menyebabkan tidak berimbangnya kapasitas pasokan listrik yang dimiliki PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan permintaan energi listrik pada sektor industri. Sehingga perlu dilakukan peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan menggunakan ARIMA *Box-Jenkins* untuk mengetahui prediksi permintaan energi listrik pada periode satu tahun kedepan. Data yang digunakan adalah data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh pada kategori industri I-4. Model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA $([1,8],1,0)$. Konsumsi listrik pada tahun 2017 diperkirakan mengalami fluktuasi yang rendah tetapi mengalami peningkatan sebesar 3,19% dari satu tahun sebelumnya.

Kata Kunci : *ARIMA Box-Jenkins, Industri, Listrik, PT PLN Distribusi Jawa Timur.*

Halaman ini sengaja dikosongkan

FORECASTING THE ELECTRICITY CONSUMPTION BASED ON KWH USAGE FOR I-4 INDUSTRY CATEGORY IN PT PLN (PERSERO) DISTRIBUTION OF EAST JAVA USING *ARIMA BOX-JENKINS*

Name : Devi Putri Isnarwaty
NRP : 1314 030 042
Department : Business Statistics, Faculty of Vocational ITS
Supervisor : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

ABSTRACT

Indonesia electricity consumption is increasing every year with the improvement that has been achieved in many sector. In 2016, electricity consumption increases than before caused by the industrial sector. PT PLN (Persero) already to improve the customer service and electricity supply especially in East Java. This increase is caused by large scale industry category. It can be unbalanced in the capacity of electricity supply by PT PLN (Persero) Distribution of East Java which demand on electricity energy in the industrial sector. So, we need forecast the electricity consumption based on KWh usage for I-4 industrial category in PT PLN (Persero) Distribution of East Java using *ARIMA Box-Jenkins*. The data that used in this study is electricity consumption based on KWh usage for I-4 industry category. The best model to predict the electricity consumption is $ARIMA ([1,8],1,0)$. The analyze result indicate that the fluctuations of electricity consumption 2017 is low but there is an increase amount of 3,19% than the previous year.

Keywords : *ARIMA Box-Jenkins, Industry, Electricity, PT PLN (PERSERO) Distribution Of East Java*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji Syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan rahmat, taufik dan hidayah-Nya. Sholawat dan salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW atas suri tauladan dalam kehidupan ini sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **“Peramalan Konsumsi Listrik berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan Menggunakan ARIMA Box Jenkins”**.

Terselesaikannya Tugas Akhir ini tak lepas dari peran serta berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan banya terima kasih kepada :

1. Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si selaku Kepala Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS dan selaku dosen pembimbing Tugas Akhir dan yang telah dengan sabar memberikan bimbingan, masukan, dan dukungan kepada penulis dalam penyusunan laporan Tugas Akhir ini.
2. Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih, M.T selaku dosen penguji 1 dan Mike Prastuti, S.Si, M.Si selaku dosen penguji 2 dan validator yang telah banyak memberikan saran dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
3. Ir. Sri Pingit Wulandari, M.S selaku Kepala Program Studi Diploma III Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS yang selalu mendukung dalam pengerjaan Tugas Akhir.
4. Dra. Lucia Aridinanti, M.T selaku Dosen Wali yang telah membimbing dan memberikan motivasi kepada penulis sejak awal perkuliahan
5. Seluruh dosen dan staf karyawan Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah memberikan ilmu – ilmu dan pengalaman yang bermanfaat bagi penulis.
6. Bapak Sujianto selaku Manajer SDM dan Organisasi Pengembangan SDM dan Bapak 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.

7. Bapak 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.
8. Mama, Papa, Mbak Rina, Mas Riyan, Rafif dan keluarga besar yang telah memberikan do'a, motivasi, dukungan, nasehat, kasih sayang, perhatian dan kesabaran yang tidak akan pernah bisa digantikan dengan apapun.
9. Dinda, Riris, Irfan, Bibeh, Silvi, Nando, sahrul, "*istriable*" (Erna, Tanti, Ninda, Kunthi, Avita) dan teman-teman lainnya yang memberikan semangat, motivasi dan do'a dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
10. RISTEK HIMADATA-ITS 2014/2015, Kabinet dan BPH Kualitas serta departemen IMPROF HIMADATA-ITS 2016/2017 yang telah banyak memberikan pengalaman, suka dan duka serta waktunya selama dua kepengurusan ini.
11. Razty, Ratih, Lely, Rima, Tila, Penta, Leli, Vriesia, Azzima, Desi dan teman-teman "*PIONEER*" yang telah memberikan dukungannya kepada penulis.
12. Semua pihak yang sudah banyak membantu penulis dalam proses pengerjaan Tugas Akhir ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, untuk itu penulis menerima saran dan kritik yang diberikan untuk penyempurnaan laporan Tugas Akhir ini. Penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan banyak manfaat untuk pembaca.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Time Series</i>	5
2.2 <i>ARIMA Box-Jenkins</i>	5
2.2.1 Identifikasi Model ARIMA	6
2.2.2 Estimasi Parameter	12
2.2.3 Pengujian Parameter.....	14
2.2.4 Uji Asumsi Residual.....	15
2.3 Pemilihan Model Terbaik.....	16
2.4 Kelistrikan.....	17
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	19
3.2 Variabel Penelitian.....	19
3.3 Langkah Analisis.....	20
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Data Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4	23
4.2 Pemodelan Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4.....	24

	Halaman
4.2.1 Identifikasi Model ARIMA	24
4.2.2 Pendugaan Model Sementara	28
4.2.3 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter	30
4.2.4 Pengujian Asumsi Residual	31
4.2.5 Pemilihan Model Terbaik	33
4.2.6 Model ARIMA	34
4.2.7 Peramalan Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4 Tahun 2017.....	35
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	39
5.2 Saran.....	39
DAFTAR PUSTAKA	41
LAMPIRAN	43
BIODATA PENULIS	67

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi <i>Box-Cox</i>	8
Tabel 2.2 Identifikasi Model <i>Time Series</i> Berdasarkan ACF dan PAC	10
Tabel 3.1 Struktur Data.....	19
Tabel 4.1 Hasil Pengujian Signifikan Parameter	30
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Residual <i>White Noise</i>	31
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Residual <i>White Noise</i> (Lanjutan).....	32
Tabel 4.3 Hasil Pengujian Asumsi Berdistribusi Normal.....	32
Tabel 4.4 Kriteria Pemilihan Model Terbaik.....	33
Tabel 4.5 Nilai Ramalan dan Selang Kepercayaan.....	36

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir	21
Gambar 3.1 Diagram Alir (Lanjutan)	22
Gambar 4.1 <i>Time Series</i> Plot Konsumsi Listrik Industri I-4	23
Gambar 4.2 <i>Box-Cox</i> Konsumsi Listrik Industri I-4.....	25
Gambar 4.3 <i>Time Series</i> Plot Konsumsi Listrik Industri I-4 <i>Data In Sample</i>	26
Gambar 4.4 Plot ACF Konsumsi Listrik Industri I-4	27
Gambar 4.5 <i>Time Series</i> Plot ACF Konsumsi Listrik Industri I-4 Hasil <i>Differencing</i>	27
Gambar 4.6 (a) Plot ACF.....	28
Gambar 4.6 (b) Plot PACF	29
Gambar 4.7 Plot Hasil Ramalan dan Selang Kepercayaan Konsumsi Listrik Tahun 2017.....	35
Gambar 4.8 Plot Data Konsumsi Listrik Tahun 2010-2016 dan Hasil Ramalan Konsumsi Listrik Tahun 2017.....	37

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Konsumsi Listrik Kategori Industri I-4	43
Lampiran 2. Surat Ijin Pengambilan Data	44
Lampiran 3. Surat Pernyataan Kevalidan Data.....	45
Lampiran 4. <i>Output</i> Minitab ACF	46
Lampiran 5. <i>Output</i> Minitab ACF hasil <i>differencing</i>	47
Lampiran 6. <i>Output</i> Minitab PACF.....	48
Lampiran 7. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (1,1,0)	49
Lampiran 8. <i>Output</i> SAS Model ARIMA (1,1,0).....	50
Lampiran 9. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (1,1,1)	51
Lampiran 10. <i>Output</i> SAS Model ARIMA (1,1,1).....	52
Lampiran 11. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA ([8],1,0).....	53
Lampiran 12. <i>Output</i> SAS Model ARIMA ([8],1,0)	54
Lampiran 13. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA ([8],1,1).....	55
Lampiran 14. <i>Output</i> SAS Model ARIMA ([8],1,1)	56
Lampiran 15. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (0,1,1)	57
Lampiran 16. <i>Output</i> SAS Model ARIMA (0,1,1).....	58
Lampiran 17. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,0).....	59
Lampiran 18. <i>Output</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,0)	60
Lampiran 19. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,1).....	61
Lampiran 20. <i>Output</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,1)	62
Lampiran 21. Perhitungan Manual RMSE	63
Lampiran 22. <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,0) untuk Peramalan	64
Lampiran 23. <i>Output</i> SAS Model ARIMA ([1,8],1,0) untuk Peramalan	65

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Energi listrik telah menjadi kebutuhan pokok dalam kehidupan modern manusia, tanpa listrik segala aktivitas bisa menjadi lumpuh. Seluruh aspek kehidupan bisa jadi akan terpengaruh termasuk roda pemerintahan dan perekonomian yang secara khusus bisa terganggu bila tidak ada listrik. Konsumsi listrik di Indonesia terus mengalami peningkatan setiap tahunnya seiring dengan peningkatan dan kemajuan yang telah dicapai dalam pembangunan di berbagai bidang, baik dalam bidang ekonomi, industri, maupun teknologi. Kebutuhan energi listrik di Indonesia dari tahun ke tahun menunjukkan peningkatan jumlah dari segi jumlah pelanggan maupun dari segi konsumsi energi listrik (KWh) yang digunakan. Oleh karena itu, pemerintah terus berupaya menyediakan pasokan listrik kepada masyarakat dengan mengeluarkan biaya yang besar untuk memastikan ketersediaan energi listrik yang terjangkau bagi masyarakat. Kebutuhan listrik nasional rata-rata tumbuh sekitar 8-9% per tahun. (Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan, 2014). Pertumbuhan listrik pada tahun 2016 meningkat dibandingkan pada tahun sebelumnya. Total penjualan listrik pada bulan Januari hingga Juni 2016 adalah sebesar 105,96 Terra Watt hour (TWh) lebih tinggi bila dibandingkan dengan penjualan pada bulan Januari hingga Juni 2015 penjualan hanya berkisar 98,27 TWh. Pertumbuhan ini disebabkan oleh sektor industri.

PT PLN (Persero) berupaya meningkatkan pelayanan dan pasokan listrik khususnya di Jawa Timur. Hal ini yang menjadikan sebagai salah satu kawasan industri yang terus berkembang, ketersediaan energi listrik yang handal di wilayah tersebut menjadi suatu keharusan untuk memberi jaminan kepada pelaku industri dan bisnis. PT PLN (Persero) menyatakan pasokan listrik di wilayah Jawa Timur mengalami surplus 2.600 MW. Daya listrik harian yang dimiliki Jawa Timur sebesar 8.600

MW sedangkan beban puncak harian Jawa Timur sebesar 6.000 MW. Sumber listrik di Jawa Timur dipasok dari pembangkit listrik di sejumlah tempat antara lain Probolinggo, Tuban, Gresik, dan Pacitan. Adanya pasokan listrik yang berlebih tersebut, diharapkan bisa membuka peluang bagi industri (Wicaksono, 2016). Data PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur terus berupaya menjajaki kerjasama dengan kawasan industri sejalan dengan potensi pertumbuhan industri di Jawa Timur. Sektor industri menjadi pasar terbesar bagi PLN. Pada semester I/2016, PLN mencatat jumlah pemasangan listrik industri di Jawa Timur mencapai 1.435 perusahaan. Peningkatan kebutuhan listrik industri cukup signifikan dibandingkan tahun lalu pada periode yang sama.

Peningkatan konsumsi listrik di sektor industri diakibatkan oleh dari semakin banyaknya investor yang membuka pabrik dan skala bisnis di sektor industri skala besar semakin meningkat. Produksi industri skala besar di Jawa Timur sendiri pada triwulan I tahun 2016 tumbuh sebesar 0,81% dibandingkan dengan pertumbuhan produksi pada triwulan yang sama tahun 2015 (KOMINFO, 2016). Peningkatan ini dimotori pada kategori industri skala besar (I4). Peningkatan pada kategori tarif industri skala besar diindikasikan terjadi karena mulai pulihnya pemakaian listrik dari industri skala besar (I4). Semakin tingginya penjualan listrik di sektor industri, menunjukkan semakin banyak pula industri yang beroperasi, maka diharapkan tenaga kerja akan semakin cepat terserap. Jenis industri skala besar ini diantaranya adalah industri tekstil, baja, elektronik, serat sintetis, dan kimia. Hal ini yang mungkin dapat menyebabkan tidak berimbangnya kapasitas pasokan listrik yang dimiliki PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan permintaan energi listrik pada sektor industri karena diperkirakan pertumbuhan konsumsi listrik pada sektor industri skala besar akan semakin meningkat. Berdasarkan permasalahan tersebut diperlukan suatu solusi yang dapat mengatasi permasalahan, yaitu dengan memprediksi permintaan energi listrik pada periode yang akan datang. Jadi,

dengan adanya prediksi permintaan energi listrik pada periode yang akan datang dapat menyeimbangkan antara permintaan konsumen dengan kapasitas pasokan listrik yang dimiliki PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur.

Penelitian sebelumnya berkaitan mengenai listrik oleh Anggraeni (2012) menyatakan bahwa model terbaik dari peramalan penjualan listrik Prabayar adalah dengan menggunakan *Double Exponential Smoothing* karena memiliki nilai MSE yang paling kecil dibandingkan dengan model *Random Walk* dan Analisis *Trend*. Berdasarkan hasil penelitian tersebut didapatkan kesimpulan lainnya yaitu pada penjualan listrik pascabayar model ARIMA (2,1,0) merupakan model terbaik. Penelitian lainnya oleh Rachmawati (2014), hasil yang didapatkan dari penelitian adalah pada konsumsi listrik untuk kategori rumah tangga R-1 pada TR 450VA, 900VA, 1300VA, dan 2200VA dipengaruhi oleh bulan sebelumnya. Penelitian lainnya oleh Saputri (2016), hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah penjualan tenaga listrik yang paling tinggi diprediksi terjadi pada bulan Mei 2016, sedangkan yang paling rendah terjadi pada September 2016. Penjualan tenaga listrik pada tahun 2016 mengalami kenaikan sebesar 1,96% dari tahun sebelumnya.

Berdasarkan uraian tersebut, pada penelitian ini dilakukan peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan menggunakan ARIMA *Box-Jenkins* untuk mengetahui prediksi permintaan energi listrik pada periode satu tahun kedepan.

1.2 Rumusan Masalah

Peningkatan konsumsi listrik di sektor industri diakibatkan oleh dari semakin banyaknya investor yang membuka pabrik dan skala bisnis di sektor industri skala besar semakin meningkat. Hal ini yang mungkin dapat menyebabkan tidak berimbangnya kapasitas pasokan listrik yang dimiliki PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur dengan permintaan energi listrik pada

sektor industri karena diperkirakan pertumbuhan konsumsi listrik pada sektor industri skala besar akan semakin meningkat, sehingga dibutuhkan prediksi permintaan energi listrik pada periode satu tahun ke depan agar dapat menyeimbangkan antara permintaan konsumen dengan kapasitas pasokan listrik yang dimiliki PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur. Untuk memprediksi permintaan energi listrik pada periode satu tahun ke depan sangat tepat menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins*. Sehingga diperoleh rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana hasil peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang di atas maka tujuan yang diharapkan setelah dilakukan penelitian ini adalah mendapatkan hasil peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian diharapkan mampu memberikan informasi bagi PT PLN Distribusi Jawa Timur untuk mengoptimalkan pengalokasian, penyeimbangan dan penggunaan listrik khususnya untuk kategori industri I-4 di wilayah Jawa Timur pada satu tahun ke depan agar permintaan konsumen dapat terpenuhi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan yang diambil dibatasi pada periode bulan Januari 2010 - Desember 2016 mengenai konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur pada tahun 2010-2016.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Time Series*

Time Series atau deret waktu adalah serangkaian pengamatan yang diambil berdasarkan urutan waktu dan antar pengamatan saling berkorelasi sehingga dikatakan bahwa tiap pengamatan yang diambil berkorelasi dengan variabel itu sendiri pada waktu sebelumnya (Wei, 2006). Seiring terdapat senjang waktu antara kesadaran akan peristiwa atau kebutuhan mendatang dengan peristiwa itu sendiri. Adanya waktu tenggang merupakan alasan utama bagi perencanaan dan peramalan. Jika waktu tenggang ini nol atau sangat kecil, maka perencanaan tidak diperlukan. Namun jika waktu tenggang ini panjang dan hasil peristiwa akhir bergantung pada faktor-faktor yang dapat diketahui, maka perencanaan dapat memegang peranan penting. Dalam situasi seperti itu peramalan diperlukan untuk menentukan kapan suatu peristiwa akan terjadi atau timbul, sehingga tindakan yang tepat dapat dilakukan. Langkah penting dalam memilih metode *time series* yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999). Pola data dapat dibedakan menjadi empat yaitu:

1. Pola horizontal ketika nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan
2. Pola musiman bila deret dipengaruhi oleh faktor musiman
3. Pola siklis jika terjadi jika data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang
4. Pola trend terjadi jika terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang pada data.

2.2 *ARIMA Box-Jenkins*

ARIMA merupakan suatu metode peramalan yang biasanya sangat baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. Metode ini sering disebut metode runtun waktu *Box-Jenkins*. Selain itu model ARIMA juga merupakan salah satu

model yang digunakan dalam peramalan data *time series* yang bersifat non stasioner. Model ini dapat menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat karena menggunakan data masa lalu dan sekarang dari variabel dependen (Wei, 2006). Berikut ini adalah prosedur peramalan pada ARIMA *Box-Jenkins*.

2.2.1 Identifikasi Model ARIMA

Tahap identifikasi model ARIMA meliputi pengecekan stasioneritas data dan penetapan model ARIMA (p,d,q) sementara yaitu dengan mengamati pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Selanjutnya akan dijelaskan sebagai berikut.

A. Stasioneritas Data

Stasioneritas dalam data *time series* ditunjukkan apabila rata-rata dan varians berfluktuasi konstan setiap waktu. Penulisan data *time series* adalah $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$. Suatu data *time series* Z_t bersifat stasioner dalam *mean* $E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu$ dan *varians* $E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2$, maka *mean* dan *variannya* tidak dipengaruhi oleh waktu pengamatan (Cryer & Chan, 2008).

Untuk memeriksa kestasioneran dapat digunakan plot data *time series* antara nilai Z_t dengan waktu t . jika plot *time series* berfluktuasi di sekitar garis yang sejajar dengan sumbu waktu (t) maka dikatakan deret stasioner dalam *mean*. Terdapat kemungkinan suatu data tidak stasioner. Hal ini dikarenakan *mean* tidak konstan atau variannya tidak konstan sehingga untuk menghilangkan ketidakstasioneran terhadap *mean*, maka menggunakan metode pembedaan atau *differencing* (Makridakis, Wheelwright, & McGEE, 1999).

$$Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.1)$$

dengan Z_t merupakan nilai setelah dilakukan pembedaan atau *differencing*.

Untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam varians, dapat dilakukan dengan transformasi data. Transformasi yang umum

digunakan dengan transformasi *Box-Cox*. Persamaan umum transformasi *Box-Cox* adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.2)$$

dimana nilai λ merupakan parameter transformasi. Nilai pendugaan parameter λ dapat dicari menggunakan metode kemungkinan *Maximum Likelihood Estimation*. Untuk memperoleh estimasi maksimum *likelihood*, maka harus terbentuk suatu persamaan *newton-rapshon likelihood* sebagai berikut $\ln(L(\lambda | Z_i))$. Berikut merupakan fungsi *newton-rapshon likelihood*.

$$\ln(L(\lambda | x)) = \ln(\lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i}) \quad (2.3)$$

dengan menggunakan *newton-rapshon* ($L(\lambda|x)$) maka estimasi maksimum *likelihood* langsung dapat diperoleh dari $\frac{dl(\lambda | x)}{d\lambda} = 0$

karena $\ln(L(\lambda | x)) = \ln(\lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i})$

$$L(\lambda | x) = \ln(\lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i})$$

$$L(\lambda | x) = \ln \lambda^n + \ln e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i}$$

$$L(\lambda | x) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\begin{aligned} \text{Untuk } \frac{dl(\lambda | x)}{d\lambda} = 0 \text{ adalah } \frac{dl(\lambda | x)}{d\lambda} &= \frac{d \left[n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i \right]}{d\lambda} \\ \frac{dl(\lambda | x)}{d\lambda} &= \frac{d}{d\lambda} n \ln \lambda - \frac{d}{d\lambda} \lambda \sum_{i=1}^n x_i \\ \frac{dl(\lambda | x)}{d\lambda} &= \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i \end{aligned}$$

Kemudian $\frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i$ disama dengankan 0, sehingga

$$\frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i = 0 \rightarrow \frac{n}{\lambda} = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\lambda = \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad (2.4)$$

Selanjutnya terbentuk nilai λ dari hasil eksponensial $\frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i}$. Nilai λ yang dipilih adalah nilai λ yang meminimumkan jumlah kuadrat residual sehingga memiliki varians yang minimum (Wei, 2006). Berikut merupakan nilai estimasi dari λ .

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

Nilai λ	Transformasi
-1	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln(Z_t)$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

B. Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi Autokorelasi (ACF) merupakan suatu proses korelasi pada data *time series* antara Z_t dan Z_{t+k} . Pada data yang telah stasioner memiliki nilai rata-rata μ dan *variants* σ^2 yang konstan. Persamaan antara Z_t dan Z_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.5)$$

Fungsi autokorelasi dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.6)$$

Untuk $k = 0, 1, 2, \dots$, dimana $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t$

Keterangan :

k : jumlah lag

γ_k : fungsi autokovarians pada lag k

ρ_k : korelasi antara Z_t dan Z_{t+k}

$\hat{\rho}_k$: fungsi autokorelasi

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

C. Fungsi Parsial Autokorelasi (PACF)

Fungsi Parsial Autokorelasi (PACF) digunakan untuk mengukur keeratan antara Z_t dan Z_{t+k} setelah pengaruh variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k}$ dihilangkan (Wei, 2006). Perhitungan nilai PACF sampel lag ke- k dimulai dari menghitung $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$, sedangkan untuk menghitung $\hat{\phi}_{kk}$ dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut ini.

$$\hat{\phi}_{kk} = \text{corr}(Z_t, Z_{t+k} \mid Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.7)$$

Fungsi PACF sebagai berikut.

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.8)$$

Keterangan :

$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k+k+1-j}$ untuk $j = 1, 2, \dots, k$

$\hat{\rho}_{k+1}$ = fungsi autokorelasi dari sampel setelah lag ke- k

$\hat{\rho}_j$ = fungsi autokorelasi dari sampel setelah lag ke- j

Pengidentifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot *time series* data, plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan orde p dan q dari model ARIMA (Wei, 2006). Secara teoritis, bentuk-bentuk plot ACF

dan PACF dari model ARIMA terdapat pada Tabel 2.2 berikut ini.

Tabel 2.2 Identifikasi Model *Time Series* Berdasarkan ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun cepat secara eksponensial	Terpotong setelah lag p
MA(q)	Terpotong setelah lag q	Turun cepat secara eksponensial
AR(p) atau MA(q)	Terpotong setelah lag q	Terpotong setelah lag p
ARMA(p,q)	Turun cepat setelah lag (q-p)	Turun cepat setelah lag (p-q)

Model *time series* yang sering digunakan terdiri atas beberapa bentuk, yaitu model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), model campuran *Autoregressive Moving Average* (ARMA), serta model ARIMA.

a. Model Autoregressive (AR)

model *Autoregressive* (AR) pada orde p menyatakan bahwa suatu model, dimana pengamatan pada waktu ke- t (Z_t) berhubungan linier dengan pengamatan waktu sebelumnya (Z_{t-k}) ditambah dengan residual pada saat ke- t (a_t) (Wei, 2006). Bentuk fungsi persamaan untuk model AR pada orde p adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.9)$$

Atau bisa disederhanakan dalam persamaan berikut ini.

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.10)$$

$$\text{Dimana, } \phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \text{ dan } \dot{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.11)$$

Keterangan :

ϕ_p : parameter AR lag ke- p

$\phi_p(B)$: koefisien komponen AR orde p

\dot{Z}_t : data *time series* pada waktu ke- t

\dot{Z}_{t-p} : data *time series* pada waktu ke- t dan lag ke- p

a_t : residual pada saat ke- t

b. Model *Moving Avarage* (MA)

Model *Moving Avarage* (MA) menunjukkan adanya hubungan antara nilai pada waktu ke- t (Z_t) dengan nilai residual pada waktu sebelumnya (a_{t-k}). Bentuk fungsi persamaan untuk model MA orde q dituliskan seperti berikut ini (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.12)$$

Atau bisa disederhanakan dalam persamaan berikut ini.

$$\dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.13)$$

$$\text{Dimana, } \theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (2.14)$$

Keterangan :

θ_q : parameter MA lag ke- q

$\theta_q(B)$: koefisien komponen MA orde q

c. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA merupakan model gabungan antara model AR(p) dan model MA(q) yang disebut ARMA(p,q). Bentuk fungsi model ARMA pada orde p dan q dinyatakan dalam bentuk berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.15)$$

d. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model ARIMA yang memerlukan *differencing* akibat data tidak stasioner dalam *mean* dinyatakan sebagai ARIMA(p,d,q). Secara umum model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.16)$$

Jika data *time series* mengandung pola musiman, maka peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan model *seasonal* ARIMA. Secara matematis model musiman ARIMA ditulis sebagai berikut.

$$\Phi_p(B^s)(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.17)$$

Model ARIMA multiplikatif dinotasikan dengan ARIMA (p,d,q) (P,D,Q)^s yang mempunyai faktor regular dan musiman pengamatan waktu ke-*t*. Bentuk fungsi persamaan model ARIMA multiplikatif adalah sebagai berikut.

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.18)$$

Keterangan :

B : operator *backshift*

Φ_p : koefisien komponen AR musiman *s* orde *P*

Θ_Q : koefisien komponen MA musiman *s* orde *Q*

$(1-B)^d$: *differencing* orde *d*

$(1-B^s)^D$: *differencing* musiman *s* dengan orde *D*

2.2.2 Estimasi 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 kuadrat *error* atau SSE (Cryer & Chan, 2008). Misalkan untuk model AR(1), maka *least square estimation* sebagai berikut.

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.19)$$

Berdasarkan metode *least square*, taksiran ϕ dan μ dilakukan dengan meminimumkan $S(\phi, \mu)$. Oleh karena itu, perlu dilakukan penurunan terhadap ϕ dan μ kemudian disamakan dengan nol. Berikut ini merupakan operasi turunan terhadap μ .

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.20)$$

Sehingga taksiran parameter μ untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (2.21)$$

Kemudian untuk parameter ϕ dengan cara yang sama didapatkan operasi turunan sebagai berikut.

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} + \bar{Z}) = 0 \quad (2.22)$$

Sehingga taksiran parameter ϕ untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.23)$$

Misalkan untuk model MA(1), maka *least square estimation* sebagai berikut.

$$S(\theta) = \sum_{t=2}^n (a_t)^2 = \sum_{t=1}^n [(Z_t + \theta Z_{t-1} + \theta^2 Z_{t-2} + \dots)^2] \quad (2.24)$$

Secara implisit, $a_t = a_t(\theta)$ adalah fungsi dari observasi dan parameter θ yang tidak diketahui. Masalah kuadrat kecil dari persamaan (2.27) adalah non linear di parameter, yang berarti tidak akan dapat meminimalkan $S(\theta)$ dengan mengambil turunan yang sehubungan dengan θ , diatur menjadi 0 dan diselesaikan. Dalam mengatasi masalah ini, dipertimbangkan mengevaluasi $S(\theta)$ untuk setiap nilai θ . Hanya Z_t observasi yang diamati, Z_1, Z_2, \dots, Z_n . Persamaannya adalah sebagai berikut.

$$a_t = Z_t + \theta Z_{t-1} \quad (2.25)$$

Menggunakan persamaan, a_1, a_2, \dots, a_n dapat dihitung untuk secara rekursif, jika memiliki nilai $a_1 = 0$. Pendekatan yang umum adalah menetapkan $a_0 = 0$. Nilai yang diharapkan bersyarat pada $a_0 = 0$, yang bisa didapatkan adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 a_1 &= Z_1 \\
 a_2 &= Z_2 + \theta a_1 \\
 a_3 &= Z_3 + \theta a_2 \\
 &\vdots \\
 a_n &= Z_n + \theta a_{n-1}
 \end{aligned} \tag{2.26}$$

Demikian menghitung $S(\theta) = \sum_{t=1}^n (a_t)^2$, bersyarat pada $a_0 = 0$, untuk nilai tunggal yang diberikan pada θ (Cryer & Chan, 2008).

2.2.3 Pengujian Parameter

Setelah mendapatkan estimasi parameter model, kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter. Pengujian parameter model digunakan untuk menguji suatu parameter model ARIMA layak atau tidak untuk masuk ke dalam suatu model. Hipotesis pengujian signifikansi parameter adalah sebagai berikut.

$H_0 : \phi_p = 0$ atau $\theta_q = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \phi_p \neq 0$ atau $\theta_q \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)} \tag{2.27}$$

dimana, $SE(\hat{\phi}_p)$ atau $SE(\hat{\theta}_p) = \sqrt{\frac{\sigma^2}{n-1}}$ dan $\sigma^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{\beta}Z_{t-1})^2}{n-1}$

H_0 ditolak apabila $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-p}$ artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan (Wei, 2006).

Keterangan :

$\hat{\phi}$ atau $\hat{\theta}$: estimasi parameter dalam setiap model

$SE(\hat{\phi}_p)$ atau $SE(\hat{\theta}_p)$: standart error dari nilai estimasi parameter

n	: banyaknya data
p	: banyaknya parameter yang ditaksir
σ^2	: standar deviasi dari data yang telah stasioner dalam <i>mean</i> dan <i>varians</i>
Z_t	: pengamatan pada waktu ke- t
\bar{Z}	: rata-rata

2.2.4 Uji Asumsi Residual

Dua asumsi yang harus dipenuhi dalam model ARIMA yaitu uji *white noise* dan uji distribusi normal. Berikut adalah penjelasan masing-masing asumsi.

a. Uji Asumsi *White Noise*

Uji asumsi *white noise* pada residual dilakukan untuk melihat apakah residual independen dan identik. Uji residual independen yang digunakan adalah uji *Ljung Box-Q* (LBQ) dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006).

H_0 : $\rho_{a1} = \rho_{a2} = \dots \rho_{ak} = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : Minimal ada satu $\rho_{ak} \neq 0$ dengan $a_k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_{ak}^2 \quad (2.28)$$

Dengan taraf signifikansi sebesar α , maka H_0 ditolak apabila $Q > \chi^2_{(\alpha, K-p-q)}$. $\hat{\rho}_{ak}$ adalah hasil taksiran autokorelasi residual dari persamaan 2.9.

Keterangan :

n : banyaknya pengamatan.

$\hat{\rho}_{ak}$: taksiran autokorelasi residual lag ke- k .

K : lag maksimum

p dan q : orde dari model ARIMA (p,q)

b. Uji Asumsi Berdistribusi Normal

Asumsi lain yang harus dipenuhi adalah residual berdistribusi normal. Salah satu uji yang digunakan adalah *Kolmogorov-Smirnov* sebagai berikut (Daniel, 1989). Hipotesis dari pengujian ini adalah sebagai berikut.

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji :

$$D = \sup_x |S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.29)$$

dimana, $a_t = Z_t - \hat{Z}_t$

Dengan taraf signifikansi sebesar α , maka H_0 ditolak apabila $D_{uji} > D_{(1-\alpha, n)}$.

Keterangan :

$F_0(a_t)$: Fungsi peluang dari distribusi normal

$S(a_t)$: Fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel

Supremium : Nilai maksimum dari $|S(a_t) - F_0(a_t)|$

a_t : Residual pada saat ke- t

2.3 Pemilihan Model Terbaik

Pada analisis *time series*, terdapat kemungkinan bahwa terdapat lebih dari satu model yang parameternya signifikan dan memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal, sehingga diperlukan suatu kriteria tertentu untuk dapat menentukan model yang akan digunakan. Pemilihan model terbaik dan akurat dapat digunakan kriteria dari data *in-sample* dan data *out-sample*. Pemilihan model berdasarkan data *in-sample* antara lain menggunakan *Akaike's Information Criterion* (AIC). AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Pada kriteria AIC diasumsikan menggunakan suatu model statistik dengan M parameter sebagai penduga dari data. AIC digunakan

untuk model yang memiliki parameter tidak terlalu banyak, sehingga jika parameter dalam model terlalu banyak akan menjadi bias (Wei, 2006). Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (2.30)$$

Keterangan :

n : Jumlah observasi

$\hat{\sigma}_a^2$: varians residual

M : Banyaknya parameter dalam model.

Penentuan model terbaik berdasarkan data *out-sample* dapat dilihat berdasarkan nilai kesalahan peramalan yang dihasilkan. Semakin kecil nilai kesalahan peramalan yang dihasilkan suatu model maka model tersebut akan semakin baik digunakan untuk meramalkan periode mendatang. Perhitungan akurasi untuk data *out sample* dengan menggunakan kriteria *Root Mean Square Error (RMSE)*. *Root Mean Square Error (RMSE)* merupakan metode yang digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model *time series* dengan cara mempertimbangkan sisa perhitungan ramalan pada data *out sample* (Wei, 2006). Nilai *RMSE* dirumuskan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.31)$$

Keterangan :

Z_t : Nilai aktual atau sebenarnya pada waktu ke t .

\hat{Z}_t : Nilai dugaan atau peramalan pada waktu ke t .

n : Jumlah observasi.

2.4 Kelistrikan

Listrik adalah aliran tenaga atau daya listrik. Listrik merupakan bagian mendasar dari alam semesta dan salah satu bentuk energi yang paling digunakan. Listrik sebenarnya merupakan sumber energi sekunder, yang disebut sebagai

pembawa energi. Hal ini berarti bahwa untuk mendapatkan listrik berasal dari sumber energi lainnya, seperti batubara, energi nuklir, atau matahari yang disebut sebagai sumber primer (Ketenagalistrikan, 2013). Energi listrik telah menjadi kebutuhan pokok dalam kehidupan modern manusia, tanpa listrik segala aktivitas bisa menjadi lumpuh. Seluruh aspek kehidupan bisa jadi akan terpengaruh termasuk roda pemerintahan dan perekonomian yang secara khusus bisa terganggu bila tidak ada listrik. Pemerintah terus berupaya menyediakan pasokan listrik kepada masyarakat dengan mengeluarkan biaya yang besar untuk memastikan ketersediaan energi listrik yang terjangkau bagi masyarakat (Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan, 2014).

Perusahaan atau usaha industri adalah suatu unit (kesatuan) usaha yang melakukan kegiatan ekonomi, bertujuan menghasilkan barang atau jasa, terletak pada suatu bangunan atau lokasi tertentu, dan mempunyai catatan administrasi tersendiri mengenai produksi dan struktur biaya serta ada seorang atau lebih yang bertanggung jawab atas usaha tersebut. Perusahaan industri pengolahan dibagi dalam 4 golongan, yaitu :

1. Industri Besar (Banyaknya tenaga kerja 100 orang atau lebih)
2. Industri Sedang (Banyaknya tenaga kerja 20 – 99 orang)
3. Industri Kecil (Banyaknya tenaga kerja 5 – 19 orang)
4. Industri Rumah Tangga (Banyaknya tenaga kerja 1–4 orang)

Penggolongan perusahaan industri pengolahan ini semata-mata hanya didasarkan kepada banyaknya tenaga kerja yang bekerja tanpa memperhatikan apakah perusahaan itu menggunakan mesin tenaga atau tidak, serta memperhatikan besarnya modal perusahaan itu (BPS, 2017).

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur. Persetujuan permohonan ijin mengambil data dan surat pernyataan kevalidan data dapat dilihat pada Lampiran 2 dan 3.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 periode Januari 2010–Desember 2016 dengan unit penelitiannya merupakan data bulanan sesuai pada Lampiran 1. Banyaknya data yang akan digunakan adalah 84 data. Data yang akan digunakan sebagai *in sample* adalah data periode Januari 2010–Desember 2015, sedangkan data yang akan digunakan sebagai *out sample* adalah data periode Januari 2016 – Desember 2016. Data yang akan diramalkan adalah periode Januari 2017 – Desember 2017.

Tabel 3.1 Struktur Data

Tahun	Bulan	Konsumsi Listrik (KWh)
2010	Januari	Z_1
	Februari	Z_2
	:	:
	November	Z_{11}
	Desember	Z_{12}
:	:	:
2016	Januari	Z_{73}
	Februari	Z_{74}
	:	:
	November	Z_{83}
	Desember	Z_{84}

3.3 Langkah Analisis

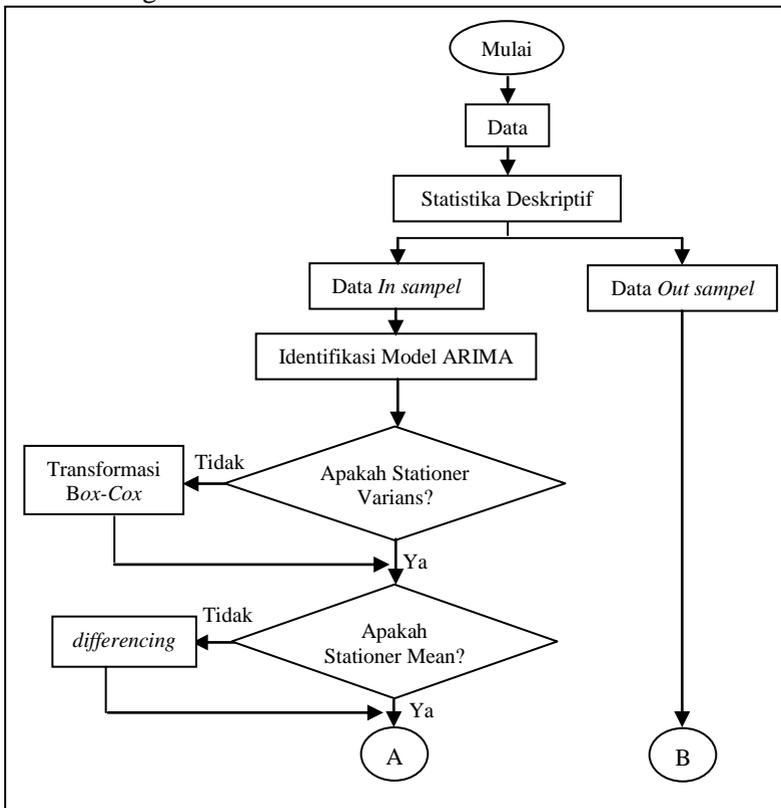
Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur pada tahun 2010-2016 dengan menggunakan *time series plot*.
2. Membagi data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur pada tahun 2010-2016 menjadi dua bagian yaitu sebagai data *in sample* dan data *out sample*.
3. Mengidentifikasi kestasioner pada data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur pada tahun 2010-2016 stasioner dalam *mean* dan *varians*. Untuk melihat data stasioner dalam *varians* atau tidak menggunakan *Box-Cox*, sedangkan untuk melihat data stasioner dalam *mean* atau tidak menggunakan *time series plot* dan plot ACF. Jika data tidak stasioner dalam *varians* maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox*. Jika data tidak stasioner dalam *mean* maka perlu dilakukan *differencing*. Apabila data telah stasioner dalam *varians* dan *mean*, maka dilakukan identifikasi pendugaan model sementara melalui plot ACF dan PACF.
4. Melakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter model dari model ARIMA yang diduga sementara melalui plot ACF dan PACF.
5. Apabila telah didapatkan model dengan parameter telah signifikan, maka selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual yaitu uji residual *white-noise* dan uji residual berdistribusi normal.
6. Membandingkan model dugaan yang mungkin ditetapkan pada data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi

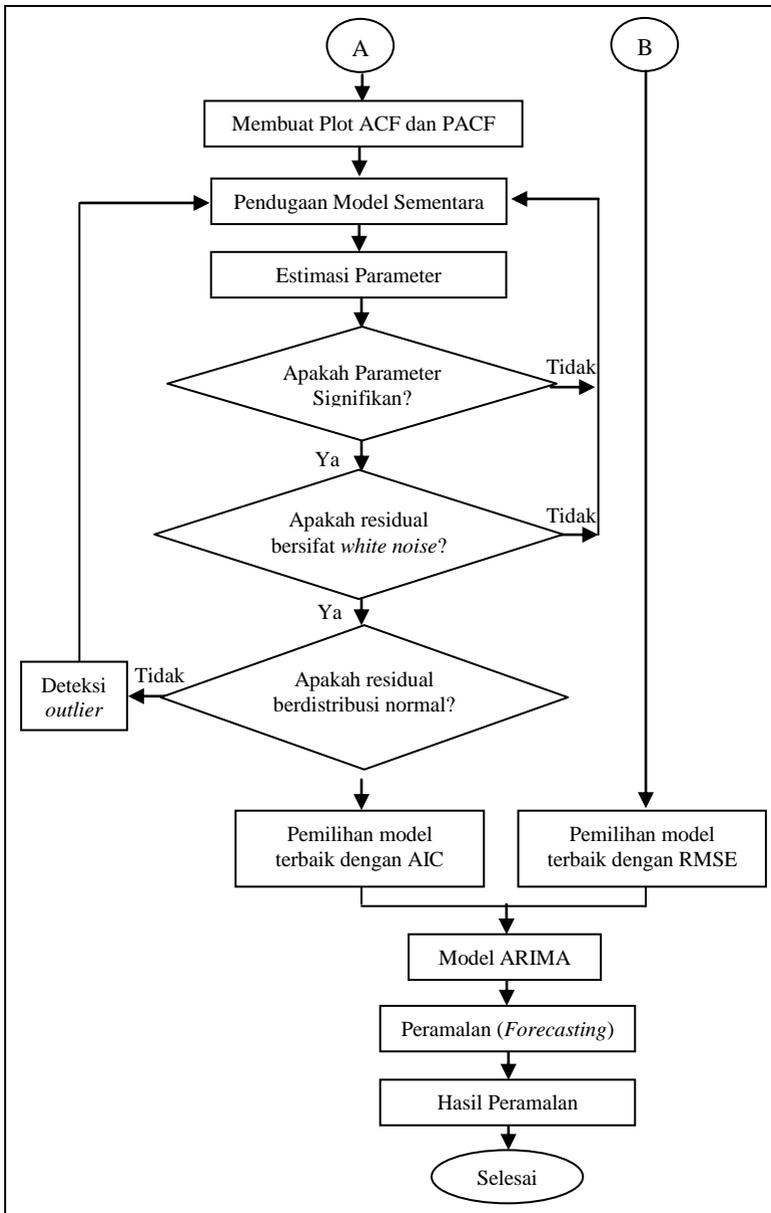
Jawa Timur pada tahun 2010-2016 dengan melihat nilai AIC pada data *in sample* dan RMSE pada data *out sample*.

7. Setelah terpilih satu model yang terbaik, dapat dilakukan peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur periode Januari 2017 – Desember 2017.

Diagram alir penelitian dari data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada tahun 2010-2016 menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins* adalah sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir



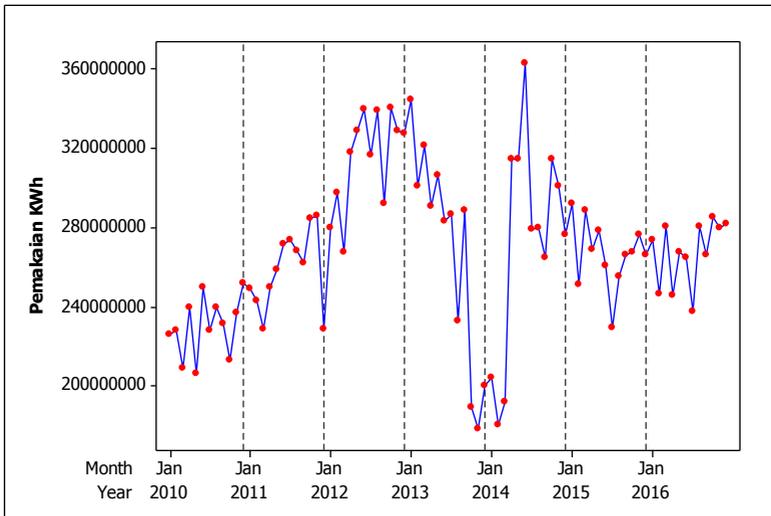
Gambar 3.1 Diagram Alir (lanjutan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai analisis dan pembahasan mengenai peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur. Diawali dari karakteristik data menggunakan statistika deskriptif, pemodelan ARIMA yang terdiri dari identifikasi model, pengujian model, dan peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4.

4.1 Karakteristik Data Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4

Konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2016 digambarkan melalui *time series* Plot berikut ini.



Gambar 4.1 *Time Series* Plot Konsumsi Listrik Industri I-4

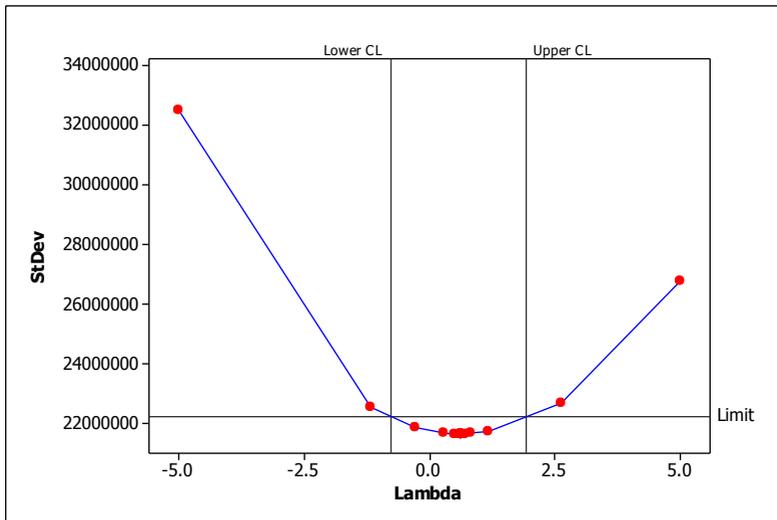
Gambar 4.1 merupakan *time series* Plot konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2016. Dapat diketahui bahwa konsumsi listrik untuk kategori I-4 cenderung mengalami peningkatan setiap bulannya. Pada periode Oktober 2013 sampai dengan Maret 2014 terjadi penurunan yang fluktuatif disebabkan oleh adanya perubahan kebijakan pemerintah terkait pemindahan golongan yang mengakibatkan perusahaan yang dahulunya tergolong pada kategori industri I-4 dipindah menjadi industri I-3 dan kemudian terjadi perubahan kebijakan kembali, dimana yang termasuk kategori industri I-4 tetapi masuk ke industri I-3 dikembalikan lagi menjadi kategori industri I-4. Pada periode Mei - Agustus 2014 terjadi penurunan yang fluktuatif yang disebabkan oleh ada beberapa perusahaan yang membangun pembangkit sendiri dan kemungkinan perusahaan tersebut memakai pembangkit sendiri tetapi perusahaan tersebut masih tercatat sebagai golongan industri I-4, sehingga PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur mengalami penurunan jumlah konsumsi listrik pada periode tersebut.

4.2 Pemodelan Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian KWh untuk Kategori Industri I-4

Data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 dibagi menjadi 2 data yaitu sebagai data *in sample* sebanyak 72 data dan data *out sample* sebanyak 12 data. Data *in sample* digunakan untuk memodelkan data konsumsi listrik, sedangkan data *out sample* digunakan untuk validasi model peramalan.

4.2.1 Identifikasi Model ARIMA

Langkah pertama yang dilakukan adalah pemeriksaan kestasioneran dalam varians dan *mean* menggunakan data *in sample* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 periode Januari 2010 – Desember 2015. Untuk melihat kestasioneran data dalam varians menggunakan *Box-Cox* berikut ini.

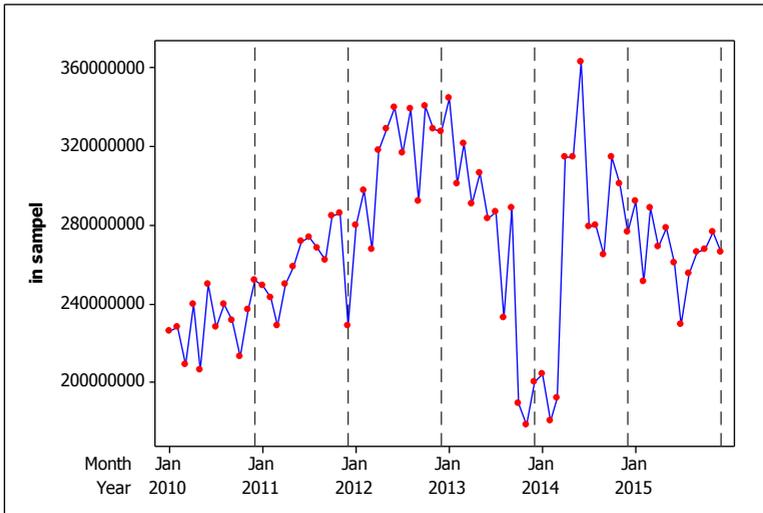


Gambar 4.2 *Box-Cox* Konsumsi Listrik Industri I-4

Gambar 4.2 menunjukkan hasil *Box-Cox* dari data konsumsi listrik didapatkan nilai λ pada plot *Box-Cox* sesuai dengan persamaan 2.3 adalah sebesar 0,5 dengan nilai *lower* sebesar -0,76 dan nilai *upper* sebesar 1,94. Dikatakan telah stasioner dalam varians ketika nilai λ sama dengan 1 atau nilai *upper* dan *lowernya* lebih dari 1, jika salah satu telah terpenuhi maka dapat diidentifikasi data konsumsi listrik telah stasioner dalam varians. Berdasarkan Gambar 4.2, dapat disimpulkan bahwa plot *Box-Cox* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 telah stasioner dalam varians karena nilai *upper* dan *lowernya* telah melewati 1 meskipun nilai λ tidak sama dengan 1. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioner dalam *mean* secara visual. Berikut adalah *time series* Plot dengan menggunakan data *in sample* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4.

Gambar 4.3 merupakan *time series* Plot konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 periode Januari 2010 - Desember 2015 menggunakan data *in sample*, dapat dilihat

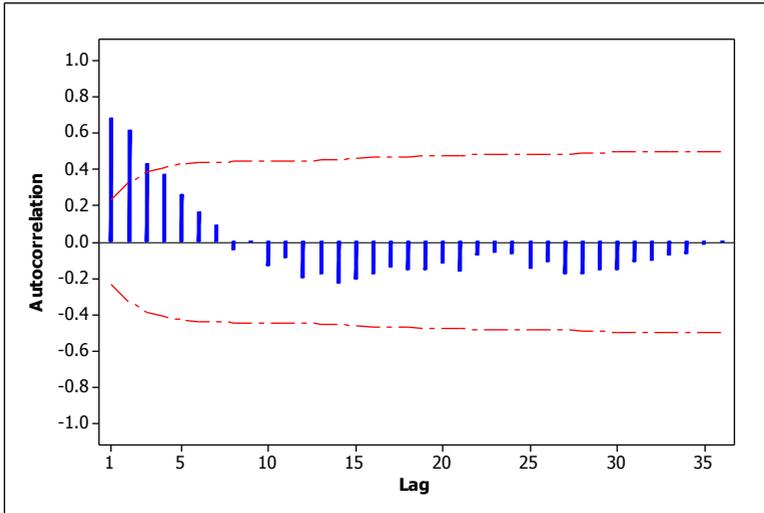
bahwa plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 cenderung naik dan berfluktuasi, hanya pada pada periode Oktober 2013 – Maret 2014 dan Mei – Agustus 2014 terjadi penurunan yang signifikan diakibatkan oleh beberapa faktor. Plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 tersebut tidak berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan. Oleh karena itu, terdapat indikasi bahwa data tidak stationer dalam *mean*.



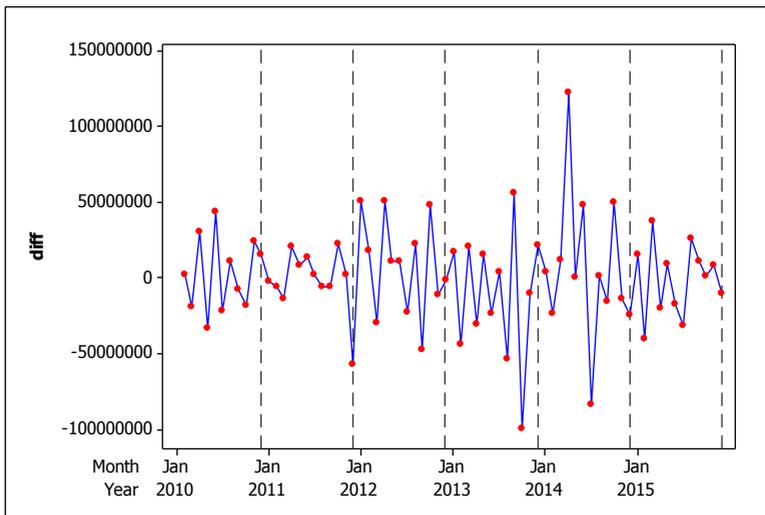
Gambar 4.3 Time Series Plot Konsumsi Listrik Industri I-4 Data In Sample

Berikut adalah plot ACF untuk mengetahui kestasioneran dalam *mean* yang ditunjukkan pada Gambar 4.4. Jika lag pada plot ACF turun lambat maka diidentifikasi data tidak stasioner dalam mean. Hasil plot ACF pada setiap lag sesuai dengan Lampiran 4. Berdasarkan Gambar 4.4 menunjukkan bahwa plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 masih belum stasioner dalam *mean*, karena dilihat dari plot ACF memiliki pola turun secara lambat. Jika lag pada plot ACF turun lambat diidentifikasi data tidak stasioner dalam mean.

Sehingga perlu dilakukan *differencing* untuk mengatasi ketidastasioneran dalam *mean*.



Gambar 4.4 Plot ACF Konsumsi Listrik Industri I-4

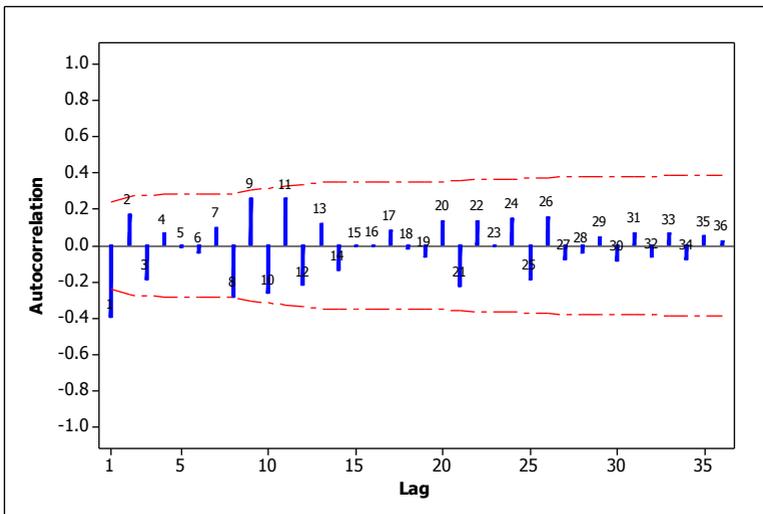


Gambar 4.5 Time Series Plot ACF Konsumsi Listrik Industri I-4 Hasil *Differencing*

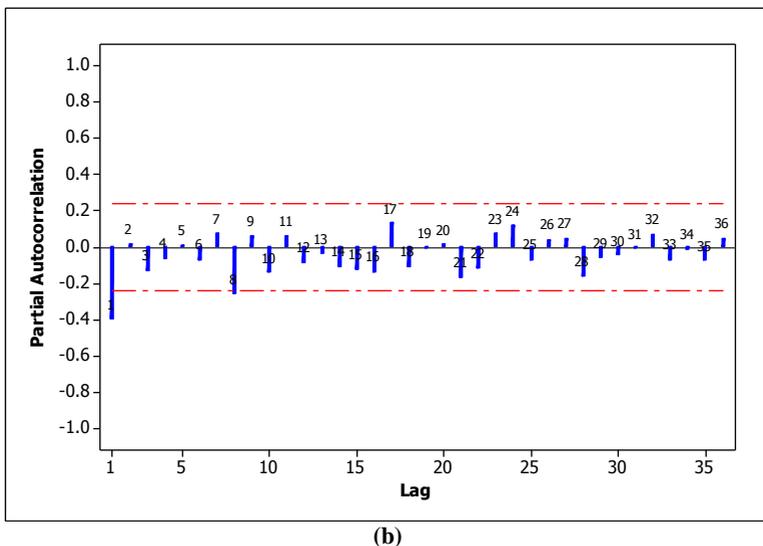
Gambar 4.5 menunjukkan bahwa *time series plot* dari data *in sample* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 hasil *differencing*. Plot data dikatakan telah stasioner dalam *mean* ketika plotnya sudah berfluktuasi secara konstan atau mengikuti garis rata-rata. Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa plot data sudah berfluktuasi konstan atau mengikuti garis rata-rata. Sehingga dapat disimpulkan bahwa *time series plot* data *in sample* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 telah stasioner dalam *mean*.

4.2.2 Pendugaan Model Sementara

Setelah plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 diperiksa apakah plot data telah stasioner dalam varians dan *mean*, dapat diketahui hasilnya bahwa plot data telah stasioner dalam varians dan *mean*. Langkah selanjutnya yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi model dugaan dengan melihat plot ACF dan PACF yang ditunjukkan pada gambar 4.6 berikut ini.



(a)



Gambar 4.6 (a) Plot ACF (b) Plot PACF

Gambar 4.6 menunjukkan plot ACF dan PACF hasil *differencing* yang digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA dengan menggunakan taraf signifikan sebesar 5%. Plot ACF dan PACF pada setiap lag diperoleh dari persamaan 2.6 dan 2.8. Hasil plot ACF dan PACF pada setiap lag sesuai pada Lampiran 5 dan Lampiran 6. Pada plot ACF terlihat bahwa plot ACF terpotong setelah lag 1. Sedangkan pada plot PACF terlihat bahwa plot PACF terpotong setelah lag 1 dan 8. Plot ACF digunakan untuk membentuk model yaitu sebagai orde q pada model ARIMA (p,d,q) , sedangkan plot PACF digunakan untuk mengidentifikasi model yaitu sebagai orde p pada model ARIMA (p,d,q) . Orde d merupakan orde dari proses *differencing* akibat data tidak stasioner dalam *mean*. Berdasarkan lag-lag yang keluar dari plot ACF dan PACF diperoleh model dugaan yang dapat diidentifikasi adalah ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA ([8],1,0), ARIMA ([8],1,1), ARIMA (0,1,1), ARIMA ([1,8],1,0) dan ([1,8],1,1).

4.2.3 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah mendapatkan model dugaan ARIMA, selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Estimasi parameter diperoleh dari persamaan 2.23 dan pengujian signifikan parameter untuk mengetahui model dugaan telah signifikan atau tidak diperoleh dari persamaan 2.27 dengan menggunakan program pada Lampiran 7, 9, 11, 13, 15, 17 dan 19 dan hasil pada 8, 10, 12, 14, 16, 18 dan 20. Berikut adalah hasil pengujian signifikansi parameter yang ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Signifikan Parameter

Model	Parameter	Estimasi	T	$T_{\alpha/2,df}$	Lag
(1,1,0)	ϕ_1	-0.39792	-3.63*	2.290	1
(1,1,1)	θ_1	-0.12988	-0.44	2.290	1
	ϕ_1	-0.50568	-1.96	2.290	1
([8],1,0)	ϕ_1	-0.29223	-2.51*	2.290	8
([8],1,1)	θ_1	0.37530	3.36*	2.290	1
	ϕ_1	-0.25371	-2.14	2.290	8
(0,1,1)	θ_1	0.38771	3.52*	2.290	1
([1,8],1,0)	ϕ_1	-0.37154	-3.47*	2.290	1
	ϕ_2	-0.25221	-2.32*	2.290	8
([1,8],1,1)	ϕ_1	-0.66042	-4.00*	2.290	1
	ϕ_2	-0.22493	-2.50*	2.290	8
	θ_1	-0.41028	-1.87	2.290	1

Keterangan * : signifikan

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa dari model dugaan ARIMA yang telah dilakukan pengujian signifikansi parameter. Model yang memiliki parameter signifikan adalah model ARIMA yang memiliki nilai statistik uji t lebih besar dari nilai $t_{\alpha/2,df}$. Model dugaan yang memiliki parameter signifikan adalah model ARIMA (1,1,0), ARIMA ([8],1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA ([1,8],1,0).

4.2.4 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mengetahui model dugaan ARIMA yang memiliki parameter yang signifikan. Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap residualnya. Asumsi yang harus terpenuhi yaitu asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil pengujian residual *white noise* diperoleh dari persamaan 2.28. Pengujian asumsi residual *white noise* menggunakan program pada Lampiran 7, 9, 11, 13, 15, 17 dan 19 dan hasil pada 8, 10, 12, 14, 16, 18 dan 20. Berikut adalah hasil pengujian asumsi residual *white noise* yang ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Residual *White Noise*

Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0.05,df)}$
(1,1,0)	6	1.59*	5	11.070
	12	10.19*	11	19.675
	18	13.44*	17	27.587
	24	20.96*	23	35.172
(1,1,1)	6	1.43*	4	9.488
	12	9.36*	10	18.307
	18	12.59*	16	26.296
	24	20.20*	22	33.924
([8],1,0)	6	11.96	5	11.070
	12	29.62	11	19.675
	18	33.63	17	27.587
	24	42.34	23	35.172
([8],1,1)	6	2.32*	4	9.488
	12	8.96*	10	18.307
	18	11.87*	16	26.296
	24	18.37*	22	33.924
(0,1,1)	6	3.00*	5	11.070
	12	16.24*	11	19.675
	18	19.31*	17	27.587
	24	27.20*	23	35.172

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Residual *White Noise* (Lanjutan)

Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0.05,df)}$
([1,8],1,0)	6	1.67*	4	9.488
	12	4.98*	10	18.307
	18	9.24*	16	26.296
	24	16.57*	22	33.924
([1,8],1,1)	6	2.04*	3	7.815
	12	2.83*	9	16.919
	18	8.15*	15	24.996
	24	15.02*	21	32.671

Keterangan * : signifikan

Tabel 4.2 menunjukkan hasil pengujian residual *white noise* pada model dugaan ARIMA. Model yang memenuhi asumsi residual *white* adalah model ARIMA yang memiliki nilai statistik uji χ^2 lebih kecil dari nilai $\chi^2_{\alpha,df}$. Model dugaan yang memenuhi residual *white noise* adalah model ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA ([8],1,1), ARIMA (0,1,1), ARIMA ([1,8],1,0), dan ARIMA ([1,8],1,1). Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan *Kolmogorov Smirnov*. Hasil pengujian residual berdistribusi normal diperoleh dari persamaan 2.29 dengan menggunakan program pada Lampiran 7, 9, 11, 13, 15, 17 dan 19 dan hasil pada 8, 10, 12, 14, 16, 18 dan 20. Berikut adalah hasil pengujian asumsi berdistribusi normal yang ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Asumsi Berdistribusi Normal

Model	KS	D_α	Keterangan
(1,1,0)	0.079	0.159	Berdistribusi Normal
(1,1,1)	0.076	0.159	Berdistribusi Normal
([8],1,0)	0.121	0.159	Berdistribusi Normal
([8],1,1)	0.089	0.159	Berdistribusi Normal
(0,1,1)	0.078	0.159	Berdistribusi Normal
([1,8],1,0)	0.095	0.159	Berdistribusi Normal
([1,8],1,1)	0.070	0.159	Berdistribusi Normal

Tabel 4.3 menunjukkan hasil pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Berdasarkan hasil pemeriksaan residual berdistribusi normal, semua model dugaan ARIMA telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal karena nilai *Kolmogorov Smirnov* (KS) kurang dari nilai $D_{\alpha,n}$ yaitu 0,159. Semua model dugaan ARIMA telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

4.2.5 Pemilihan Model Terbaik

Setelah mendapatkan beberapa model dugaan yang signifikan parameternya dan memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, maka selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik. Model yang telah memiliki parameter signifikan dan memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal adalah model ARIMA (1,1,0), ARIMA ([8],1,1), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA ([1,8],1,0). Karena model dugaan yang didapatkan lebih dari satu, maka selanjutnya akan dilakukan perhitungan kriteria model terbaik dari data *in sample* dan *out sample* konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4. Pemilihan model terbaik untuk data *in sample* menggunakan AIC, sedangkan untuk data *out sampel* menggunakan RMSE. Nilai AIC diperoleh dari persamaan 2.29 dengan menggunakan program pada Lampiran 7, 9, 11, 13, 15, 17 dan 19 dan hasil pada 8, 10, 12, 14, 16, 18 dan 20. Nilai RMSE diperoleh dari persamaan 2.30 yang sesuai dengan perhitungan manual pada Lampiran 21. Berikut adalah hasil pemilihan model terbaik yang ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>
	AIC	RMSE
(1,1,0)	2650,98	15.473.035
([8],1,1)	2649,49	16.052.774
(0,1,1)	2652.03	15.521.710
([1,8],1,0)	2647.64	15.340.807

Tabel 4.4 menunjukkan hasil dari perhitungan kriteria pemilihan model terbaik. Kriteria *in sample* digunakan untuk melihat akurasi model yang telah didapatkan apakah pemodelan yang telah dilakukan telah sesuai, sedangkan untuk pemilihan model terbaik untuk peramalan digunakan kriteria *out sample* yaitu untuk mengevaluasi ketepatan model *time series* dengan mempertimbangkan sisa perhitungan ramalan. Kriteria *out sample* menggunakan RMSE dengan berdasarkan nilai kesalahan peramalan yang paling kecil dihasilkan. Berdasarkan kriteria *out sample* didapatkan model terbaik adalah model ARIMA ([1,8],1,0). Kriteria *in sample* menggunakan AIC dengan melihat nilai AIC yang paling kecil. Berdasarkan kriteria *in sample* didapatkan model terbaik adalah model ([1,8],1,0). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 adalah model ARIMA ([1,8],1,0).

4.2.6 Model ARIMA

Setelah mengetahui model terbaik dari pemilihan model terbaik menggunakan AIC dan RMSE terpilih model terbaik yaitu ARIMA ([1,8],1,0) dapat diuraikan menjadi bentuk umum model ARIMA ([1,8],1,0). Berikut adalah bentuk umum model ARIMA ([1,8],1,0) adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = a_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_8 B^8)(1-B)^1 \dot{Z}_t = a_t$$

$$(1 - B - \phi_1 B + \phi_1 B^2 - \phi_8 B^8 + \phi_9 B^9) \dot{Z}_t = a_t$$

$$\dot{Z}_t - B\dot{Z}_t - \phi_1 B\dot{Z}_t + \phi_1 B^2 \dot{Z}_t - \phi_8 B^8 \dot{Z}_t + \phi_9 B^9 \dot{Z}_t = a_t$$

$$\dot{Z}_t - \dot{Z}_{t-1} - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_1 \dot{Z}_{t-2} - \phi_8 \dot{Z}_{t-8} + \phi_9 \dot{Z}_{t-9} = a_t$$

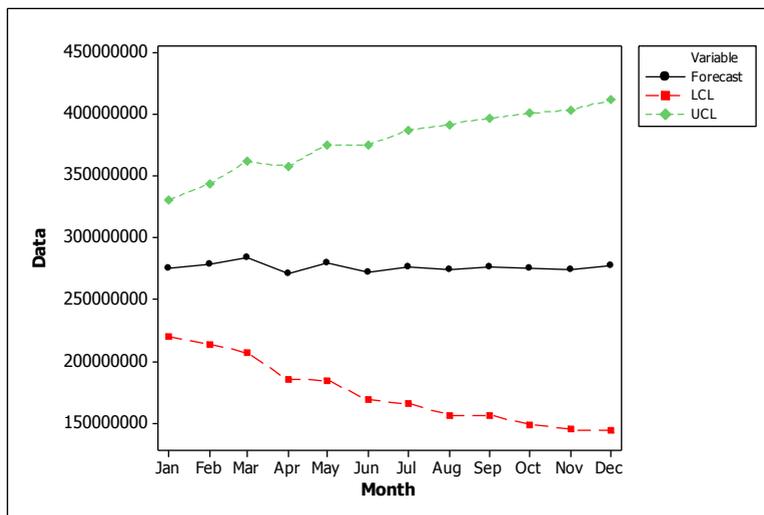
$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_1 \dot{Z}_{t-2} - \phi_8 \dot{Z}_{t-8} + \phi_9 \dot{Z}_{t-9} - a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} - 0,37154\dot{Z}_{t-1} + 0,37154\dot{Z}_{t-2} - 0,25221\dot{Z}_{t-8} + 0,25221\dot{Z}_{t-9} + a_t$$

Model ARIMA diatas menunjukkan bahwa konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 dipengaruhi oleh konsumsi listrik 1 bulan sebelumnya, konsumsi listrik 2 bulan sebelumnya, konsumsi listrik 8 bulan sebelumnya, dan konsumsi listrik 9 bulan sebelumnya.

4.2.7 Peramalan Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian Kwh untuk Kategori Industri I-4 Tahun 2017

Setelah mengetahui model terbaik pada langkah sebelumnya, selanjutnya dilakukan permalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 untuk periode satu tahun yaitu pada periode Januari – Desember 2017. Peramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 menggunakan model terbaik yaitu ARIMA $([1,8],1,0)$ dengan menggunakan program pada Lampiran 22 dan hasil pada 23. Berikut adalah hasil ramalan dengan menggunakan model terbaik ARIMA $([1,8],1,0)$ yang ditunjukkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Plot Hasil Ramalan dan Selang Kepercayaan Konsumsi Listrik Tahun 2017

Gambar 4.7 menunjukkan hasil dari ramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada periode Januari – Desember 2017. Berdasarkan gambar tersebut dapat diketahui bahwa hasil ramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 memiliki fluktuasi yang rendah. Nilai ramalan didapatkan dengan menggunakan program pada Lampiran 22 dan hasil pada 23. Berikut adalah nilai ramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 dan selang kepercayaan yang ditunjukkan pada Tabel 4.5.

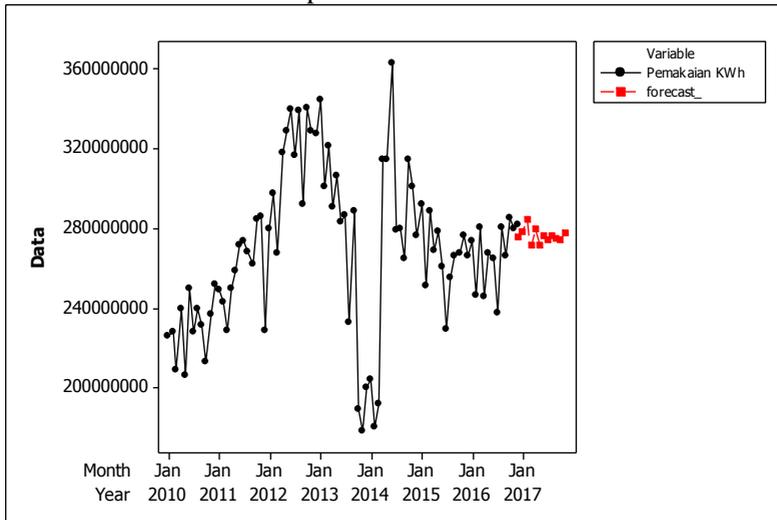
Tabel 4.5 Nilai Ramalan dan Selang Kepercayaan

Bulan	Nilai Ramalan	Batas bawah	Batas Atas
Januari	275,570,388	220,080,388	331,060,388
Februari	278,800,600	213,935,860	343,665,339
Maret	284,343,663	206,941,612	361,745,713
April	271,359,090	184,766,763	357,951,416
Mei	280,009,954	184,554,597	375,465,311
Juni	271,813,960	168,456,244	375,171,677
Juli	276,473,841	165,701,205	387,246,477
Agustus	274,097,297	156,403,849	391,790,746
September	276,620,924	156,129,983	397,111,865
Oktober	274,810,928	148,814,540	400,807,316
November	274,128,420	144,537,881	403,718,958
Desember	277,669,886	143,757,826	411,581,945

Nilai ramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada periode Januari – Desember 2017 dibandingkan dengan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada periode sebelumnya yaitu Januari – Desember 2016. pada tahun 2017 diperkirakan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 mengalami fluktuasi yang rendah. Pada tahun

2017, konsumsi listrik untuk kategori I-4 pada bulan April diperkirakan yang paling rendah, sedangkan konsumsi listrik untuk kategori I-4 yang diperkirakan paling tinggi yaitu pada bulan Maret. Nilai ramalan total konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada tahun 2017 mengalami peningkatan sebesar 105,899,864 atau sebesar 3,19% dari satu tahun sebelumnya.

Untuk mengetahui plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 dengan ramalan, maka digunakan grafik yang menjelaskan data keseluruhan pada tahun 2010 - 2016 dan hasil ramalan pada tahun 2017. Berikut adalah plot data keseluruhan dari data konsumsi listrik tahun 2010 – 2016 dan hasil ramalan pada tahun 2017.



Gambar 4.8 Plot Data Konsumsi Listrik Tahun 2010-2016 dan Hasil Ramalan Konsumsi Listrik Tahun 2017

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa plot data konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 periode Januari 2010 – Desember 2016 dan plot ramalan konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 periode Januari – Desember 2017. Berdasarkan plot tersebut dapat

diketahui bahwa hasil ramalan pada tahun 2017 memiliki fluktuasi rendah yang berarti, data berfluktuasi di sekitar rata-ratanya. Konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 diprediksi tidak meningkat atau menurun selama satu periode bulan Januari - Desember tahun 2017.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan yaitu model terbaik dari konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 adalah model ARIMA $([1,8],1,0)$. Berdasarkan hasil peramalan dengan model terbaik, konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori I-4 diperkirakan mengalami fluktuasi yang rendah. Nilai ramalan total konsumsi listrik berdasarkan pemakaian KWh untuk kategori industri I-4 pada tahun 2017 mengalami peningkatan sebesar 105,899,864 atau sebesar 3,19% dari satu tahun sebelumnya.

5.2 Saran

Saran untuk PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur meningkatkan manajemen persediaan pasokan listrik untuk kategori industri I-4 berdasarkan persediaan minimum dan maksimum dengan mengendalikan jumlah minimum dan maksimum persediaan pasokan listrik agar pasokan listrik dapat memenuhi permintaan konsumen dengan biaya yang optimal, serta tidak terjadi kekurangan atau kelebihan persediaan pasokan listrik pada PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur. Saran untuk penelitian selanjutnya, menggunakan periode harian atau mingguan untuk meramalkan konsumsi listrik untuk mengetahui pola data dan prediksi yang lebih detail agar dapat memaksimalkan pasokan listrik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Anggraeni, W. (2012). *Peramalan Penjualan Listrik di PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur Area Pelayanan Surabaya Barat*. Surabaya: ITS Press.
- BPS. (2017). *Industri Besar dan Sedang*. Dipetik Januari 28, 2017, dari Badan Pusat Statistika: <https://www.bps.go.id/Subjek/view/id/9>
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis with Application in R*. New York: Springer.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistik Nonparametrik Terapan*. Jakarta: Gramedia.
- Ketenagalistrikan, D. J. (2014). *Informasi Publik*. Dipetik November 29, 2016, dari Pengurangan Subsidi Listrik Golongan Tertentu Melalui Penyesuaian Tarif Tenaga Listrik: <http://www.djk.esdm.go.id/index.php/layanan-info-pub/2016-01-08-03-54-21/tarif-tenaga-listrik>
- Ketenagalistrikan, T. (2013, Mei 21). *Listrik dan Kehidupan*. Dipetik Januari 28, 2017, melalui Teknik Ketenagalistrikan: <http://teknik-ketenagalistrikan.blogspot.co.id/2013/05/lisrtik-dan-kehidupan.html>
- KOMINFO. (2016). *Triwulan I-2016, Industri Besar Sedang Jatim Tumbuh 0,81%*. Dipetik Januari 28, 2017, dari Dinas Komunikasi dan Informatika Provinsi Jawa Timur: <http://kominfo.jatimprov.go.id/read/umum/triwulan-i-2016-industri-besar-sedang-jatim-tumbuh-0-81-persen>
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan* Jilid 1 . (Kedua ed.). (M. d. Ir. Untung Sus Andriyanto, Penerj.) Jakarta: Erlangga.
- Rachmawati, D. (2012). *Pemodelan Konsumsi Listrik Berdasarkan Jumlah Pelanggan PLN Jawa Timur untuk Kategori Rumah Tangga R-1 dengan Metode Fungsi Transfer Single Input*. Surabaya: ITS Press.

- Saputri, I. A. (2016). *Peramalan Penjualan Tenaga Listrik pada Sektor Industri di PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur*. Surabaya: ITS Press.
- Walpole, R. E. (2007). *Pengantar Statistika*. Jakarta: Gramedia.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd edition*. New York: Pearson.
- Wicaksono, P. E. (2016, Maret 27). *Jawa Timur Surplus Pasokan Listrik*. Retrieved Februari 02, 2017, from Liputan6.com: <http://bisnis.liputan6.com-/read/2468629/jawa-timur-surplus-pasokan-listrik>

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Konsumsi Listrik Kategori Industri I-4

Tahun	Bulan	Pemakaian KWh
2010	Januari	226,087,826
2010	Februari	228,155,358
2010	Maret	208,973,260
2010	April	239,655,815
2010	Mei	206,299,478
2010	Juni	249,854,663
2010	Juli	228,146,835
2010	Agustus	239,287,145
2010	September	231,275,378
2010	Oktober	212,763,542
2010	November	236,620,417
2010	Desember	251,547,532
:	:	:
2016	Januari	273,405,487
2016	Februari	246,107,640
2016	Maret	280,796,373
2016	April	245,947,511
2016	Mei	267,577,361
2016	Juni	264,613,808
2016	Juli	237,558,539
2016	Agustus	280,403,583
2016	September	266,410,215
2016	Oktober	285,385,691
2016	November	279,730,055
2016	Desember	281,862,824

Lampiran 2. Surat Ijin Pengambilan Data



PT PLN (Persero)
DISTRIBUSI JAWA TIMUR

Jalan EmbongTregguli 19-21 Surabaya 60271

Telepon : 031 5340651 s/d 5340657

Facsimile

: 031 5310057

Website : www.pln-jatim.co.id

Kotak Pos : 031 6115 / Sbsg

Nomor : 0491 / SDM.04.09/DIST-JATIM/2017
Lampiran :
Sifat :
Perihal : Ijin Survey dan Pengambilan data

01 FEB 2017

Kepada :
INSTITUT TEKNOLOGI
SEPULUH NOVEMBER
Fakultas MIPA
Kampus ITS Sukolilo 60111

Up. Yth. Ketua Jurusan

Sehubungan dengan surat Saudara No. 000043/IT2.VI.1.3/TU.00.09/2017 tanggal 3 Januari 2017 perihal Permohonan Izin Memperoleh Data untuk Tugas Akhir, dengan ini disampaikan bahwa kami memberikan ijin survey dan pengambilan data mahasiswa Saudara sebagai berikut :

1. Devi Putri Isnarwaty NIM: 1314030042

Untuk pengaturan pelaksanaannya, sebelum melakukan survey dan pengambilan data yang bersangkutan diminta agar menghubungi PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur, Bidang Niaga dan Pelayanan Pelanggan, Jl. Embong Treggul No. 19 - 21, Surabaya 60271.

Perlu kami sampaikan bahwa :

1. PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur hanya memberikan data yang bersifat tidak rahasia.
2. Ijin diberikan mulai tanggal 1 – 28 Februari 2017.

Demikian disampaikan, atas perhatiannya diucapkan terima kasih.



Tembusan :
1. Mahasiswa Bersangkutan

Lampiran 3. Surat Pernyataan Kevalidan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika
Bisnis Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Devi Putri Isnarwaty

NRP : 1314030042

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data
sekunder yang diambil dari Publikasi yaitu :

Sumber : PT. PLN (PERSERO) DISTRIBUSI JAWA TIMUR

Keterangan : Data konsumsi listrik untuk kategori Industri I-4
tahun 2010 - 2016

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan
data, maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,
Dosen Pembimbing Tugas Akhir,


(Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si)

NIP. 19740328 199802 1 001

Surabaya, 4 Juli 2017
Yang Membuat Pernyataan,



(Devi Putri Isnarwaty)

NRP. 1314 030 042

Lampiran 4. Output Minitab ACF**Autocorrelation Function: insampel**

Lag	ACF	T	LBQ
1	0.686382	5.82	35.35
2	0.617280	3.76	64.36
3	0.433005	2.23	78.83
4	0.372848	1.80	89.73
5	0.260009	1.20	95.10
6	0.168618	0.77	97.40
7	0.095361	0.43	98.14
8	-0.037131	-0.17	98.26
9	0.001296	0.01	98.26
10	-0.126337	-0.57	99.63
11	-0.084455	-0.38	100.25
12	-0.196489	-0.88	103.68
13	-0.173903	-0.77	106.41
14	-0.228637	-1.00	111.21
15	-0.205724	-0.89	115.17
16	-0.172823	-0.74	118.01
17	-0.136430	-0.58	119.81
18	-0.149152	-0.63	122.01

Lampiran 5. Output Minitab ACF hasil differencing**Autocorrelation Function: diff**

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0.397860	-3.35	11.72
2	0.176834	1.30	14.07
3	-0.186174	-1.34	16.71
4	0.067170	0.47	17.06
5	-0.012165	-0.08	17.07
6	-0.040536	-0.28	17.20
7	0.102967	0.72	18.06
8	-0.283843	-1.96	24.69
9	0.261020	1.72	30.39
10	-0.265088	-1.67	36.36
11	0.260246	1.58	42.21
12	-0.221675	-1.30	46.52
13	0.123212	0.71	47.88
14	-0.134561	-0.77	49.53
15	-0.006851	-0.04	49.53
16	-0.000701	-0.00	49.53
17	0.087117	0.49	50.26
18	-0.019219	-0.11	50.30

Lampiran 6. Output Minitab PACF**Partial Autocorrelation Function: diff**

Lag	PACF	T
1	-0.397860	-3.35
2	0.022028	0.19
3	-0.129091	-1.09
4	-0.061785	-0.52
5	0.013598	0.11
6	-0.068526	-0.58
7	0.075430	0.64
8	-0.256546	-2.16
9	0.066223	0.56
10	-0.138706	-1.17
11	0.062182	0.52
12	-0.086301	-0.73
13	-0.035373	-0.30
14	-0.104446	-0.88
15	-0.122918	-1.04
16	-0.136877	-1.15
17	0.134724	1.14
18	-0.108340	-0.91

Lampiran 7. Syntax SAS Model ARIMA (1,1,0)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(1) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 8. Output SAS Model ARIMA (1,1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
AR1,1	-0.39792		0.10974	-3.63	0.0005	1			
	Variance Estimate				9.485E14				
	Std Error Estimate				30797461				
	AIC				2650.98				
	SBC				2653.243				
	Number of Residuals				71				
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----			
6	1.59	5	0.9028	0.009	-0.031	-0.140	0.001	-0.003	-0.015
12	10.19	11	0.5136	-0.012	-0.217	0.100	-0.116	0.126	-0.123
18	13.44	17	0.7064	0.000	-0.128	-0.070	0.036	0.109	-0.017
24	20.96	23	0.5834	-0.026	0.053	-0.174	0.080	0.128	0.119
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.949167		Pr < W	0.0061				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.078607		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.090463		Pr > W-Sq	0.1496				
Anderson-Darling	A-Sq	0.636554		Pr > A-Sq	0.0948				

Lampiran 9. Syntax SAS Model ARIMA (1,1,1)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(1) q=(1)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 10. Output SAS Model ARIMA (1,1,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.12988	0.29645	-0.44	0.6627	1				
AR1,1	-0.50568	0.25804	-1.96	0.0541	1				
Variance Estimate			9.61E14						
Std Error Estimate			30999697						
AIC			2652.888						
SBC			2657.413						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----			
6	1.43	4	0.8382	-0.007	-0.068	-0.119	-0.001	-0.000	-0.006
12	9.36	10	0.4987	-0.013	-0.212	0.101	-0.108	0.121	-0.113
18	12.59	16	0.7024	-0.001	-0.117	-0.077	0.041	0.112	-0.027
24	20.20	22	0.5707	-0.022	0.058	-0.179	0.070	0.139	0.108
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.94698	Pr < W	0.0047					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.070677	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.075786	Pr > W-Sq	0.2364					
Anderson-Darling	A-Sq	0.593083	Pr > A-Sq	0.1224					

Lampiran 11. Syntax SAS Model ARIMA ([8],1,0)

```
data listik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184

;

proc arima data=listik;
identify var=y(1);
estimate
p=(8) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 12. Output SAS Model ARIMA ([8],1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
AR1,1	-0.29223	0.11622	-2.51	0.0142	8				
Variance Estimate			1.033E15						
Std Error Estimate			32145281						
AIC			2657.062						
SBC			2659.325						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	11.96	5	0.0353	-0.353	0.112	-0.141	0.034	-0.037	-0.029
12	29.62	11	0.0018	-0.007	-0.026	0.215	-0.263	0.229	-0.194
18	33.63	17	0.0094	0.066	-0.122	0.023	-0.043	0.133	-0.059
24	42.34	23	0.0083	-0.021	0.068	-0.207	0.106	0.027	0.150
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.946009		Pr < W	0.0042				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.120576		Pr > D	0.0115				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.172177		Pr > W-Sq	0.0123				
Anderson-Darling	A-Sq	1.083853		Pr > A-Sq	0.0075				

Lampiran 13. Syntax SAS Model ARIMA ([8],1,1)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(8) q=(1)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 14. Output SAS Model ARIMA ([8],1,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.37530	0.11154	3.36	0.0013	1				
AR1,1	-0.25371	0.11862	-2.14	0.0360	8				
Variance Estimate			9.16E14						
Std Error Estimate			30266033						
AIC			2649.487						
SBC			2654.012						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.32	4	0.6778	-0.007	0.076	-0.131	-0.023	-0.059	-0.057
12	10.73	10	0.3791	-0.015	-0.012	0.161	-0.171	0.122	-0.167
18	14.16	16	0.5867	-0.029	-0.145	-0.031	-0.010	0.115	-0.031
24	21.76	22	0.4745	-0.032	0.010	-0.173	0.087	0.100	0.150
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.959473	Pr < W	0.0220					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.089467	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.103997	Pr > W-Sq	0.0983					
Anderson-Darling	A-Sq	0.684351	Pr > A-Sq	0.0748					

Lampiran 15. Syntax SAS Model ARIMA (0,1,1)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(0) q=(1)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 16. Output SAS Model ARIMA (0,1,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.38771	0.11012	3.52	0.0008	1				
Variance Estimate			9.627E14						
Std Error Estimate			31026802						
AIC			2652.034						
SBC			2654.296						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.00	5	0.7005	-0.026	0.124	-0.143	0.013	-0.024	-0.048
12	16.24	11	0.1325	0.006	-0.245	0.123	-0.177	0.147	-0.169
18	19.31	17	0.3110	0.018	-0.147	-0.051	0.013	0.092	-0.003
24	27.20	23	0.2477	-0.039	0.069	-0.166	0.112	0.081	0.147
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.954168		Pr < W	0.0112				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.078299		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.105439		Pr > W-Sq	0.0950				
Anderson-Darling	A-Sq	0.695477		Pr > A-Sq	0.0702				

Lampiran 17. Syntax SAS Model ARIMA ([1,8],1,0)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,8) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 18. Output SAS Model ARIMA ([1,8],1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
AR1,1	-0.37154	0.10706	-3.47	0.0009	1				
AR1,2	-0.25221	0.10863	-2.32	0.0232	8				
Variance Estimate			8.925E14						
Std Error Estimate			29874779						
AIC			2647.639						
SBC			2652.164						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----			
6	1.67	4	0.7966	0.027	-0.073	-0.113	-0.027	-0.032	-0.035
12	4.98	10	0.8927	-0.026	0.003	0.067	-0.119	0.096	-0.100
18	9.24	16	0.9031	-0.048	-0.130	-0.058	0.029	0.139	-0.052
24	16.57	22	0.7866	0.005	-0.010	-0.167	0.054	0.148	0.126
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.954682		Pr < W	0.0120				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.095233		Pr > D	0.1090				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.113811		Pr > W-Sq	0.0759				
Anderson-Darling	A-Sq	0.753586		Pr > A-Sq	0.0480				

Lampiran 19. Syntax SAS Model ARIMA ([1,8],1,1)

```
data listrik;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
:
:
255071273
266339431
267848770
276318687
266100184
;

proc arima data=listrik;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,8) q=(1)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 20. Output SAS Model ARIMA ([1,8],1,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.41028	0.21994	-1.87	0.0664	1				
AR1,1	-0.66042	0.16495	-4.00	0.0002	1				
AR1,2	-0.22493	0.08981	-2.50	0.0147	8				
Variance Estimate			8.93E14						
Std Error Estimate			29882470						
AIC			2648.639						
SBC			2655.427						
Number of Residuals			71						
Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----			
6	2.04	3	0.5632	-0.056	-0.141	-0.031	-0.049	0.004	-0.027
12	2.83	9	0.9707	-0.013	-0.024	0.013	-0.055	0.057	-0.044
18	8.15	15	0.9175	-0.062	-0.072	-0.105	0.058	0.149	-0.103
24	15.02	21	0.8221	0.052	-0.013	-0.152	0.020	0.172	0.093
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.95884	Pr < W	0.0203					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.070014	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.073696	Pr > W-Sq	0.2487					
Anderson-Darling	A-Sq	0.53189	Pr > A-Sq	0.1756					

Lampiran 21. Perhitungan Manual RMSE

(I.I.D)	([8].I.I)	(O.I.I)	([I.8].I.D)	outsampel	(I.I.D - out) ²	([8].I.I - out) ²	(O.I.I - out) ²	([I.8].I.D - out) ²
270.166.378	266.980.089	268.348.978	267.493.944	273.405.487	10.491.827.113.881	41.285.739.458.404	25.568.283.267.081	34.946.340.640.849
268.548.339	271.494.970	268.348.978	271.464.214	246.107.640	503.584.971.608.601	644.516.524.528.900	494.677.116.030.244	642.955.845.017.476
269.192.197	279.494.496	268.348.978	277.941.190	280.796.373	134.656.900.638.976	1.694.883.723.129	154.937.642.286.025	8.152.069.963.489
268.935.990	272.976.260	268.348.978	269.055.166	245.947.511	528.470.166.733.441	730.553.272.505.001	501.825.723.752.089	533.963.719.599.025
269.037.941	270.117.367	268.348.978	269.514.728	267.577.361	2.133.293.936.400	6.451.630.480.036	595.392.794.689	3.753.390.892.689
268.997.372	269.734.427	268.348.978	268.963.313	264.613.808	19.215.633.342.096	26.220.738.943.161	13.951.494.928.900	18.918.193.745.025
269.013.516	267.585.488	268.348.978	267.031.991	237.558.539	989.415.578.070.529	901.617.666.248.601	948.051.133.812.721	868.684.372.796.304
269.007.092	270.178.068	268.348.978	270.326.755	280.403.583	129.880.007.113.081	104.561.157.015.225	145.313.501.706.025	101.542.462.541.584
269.009.648	269.954.823	268.348.978	268.751.104	266.410.215	6.757.051.921.489	12.564.245.873.664	3.758.801.970.169	5.479.761.310.321
269.008.631	268.809.334	268.348.978	268.335.179	285.385.691	268.208.094.243.600	274.775.611.391.449	290.249.589.844.369	290.719.959.462.144
269.009.036	266.779.740	268.348.978	266.856.156	279.730.055	114.940.248.398.361	167.710.658.599.225	129.528.913.679.929	165.737.275.462.201
269.008.875	268.433.509	268.348.978	269.646.810	281.862.824	165.224.004.894.601	180.346.501.369.225	182.624.033.711.716	149.230.998.048.196
				Jumlah	2.872.977.778.015.060	3.092.298.630.136.020	2.891.081.627.783.960	2.824.084.389.479.300
				Rata-Rata	239.414.814.834.588	257.691.552.511.335	240.923.468.981.996	235.340.365.789.942
				RMSE	15,473,035	16,052,774	15,521,710	15,340,807

Lampiran 22. *Syntax* SAS Model ARIMA $([1,8],1,0)$ untuk peramalan

```
data industri;
input y;
datalines;

226087826
228155358
208973260
239655815
206299478
249854663
:
:
280403583
266410215
285385691
279730055
281862824
;

proc arima data=industri;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,8) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
forecast out=ramalan lead=12;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 23. *Output* SAS Model ARIMA ([1.8],1,0) untuk peramalan

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
85	275570388	28311745	220080388	331060388
86	278800600	33094863	213935860	343665339
87	284343663	39491568	206941612	361745713
88	271359090	44180570	184766763	357951416
89	280009954	48702608	184554597	375465311
90	271813960	52734498	168456244	375171677
91	276473841	56517690	165701205	387246477
92	274097297	60048781	156403849	391790746
93	276620924	61476100	156129983	397111865
94	274810928	64285053	148814540	400807316
95	274128420	66118837	144537881	403718958
96	277669886	68323735	143757826	411581945

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis bernama Devi Putri Isnarwaty, dilahirkan di Surabaya, 30 Desember 1995. Penulis adalah anak kedua dari dua bersaudara oleh pasangan Narto dan Suliswaty. Motto hidup penulis adalah jangan pernah takut bermimpi. Pendidikan yang telah diselesaikan penulis adalah SDN Kebraon IV Surabaya, SMP Negeri 16 Surabaya, dan SMA Negeri 22 Suabaya. Setelah lulus

dari SMA, penulis diterima di Program Studi Diploma III Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (MIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya pada tahun 2014 dengan NRP 1314 030 042. Sejak tahun 2017, Program Studi Diploma III Jurusan Statistika berganti nama menjadi Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Selama perkuliahan, penulis aktif dalam beberapa organisasi antara lain sebagai Staff Departemen Riset dan Teknologi (RISTEK) HIMADATA-ITS periode 2015/2016 dan sebagai Ketua Departemen Keilmiahan dan Keprofesian (IMPROF) HIMADATA-ITS 2016/2017. Selain itu, penulis juga aktif mengikuti kepanitian seperti GERIGI ITS, INTERVAL ITS, dan Pekan Raya Statistika ITS 2016. Penulis mendapatkan kesempatan Kerja Praktek di Kantor Pengawasan dan Pelayanan Bea dan Cukai Tipe Madya Pabean B (KPPBC TMP B) Sidoarjo pada akhir semester 4. Segala kritik dan saran akan diterima penulis untuk perbaikan kedepannya. Jika ada keperluan berdiskusi dengan penulis dapat melalui email devisnarwaty@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan