

**MODEL PERAMALAN RATA-RATA BEBAN PEMAKAIAN  
LISTRIK KOTA PEKANBARU MENGGUNAKAN  
METODE BOX-JENKINS**

**TUGAS AKHIR**

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
Pada Jurusan Matematika

Oleh :

**VIVI YULIANA**  
**10754000098**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU  
PEKANBARU  
2011**

**MODEL PERAMALAN RATA-RATA BEBAN PEMAKAIAN  
LISTRIK KOTA PEKANBARU MENGGUNAKAN  
METODE BOX-JENKINS**

**VIVI YULIANA**  
**1075400098**

Tanggal Sidang: 07 Juli 2011  
Tanggal Wisuda: November, 2011

Jurusan Matematika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau  
Jl. HR. Soebrantas No.155 Pekanbaru

**ABSTRAK**

Penelitian ini menjelaskan tentang peramalan rata-rata bulanan beban pemakaian listrik kota Pekanbaru dengan menggunakan metode *Box-Jenkins*. Metode ini diaplikasikan untuk meramalkan beban pemakaian listrik sektor Pemerintah dan Industri di kota Pekanbaru. Jumlah data yang digunakan sebanyak 72 data yang diambil sejak Januari 2005 sampai Desember 2010. Data yang digunakan dari Januari 2005 sampai Februari 2010, digunakan sebagai data *training* sedangkan data dari Maret 2010 sampai Desember 2010, digunakan sebagai data *testing*. Hasil menunjukkan bahwa ARIMA(0,1,1) dan AR(1) adalah model yang sesuai untuk sektor tersebut. Hasil peramalan menggambarkan bahwa rata-rata pemakaian beban listrik mengalami kenaikan setiap bulannya untuk sektor pertama dan terjadi penurunan setiap bulannya untuk sektor kedua.

***Kata kunci:*** AR, ARIMA, Beban Pemakaian Listrik, Box-Jenkins

## DAFTAR ISI

	<b>Halaman</b>
LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN.....	v
LEMBAR PERSEMBAHAN .....	vi
ABSTRAK.....	vii
<i>ABSTRACT</i> .....	viii
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR SIMBOL.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	I-1
1.2 Rumusan Masalah .....	I-2
1.3 Batasan Masalah .....	I-2
1.4 Tujuan Penelitian .....	I-3
1.5 Manfaat Penelitian .....	I-3
1.6 Sistematika Penulisan .....	I-3
<b>BAB II LANDASAN TEORI</b>	
2.1 Beban Listrik.....	II-1
2.2 Peramalan.....	II-2
2.3 Metode Runtun Waktu ( <i>Time Series</i> ).....	II-4
2.4 Model Runtun Waktu yang Stasioner .....	II-6
2.5 Prosedur Menstasionerkan Data.....	II-9
2.6 Model Runtun Waktu Non Stasioner .....	II-10
2.7 Metode Estimasi Parameter.....	II-12

2.8	Tahap-Tahap Membangun Model Estimasi .....	II-13
2.9	Penelitian-Penelitian Terkait Model Peramalan Beban Pemakaian Listrik.....	II-16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Metode Penelitian.....	III-1
3.2	Jenis dan Sumber Data .....	III-1
3.3	Metode Analisis Data .....	III-1
BAB IV PEMBAHASAN		
4.1	Deskriptif Rata-Rata Beban Pemakaian Listrik Kota Pekanbaru .....	IV-1
4.2	Pembentukan Model Peramalan sektor Pemerintah.....	IV-2
4.3	Pembentukan Model Peramalan sektor Industri .....	IV-13
BAB V PENUTUP		
5.1	Kesimpulan .....	V-1
5.2	Saran.....	V-2
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		
DAFTAR RIWAYAT HIDUP		

## DAFTAR SIMBOL

$\phi_i$ (Phi)	: Parameter <i>Autoregressive</i> ke- $i$ , $i = 1, 2, \dots, p$
$\theta_i$ (Theta)	: Parameter <i>Moving Average</i> ke- $i$ , $i = 1, 2, \dots, q$
$\alpha$ (Alpha)	: Konstanta persamaan regresi sederhana
$\partial$	: Turunan Parsial
$\beta$ (Beta)	: Parameter Regresi Sederhana
$\Sigma$	: Notasi Penjumlahan
$\varepsilon_t$	: <i>Error</i> pada periode $t$
$e$	: <i>Error</i>

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>		<b>Halaman</b>
2.1	Cara kerja metode <i>differencing</i> .....	II-10
2.2	Penelitian-penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan .....	II-16
4.1	Statistik deskriptif rata-rata beban pemakaian listrik.....	IV-2
4.2	Estimasi parameter model .....	IV-5
4.3	<i>Output</i> proses <i>Ljung Box-Pierce</i> .....	IV-9
4.4	<i>Akaike Information Criteria</i> (AIC) dan <i>Schwarz Criteria</i> (SC) .	IV-11
4.5	Peramalan data <i>testing</i> sektor Pemerintah .....	IV-12
4.6	Hasil peramalan sektor Pemerintah Tahun 2011 .....	IV-12
4.7	Estimasi parameter model .....	IV-16
4.8	<i>Output</i> proses <i>Ljung Box-Pierce</i> .....	IV-19
4.9	<i>Akaike Information Criteria</i> (AIC) dan <i>Schwarz Criteria</i> (SC) .	IV-21
4.10	Peramalan data <i>testing</i> sektor Industri .....	IV-22
4.11	Hasil peramalan sektor Industri Tahun 2011 .....	IV-23
5.1	Peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru Tahun 2011 .....	V-1

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Bab I ini berisikan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

### **1.1 Latar Belakang**

Listrik merupakan salah satu kebutuhan masyarakat yang sangat penting dan sebagai sumber daya ekonomis yang paling utama yang dibutuhkan dalam suatu kegiatan usaha. Dalam waktu yang akan datang kebutuhan listrik akan meningkat seiring dengan adanya peningkatan dan perkembangan, baik dari jumlah penduduk maupun jumlah investasi. Jumlah investasi yang semakin meningkat akan memunculkan berbagai industri-industri baru. Penggunaan listrik merupakan faktor yang penting dalam kehidupan masyarakat, baik pada sektor rumah tangga, penerangan, komunikasi, industri dan sebagainya (Muchlis, 2008).

Listrik memegang peranan yang sangat penting dalam kehidupan manusia untuk menunjang aktivitas masyarakat ataupun aktivitas industri sehingga masalah kelistrikan harus mendapat perhatian yang serius. Sejalan dengan peningkatan aktivitas manusia dalam bidang industri maupun dalam aktivitas lainnya diperlukan pengembangan penyediaan tenaga listrik (Muchlis, 2008).

Aktivitas penggunaan tenaga listrik berkaitan dengan kebijakan pemerintah, tingkat perekonomian dan jumlah penduduk serta jumlah rumah tangga. Semakin tinggi tingkat perekonomian akan menyebabkan aktivitas penggunaan tenaga listriknya semakin tinggi, begitu juga untuk jumlah penduduk. Pertumbuhan Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) dan pertumbuhan penduduk merupakan pemicu pertumbuhan aktivitas penggunaan tenaga listrik pada sektor rumah tangga, bisnis, umum dan industri. Penggunaan tenaga listrik di sektor rumah tangga dipengaruhi oleh jumlah penduduk, dan laju pertumbuhannya yang tinggi serta dipicu oleh *ratio* elektrifikasi dari berbagai daerah yang masih relatif rendah (DESDM, 2004).

Peningkatan pemakaian listrik khususnya pada sektor industri tidak dapat dilepaskan kaitannya dengan jumlah pelanggan industri yang semakin banyak dan Produk Domestik Regional Bruto yang terus meningkat. Hal merupakan suatu indikator pertumbuhan dan keadaan perekonomian negara yang semakin baik dan menyebabkan permintaan tenaga listrik khususnya untuk sektor industri mengalami peningkatan (DESDM, 2004).

Berdasarkan pernyataan diatas penulis tertarik membuat tugas akhir dengan judul “**Model Peramalan Rata-Rata Beban Pemakaian Listrik Kota Pekanbaru Menggunakan Metode Box-Jenkins**”.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dalam penelitian ini penulis merumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode Box-Jenkins untuk memodelkan beban pemakaian listrik kota Pekanbaru.
2. Bagaimana peramalan beban pemakaian listrik di Tahun 2011 dengan menggunakan model estimasi terbaik dari metode Box-Jenkins yang telah diterapkan untuk memodelkan beban pemakaian listrik tersebut.

## **1.3 Batasan Masalah**

Agar permasalahan ini tidak meluas dan terarah maka pada penelitian ini ada beberapa hal yang akan dibatasi pada pokok pembahasan, diantaranya:

1. Data yang dipakai yaitu data beban pemakaian listrik kota Pekanbaru yang terdiri atas 2 sektor yaitu, sektor Pemerintah dan sektor Industri yang diambil perbulan selama 6 tahun sejak Tahun 2005 sampai Tahun 2010.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah univariat *time series* yang linier stasioner dan *time series* yang non stasioner.
3. Jika model yang dihasilkan lebih dari satu, dilakukan uji *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwarz Criteria* (SC).

4. Pengaplikasian model ini digunakan untuk mengetahui peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru selama 6 tahun yaitu dari Tahun 2005 sampai Tahun 2010.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan penelitian ini adalah:

1. Menerapkan metode Box-Jenkins dengan memodelkan beban pemakaian listrik di kota Pekanbaru.
2. Mengetahui peramalan beban pemakaian listrik di kota Pekanbaru untuk tahun selanjutnya dengan menggunakan model estimasi terbaik.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dalam penelitian ini adalah:

1. Bagi Penulis  
Mengaplikasikan metode runtun waktu dalam kehidupan nyata yaitu untuk pemodelan beban pemakaian listrik kota Pekanbaru.
2. Bagi Lembaga Pendidikan  
Sebagai sarana informasi bagi pembaca dan sebagai bahan referensi bagi pihak yang membutuhkan.
3. Bagi Perusahaan.  
Dapat mengetahui seberapa besar peningkatan beban pemakaian listrik khususnya di kota Pekanbaru ditahun mendatang dengan menggunakan metode peramalan Box-Jenkins sehingga dapat mempermudah dalam pengambilan keputusan dan perencanaan di masa mendatang.

#### **1.6 Sistematika Penulisan**

Adapun sistematika dalam pembuatan tugas akhir ini mencakup lima bab yaitu :

##### **BAB I   Pendahuluan**

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

**BAB II Landasan Teori**

Bab ini menjelaskan tentang beban listrik, teori mengenai peramalan, teori-teori metode runtun waktu dan penelitian-penelitian terkait.

**BAB III Metodologi Penelitian**

Bab ini berisikan langkah-langkah atau prosedur untuk memodelkan beban pemakaian listrik dengan menggunakan metode Box-Jenkins.

**BAB IV Pembahasan**

Bab ini membahas tentang hasil-hasil yang diperoleh pada pemodelan beban pemakaian listrik kota Pekanbaru dengan analisa yang lengkap sesuai dengan analisa runtun waktu.

**BAB V Penutup**

Bab ini berisikan kesimpulan dan saran.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

Bab II didalam landasan teori ini akan membahas mengenai penjelasan mengenai beban listrik, teori peramalan, teori metode runtun waktu, model-model linier stasioner runtun waktu, prosedur menstasionerkan data, model-model non stasioner runtun waktu, tahap-tahap pembentukan model peramalan dan penelitian-penelitian terkait.

#### **2.1 Beban Listrik**

Tenaga listrik yang didistribusikan kepelanggan (konsumen) digunakan sebagai sumber daya untuk bermacam-macam peralatan yang membutuhkan tenaga listrik sebagai sumber energinya. Secara umum beban yang dilayani oleh sistem distribusi elektrik ini dibagi dalam beberapa sektor yaitu sektor perumahan, sektor industri, sektor komersial dan sektor usaha. Masing-masing sektor beban tersebut mempunyai karakteristik-karakteristik yang berbeda, sebab hal ini berkaitan dengan pola konsumsi energi pada masing-masing konsumen di sektor tersebut. Sedangkan tipe-tipe beban menurut konsumen pemakainya pada umumnya dapat dikelompokkan dalam kategori berikut (Nugroho, 2005) :

- a. Rumah tangga (domestik/residen), terdiri dari beban-beban penerangan, kipas angin, alat-alat rumah tangga. Misalnya pemanas, lemari es, kompor listrik, dan lain-lain.
- b. Bisnis, terdiri atas beban penerangan dan alat listrik lainnya yang dipakai pada bangunan komersil atau perdagangan seperti toko, restoran dan lain-lain.
- c. Umum/publik, terdiri dari pemakai selain ketiga golongan di atas misalnya gedung pemerintah, penerangan jalan umum dan pemakai kepentingan sosial.
- d. Industri, terdiri dari industri kecil/rumah tangga hingga industri besar. Umumnya bebannya berupa beban untuk motor listrik.

## 2.2 Peramalan

Peramalan adalah proses perkiraan (pengukuran) besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika (Sudjana, 1989).

### a. Metode Peramalan

Metode peramalan adalah cara memperkirakan secara kuantitatif apa yang akan terjadi pada masa depan, berdasarkan data yang relevan pada masa lalu. Metode peramalan dikelompokkan atas dua, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Pada penelitian ini, penulis hanya akan menggunakan metode kuantitatif. Peramalan dengan menggunakan metode kuantitatif dapat diterapkan apabila terdapat tiga kondisi sebagai berikut (Efendi, 2010) :

1. Tersedia tentang informasi masa lalu,
2. Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik,
3. Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa mendatang.

Menurut Makridakis, dkk (1998), metode peramalan kuantitatif dibagi menjadi dua jenis, yaitu :

#### 1. Metode kausal

Pada metode kausal, pendugaan masa depan dari suatu faktor yang diramalkan (seringkali dinamakan variabel tak bebas) didasari suatu asumsi bahwa faktor itu menunjukkan suatu hubungan sebab-akibat dengan satu atau lebih variabel bebas.

#### 2. Metode *time series*

Dalam metode *time series*, pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan pada nilai masa lalu dari suatu variabel masa lalu.

### b. Jenis-Jenis Peramalan

Peramalan dapat dibagi berdasarkan jangkauan (horizon) waktunya. Adapun peramalan dibagi atas 3, yaitu (Santoso, 2009) :

1. Peramalan jangka pendek

Peramalan jangka pendek meliputi kurun waktu mulai dari satu hari sampai satu musim, atau dapat sampai satu tahun. Peramalan jangka pendek ini biasanya memberikan hasil yang paling akurat.

2. Peramalan jangka menengah

Peramalan jangka menengah meliputi kurun waktu dari satu musim sampai dua tahun.

3. Peramalan jangka panjang

Peramalan jangka panjang meliputi peramalan untuk kurun waktu minimal lima tahun.

**c. Langkah-Langkah Peramalan**

Ramalan diperlukan untuk memberikan informasi sebagai dasar untuk membuat suatu keputusan dalam berbagai kegiatan. Peramalan yang baik merupakan peramalan yang dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah atau prosedur yang baik. Pada dasarnya ada tiga langkah peramalan yang penting, yaitu (Makridakis dkk, 1993) :

1. Menganalisa data masa lalu.
2. Menentukan metode yang dipergunakan.
3. Memproyeksikan data yang lalu dengan menggunakan metode yang dipergunakan dan mempertimbangkan adanya beberapa faktor perubahan.

**d. Hubungan Peramalan dengan Rencana**

Peramalan adalah sesuatu yang akan terjadi pada waktu yang akan datang, sedangkan rencana merupakan penentuan apa yang akan dilakukan pada waktu yang akan datang. Misalnya para orang tua SMP dan SMA mulai menabung untuk persiapan kuliah anaknya. Mahalnya biaya pendidikan di perguruan tinggi merupakan ramalan sedangkan orang tua mulai menabung merupakan rencana. Pada contoh ini tampak jelas perbedaan antara peramalan dan rencana. Rencana adalah suatu penentuan terlebih dahulu tentang aktifitas atau kegiatan yang akan

dilakukan di waktu yang akan datang. Berdasarkan hasil suatu ramalan, dapat dibuat beberapa rencana yang menguntungkan (Widodo, 2005).

### **2.3 Metode Runtun Waktu (*Time Series Methode*)**

Beberapa metode analisis yang dapat digunakan dalam menentukan peramalan, salah satu diantaranya yaitu dengan menggunakan metode runtun waktu (*time series methode*).

#### **a. Pengertian Runtun Waktu**

Runtun waktu adalah sekumpulan pengamatan terurut, yang diambil berdasarkan interval waktu tertentu misalkan sekumpulan data yang diambil permenit, perhari, perminggu, perbulan, pertahun, dan sebagainya. Contoh-contoh data yang diambil berdasarkan deret waktu, diantaranya (Box dkk, 2008) :

1. Tingkat penjualan BBM perbulan di SPBU Arifin Ahmad Kota Pekanbaru.
2. Tingkat produksi minyak perhari oleh PT. Chevron.
3. Tingkat pemakaian arus listrik per jam oleh sektor rumah tangga, industri dan pemerintah.
4. Tingkat kecelakaan perminggu.

Pada dasarnya setiap nilai dari hasil pengamatan (data), selalu dapat dikaitkan dengan waktu pengamatannya. Hanya pada saat analisisnya, kaitan variabel waktu dengan pengamatan sering tidak dipersoalkan. Dalam hal kaitan variabel waktu dengan pengamatan diperhatikan, sehingga data dianggap sebagai fungsi atas waktu, maka data seperti ini dinamakan data deret waktu (*time series*). Banyak persoalan dalam ilmu terapan yang datanya merupakan data deret waktu, misalnya (Mulyana, 2004) :

1. Ekonomi : banyak barang terjual dalam setiap hari, keuntungan perusahaan dalam setiap tahun, total nilai ekspor dalam setiap bulan.
2. Fisika : curah hujan bulanan, temperatur udara harian, gerak partikel.
3. Demografi : pertumbuhan penduduk, mortalitas dan natalitas.
4. Pengontrolan kualitas : proses pengontrolan kualitas produk, pengontrolan proses produksi.

5. Biomedis : denyut nadi, proses penyembuhan, pertumbuhan mikroba.

**b. Jenis Data Menurut Waktu**

Untuk lebih jelas dalam memahami pemodelan runtun waktu, terlebih dahulu diketahui beberapa jenis data menurut waktu. Jenis-jenis data menurut waktu dapat dibedakan sebagai berikut (Rosadi, 2006) :

1. *Cross-section* data, yakni jenis data yang dikumpulkan untuk/pada sejumlah individu/kategori untuk sejumlah variabel pada suatu titik waktu tertentu. Model yang digunakan untuk memodelkan data tipe ini seperti model regresi *non time series*.
2. *Time series* (runtun waktu) data yakni jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Jika waktu dipandang bersifat diskrit (waktu dapat dimodelkan bersifat kontinu), frekuensi pengumpulan selalu sama (*equidistant*). Dalam kasus diskrit, frekuensi dapat berupa misalnya detik, menit, jam, hari, minggu, bulan atau tahun.
3. *Panel/pooled* data, yakni tipe data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu pada sejumlah individu/kategori. Model yang digunakan untuk pemodelan data tipe ini seperti model data *panel*, model runtun waktu multivariat.

**c. Bentuk-Bentuk Data Runtun Waktu**

Pola data yang umum terjadi pada data runtun waktu dibedakan menjadi empat yaitu (Efendi, 2010) :

1. Stasioner.
2. Tren (*Trend*).
3. Musiman (*Seasonal*).
4. Tren dan musiman (*Trend and seasonal*).

**d. Klasifikasi Model Runtun Waktu**

Salah satu pengelompokan model-model runtun waktu dapat diberikan sebagai berikut (Rosadi, 2006) :

1. Model stasioner, yakni suatu model yang sedemikian hingga semua sifat statistiknya tidak berubah dengan pergeseran waktu (yakni bersifat *time invariant*). Pada model stasioner, sifat-sifat statistiknya dimasa yang akan datang dapat diramalkan berdasarkan data historis yang telah terjadi dimasa yang lalu. Beberapa model runtun waktu stasioner adalah model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving average* (ARMA).
2. Model non-stasioner, yakni model *trend*, model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Seasonal ARIMA* (SARIMA), Model ARIMAX, Model Heteroskedastik ARCH/GARCH.

#### 2.4 Model Runtun Waktu yang Stasioner

Pada penelitian ini Penulis akan menggunakan model *time series* yang stasioner, yaitu (Montgomery dkk, 2008) :

##### a. Model *Autoregressive* atau AR(*p*)

AR(*p*) adalah model linier yang paling dasar untuk proses yang stasioner, model ini dapat diartikan sebagai proses hasil regresi dengan dirinya sendiri. Secara matematis dapat dituliskan :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_i$  adalah parameter AR tingkat  $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

$Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.1:

Model *Autoregressive* tingkat 1 atau proses AR(1), secara matematis didefinisikan sebagai :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_1$  adalah parameter AR tingkat 1.

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.2:

Model *Autoregressive* tingkat 2 atau proses AR(2) secara matematis didefinisikan sebagai :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t, \quad (2.3)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_i$  adalah parameter AR tingkat  $i$ ,  $i = 1, 2$ .

$Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Untuk model AR(3), AR(4) dan seterusnya sampai ke- $p$ , maka dapat ditulis model-modelnya dengan melihat model umum pada persamaan (2.1).

#### **b. Model *Moving Average* atau MA( $q$ )**

Metode ini dilakukan dengan mengambil sekelompok nilai pengamatan, mencari rata-ratanya kemudian menggunakan rata-rata tersebut sebagai ramalan untuk periode yang akan datang.

Bentuk umum dari proses *Moving Average* tingkat  $q$  atau MA( $q$ ) didefinisikan sebagai berikut :

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (2.4)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\theta_0$  adalah suatu konstanta.

$\theta_j$  adalah parameter MA tingkat  $j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ .

$\varepsilon_{t-j}$  adalah *error* pada periode  $t - j, j = 1, 2, \dots, q$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.3:

Model *Moving Average* tingkat 1 atau proses MA(1), secara matematis didefinisikan sebagai:

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad (2.5)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\theta_0$  adalah suatu konstanta.

$\theta_1$  adalah parameter MA tingkat 1.

$\varepsilon_{t-1}$  adalah *error* pada periode  $t - 1$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.4:

Model *Moving Average* tingkat 2 atau proses MA(2), didefinisikan sebagai

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}, \quad (2.6)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\theta_0$  adalah suatu konstanta.

$\theta_j$  adalah parameter MA tingkat  $j, j = 1, 2$ .

$\varepsilon_{t-j}$  adalah *error* pada periode  $t - j, j = 1, 2$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Untuk model MA(3), MA(4) dan seterusnya sampai ke- $q$ , maka dapat ditulis model-modelnya dengan melihat model umum pada persamaan (2.4).

**c. Model Autoregressive Moving Average atau ARMA( $p, q$ )**

Model ini merupakan gabungan antara AR( $p$ ) dengan MA( $q$ ), sehingga dinyatakan sebagai ARMA( $p, q$ ), dengan bentuk umumnya :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (2.7)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_i$  adalah parameter AR tingkat  $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

$Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

$\theta_j$  adalah parameter MA tingkat  $j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ .

$\varepsilon_{t-j}$  adalah *error* pada periode  $t - j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.5:

Model ARMA(1,1) merupakan kombinasi antara AR(1) dan MA(1), matematisnya dapat didefinisikan sebagai :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad (2.8)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_1$  adalah parameter AR tingkat 1

$Y_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$ .

$\theta_1$  adalah parameter MA tingkat 1.

$\varepsilon_{t-1}$  adalah *error* pada periode  $t - 1$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Untuk model ARMA(1,2), ARMA(2,1) sampai ARMA( $p,q$ ), maka dapat ditulis model-modelnya dengan melihat model umum pada persamaan (2.7).

## 2.5 Prosedur Menstasionerkan Data

Dalam kehidupan nyata lebih banyak ditemui data-data non-stasioner dari pada data yang stasioner. Data ini dapat dikenali dari ACF nya. Hal tersebut terjadi karena banyak data-data *time series* yang tidak mempunyai *mean* atau varians yang tetap. Secara umum, bentuk data non-stasioner dapat di stasionerkan dengan cara *differencing* yaitu dengan mencari selisih satu atau dengan derajat

tertentu terhadap data aktual sebelumnya (Efendi, 2010). Secara matematis, selisih ditulis dalam bentuk:

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.9)$$

Pada banyak kasus dapat terjadi bahwa selisih (*difference*) pertama suatu *time series* masih belum stasioner, tetapi selisih kedua stasioner. Selisih tingkat dua adalah selisih pertama dari series hasil selisih pertama untuk *time series* asli, jadi jika  $X_t$  adalah selisih tingkat dua dari  $Y_t$ , dan  $W_t$  adalah selisih pertama dari  $Y_t$ , maka

$$\begin{aligned} X_t &= (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ X_t &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \end{aligned} \quad (2.10)$$

Sebagai contoh, berikut akan diberikan cara kerja metode *differencing* pada tabel dibawah ini:

**Tabel 2.1 Cara kerja metode *differencing***

No.	Data Aktual	<i>Differencing</i> pertama $W_t = Y_t - Y_{t-1}$	<i>Differencing</i> kedua $X_t = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$
1	152	-	-
2	148	$148 - 152 = -4$	-
3	147	$147 - 148 = -1$	$147 - 2(148) + 152 = 3$
4	134	$134 - 147 = -13$	$134 - 2(147) + 148 = -12$
5	147	$147 - 134 = 13$	$147 - 2(134) + 147 = 26$
6	150	$150 - 147 = 3$	$150 - 2(147) + 134 = -10$
7	176	$176 - 150 = 26$	$176 - 2(150) + 147 = 23$
8	154	$154 - 176 = -22$	$154 - 2(176) + 150 = -48$

## 2.6 Model Runtun Waktu Non Stasioner

Model non-stasioner jika ditambahkan pada proses campuran ARMA maka modelnya menjadi ARIMA( $p,d,q$ ), secara matematis didefinisikan (Efendi, 2010):

$$\begin{aligned} Y_t &= \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Y_{t-2} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})Y_{t-p} - \\ &\quad \phi_p Y_{t-p-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \end{aligned} \quad (2.11)$$

dengan:

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_i$  adalah parameter AR tingkat  $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .  
 $Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ .  
 $\theta_j$  adalah parameter MA tingkat  $j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ .  
 $\varepsilon_{t-j}$  adalah *error* pada periode  $t - j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$ .  
 $\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.6:

Model ARIMA(1,1,0) ditulis dalam bentuk matematis sebagai:

$$Y_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t, \quad (2.12)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .  
 $\phi_0$  adalah suatu konstanta.  
 $\phi_1$  adalah parameter AR tingkat 1.  
 $Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2$ .  
 $\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.7:

Model ARIMA(0,1,1) ditulis dalam bentuk matematis sebagai:

$$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad (2.13)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .  
 $\theta_0$  adalah suatu konstanta.  
 $Y_{t-1}$  adalah data pada periode  $t - 1$ .  
 $\theta_1$  adalah parameter MA tingkat 1.  
 $\varepsilon_{t-1}$  adalah *error* pada periode  $t - 1$ .  
 $\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Contoh 2.8:

Model ini ditulis dalam bentuk matematis sebagai:

$$Y_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad (2.14)$$

dengan :

$Y_t$  adalah data pada periode  $t$ , dan  $t = 1, 2, \dots, n$ .

$\phi_0$  adalah suatu konstanta.

$\phi_1$  adalah parameter AR tingkat 1.

$Y_{t-i}$  adalah data pada periode  $t - i$ ,  $i = 1, 2$ .

$\theta_1$  adalah parameter MA tingkat 1.

$\varepsilon_{t-1}$  adalah *error* pada periode  $t - 1$ .

$\varepsilon_t$  adalah *error* pada periode  $t$ .

Untuk model ARIMA(1,1,2), ARIMA(2,1,1) sampai ARIMA( $p,d,q$ ), maka dapat ditulis model-modelnya dengan melihat model umum pada persamaan (2.11).

## 2.7 Metode Estimasi Parameter

Penulis pada penelitian ini akan menggunakan metode *least squares* untuk mengestimasi parameter. Metode *least squares* merupakan suatu metode yang digunakan untuk menaksir parameter dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Jumlah kuadrat *error* untuk persamaan *time series* analog dengan persamaan kuadrat *error* regresi linier sederhana, yaitu (Sembiring, 1995):

$$J = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.15)$$

estimasi persamaan regresi linier sederhana, yaitu :

$$\hat{y}_i = \alpha + \beta x_i ; i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.16)$$

Untuk metode *time series* pada model MA(1) berarti menggantikan  $y_i$  dengan  $Y_t$ ,  $x_i$  dengan  $\varepsilon_{t-1}$ ,  $e_i$  dengan  $\varepsilon_t$ ,  $\alpha$  dengan  $\theta_0$  dan  $\beta$  dengan  $\theta_1$ , maka persamaan (2.15) menjadi :

$$J = \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2, \quad (2.17)$$

untuk model:

$$\hat{Y}_t = \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad (2.18)$$

dengan mensubstitusikan persamaan (2.18) pada persamaan (2.17), diperoleh jumlah kuadrat *error*, yaitu:

$$J = \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1})^2 \quad (2.19)$$

selanjutnya dengan meminimumkan persamaan (2.19) dengan menurunkan  $\theta_0$  dan  $\theta_1$  dan menyamakan dengan nol.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = 0 \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = \frac{\partial}{\partial \theta_0} \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1})^2 = 0 \quad (2.21)$$

$$-2 \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1}) = 0$$

$$\sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1}) = 0$$

$$\sum_{t=1}^n Y_t - \sum_{t=1}^n \theta_0 + \sum_{t=1}^n \theta_1 \varepsilon_{t-1} = 0$$

$$\sum_{t=1}^n Y_t - \sum_{t=1}^n \theta_0 + \theta_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} = 0$$

$$\sum_{t=1}^n Y_t - n\theta_0 + \theta_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} = 0$$

$$n\theta_0 = \sum_{t=1}^n Y_t + \theta_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}$$

$$\theta_0 = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t + \theta_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n}$$

$$\theta_0 = \bar{Y}_t + \theta_1 \bar{\varepsilon}_{t-1} \quad (2.22)$$

selanjutnya menurunkan persamaan 2.19 dengan menurunkan  $\theta_1$  dan menyamakan dengan nol.

$\theta_1$  , maka:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_1} = 0 \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_1} = \frac{\partial}{\partial \theta_1} \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1})^2 = 0 \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned}
& 2 \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1})(\varepsilon_{t-1}) = 0 \\
& \sum_{t=1}^n (Y_t - \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1})(\varepsilon_{t-1}) = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t - \sum_{t=1}^n \theta_0 + \sum_{t=1}^n \theta_1 \varepsilon_{t-1}(\varepsilon_{t-1}) = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} - \sum_{t=1}^n \theta_0 \varepsilon_{t-1} + \sum_{t=1}^n \theta_1 (\varepsilon_{t-1})^2 = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} - \theta_0 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} + \theta_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} - \left( \frac{\sum_{t=1}^n Y_t + \theta_1 \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n} \right) \left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right) + \theta_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} - \frac{\sum_{t=1}^n Y_t \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} - \theta_1 \left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right)^2}{n} + \theta_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 = 0 \\
& \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} - \frac{\sum_{t=1}^n Y_t \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n} - \frac{\theta_1 \left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right)^2}{n} + \theta_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 = 0 \\
& \theta_1 \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 - \frac{\theta_1 \left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right)^2}{n} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n} - \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} \\
& \theta_1 \left( \sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 - \frac{\left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right)^2}{n} \right) = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n} - \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1} \\
& \theta_1 = \frac{\frac{\sum_{t=1}^n Y_t \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}}{n} - \sum_{t=1}^n Y_t \varepsilon_{t-1}}{\sum_{t=1}^n (\varepsilon_{t-1})^2 - \frac{\left( \sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1} \right)^2}{n}} \tag{2.25}
\end{aligned}$$

## 2.8 Tahap-Tahap Membangun Model Estimasi

Secara umum tahap-tahap yang digunakan dalam membangun model dengan menggunakan metode Box-Jenkins adalah (Hanke dkk, 2009):

1. Identifikasi model
2. Estimasi parameter model
3. Verifikasi model (Diagnostik *check*)
4. Peramalan

### Tahap 1. Identifikasi Model

Tahap identifikasi model meliputi identifikasi secara kasat mata (visual) yaitu dengan membuat plot data aktual terhadap waktu untuk mendeteksi kestasioneran data. Data stasioner adalah data yang mempunyai rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu.

Selanjutnya identifikasi juga bisa dilakukan dengan melihat grafik *Autocorelation Function* (ACF) dan *Autocorelation Function Partial* (PACF). Model dikatakan  $AR(p)$ , jika dilihat pada grafik ACF akan terlihat *lag-lag* turun secara eksponensial. Sedangkan grafik PACF digunakan untuk menentukan kelas model dari data runtun waktu yang digunakan, yaitu dengan melihat fungsi *cut off* setelah *lag k*. Sedangkan model  $MA(q)$  grafik PACF digunakan untuk menentukan kestasioneran data runtun waktu yang digunakan, yaitu dengan melihat lag-lagnya yang turun secara eksponensial. Kemudian grafik ACF digunakan untuk menentukan kelas model dari data runtun waktu yang digunakan, yaitu dengan melihat fungsi *cut off* setelah *lag k* (Efendi, 2010).

### Tahap 2. Estimasi Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh pada tahap identifikasi, tahap selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter model. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (*ordinary least squares*). Setelah parameter model diperoleh, dilakukan uji signifikansi. Uji signifikansi parameter model dilakukan dengan cara membandingkan nilai *P-Value* dengan level toleransi ( $\alpha$ ) dalam pengujian hipotesis (Hankee dkk, 2009):

Hipotesis :

$H_0$  : parameter tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter signifikan dalam model

Jika  $P\text{-Value} < \alpha$  (0,05) maka parameter model dikatakan signifikan, yang berarti tolak  $H_0$ .

### Tahap 3. Verifikasi Model

Selanjutnya setelah dilakukan estimasi parameter, maka dilakukan verifikasi model yang bertujuan untuk memeriksa apakah model yang diperoleh sudah layak atau belum yaitu dengan melihat residual yang dihasilkan model. Pada tahap ini akan dilakukan uji independensi residual dan uji kenormalan residual.

#### a. Uji Independensi Residual

Uji independensi residual dilakukan dengan melihat pasangan ACF dan PACF residual yang dihasilkan oleh model. Jika residual suatu model yang dihasilkan tidak berkorelasi (independen), berarti model tersebut layak digunakan. Residual model dikatakan tidak berkorelasi, apabila pasangan ACF dan PACF yang dihasilkan tidak ada satupun lag yang memotong batas korelasi bagian atas maupun bawah (Amalia Rozana, 2007). Selain dengan menggunakan ACF dan PACF residual, independensi residual dapat juga dilihat pada kerandoman residual. Kerandoman residual diketahui dengan membandingkan nilai  $P\text{-Value}$  pada *output* proses *Ljung Box-Pierce* dengan level toleransi yang digunakan dalam uji hipotesis:

$H_0$  : Residual model mengikuti proses random

$H_1$  : Residual model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan  $H_0$  yaitu jika  $P\text{-Value} >$  level toleransi  $\alpha$  (0,05) yang berarti residual yang dihasilkan model telah memenuhi proses random (Montgomery, 2008).

b. Uji Kenormalan Residual

Uji kenormalan residual dilakukan dengan melihat histogram yang dihasilkan model. Model layak digunakan, apabila histogram residual telah mengikuti pola kurva normal.

Selanjutnya, jika model yang dihasilkan lebih dari satu maka dilakukan uji *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwart Criteria* (SC) dengan mencari nilai yang minimum (Bierens, 2006). Untuk memperoleh nilai AIC dan SC, Penulis menggunakan *software Eview*.

$$AIC = \left(-2l/n\right) + \left(2K/n\right) \quad (2.26)$$

$$SC = \left(-2l/n\right) + \left(\left(K \log n\right)/n\right) \quad (2.27)$$

dengan :

$K$  adalah jumlah parameter.

$n$  adalah jumlah data.

$l$  adalah nilai *log likelihood*.

#### Tahap 4. Peramalan

Model terbaik yang diperoleh pada tahap verifikasi model akan dilanjutkan ketahap peramalan. Adapun tahap peramalan meliputi data *training*, data *testing* dan peramalan untuk tahun selanjutnya. Peramalan untuk data *training*, data yang digunakan adalah data aktual, sedangkan peramalan untuk data *testing*, data yang digunakan adalah data peramalan *training* yang yang diperoleh. Selanjutnya, untuk peramalan data yang digunakan adalah hasil peramalan data *testing*.

### **2.9 Penelitian-Penelitian Terkait Model Peramalan Beban Pemakaian Listrik**

Penelitian-penelitian terkait model estimasi peramalan yang pernah dilakukan sebelumnya yaitu :

**Tabel 2.2** Penelitian-penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan

No.	Peneliti	Tahun	Judul Penelitian	Metode
1.	Ngakan Putu Satria Utama	2007	Prakiraan Kebutuhan Tenaga Listrik Propinsi Bali sampai Tahun 2018 dengan Metode Regresi Berganda Deret Waktu	Regresi Berganda, Deret Waktu
2.	Hj. Ismail Zuhaimy, dkk	2005	SARIMA Model for Forecasting Malaysian Electricity Generated	Forecasting, SARIMA, Box Jenkins
3.	Wahyuda	2010	Prediksi Beban Listrik Menggunakan Kernel Ridge Regression untuk Mengurangi Resiko Dump Power dan Energy Not Served	Kernel Ridge Regression, Time Series, ARIMA
4.	Tarno	2006	Penentuan Faktor Utama Penyebab Gangguan Listrik dengan Metode Validasi-Silang (Studi Kasus di Kota Semarang)	Sesatan Prediksi, Validasi-Silang

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

Bab III dalam penelitian ini akan menjelaskan metode penelitian, jenis dan sumber data yang digunakan dalam penelitian dan metode analisis data.

#### **3.1 Metode Penelitian**

Metode penelitian yang penulis gunakan yaitu :

- a. Penelitian lapangan (*survey*), yaitu metode pengumpulan data untuk memperoleh data dengan cara terjun langsung ke PT. PLN (Persero) Riau dan Kepri.
- b. Studi pustaka (*literature*), yaitu dengan mencari dan membaca buku-buku dari berbagai sumber yang berkaitan dengan metode runtun waktu.

#### **3.2 Jenis dan Sumber Data**

- a. Jenis data (variabel)

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data runtun waktu perbulan selama 6 tahun mulai tahun 2005 sampai tahun 2010. Adapun variabel dalam penelitian ini adalah data beban pemakaian listrik yang terdiri dari 2 sektor, yaitu sektor Pemerintah dan sektor Industri.

- b. Sumber data

Sumber data pada penelitian ini adalah diperoleh dari PT. PLN (Persero) Riau dan Kepri.

#### **3.3 Metode Analisis Data**

Metode analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode runtun waktu (Box-Jenkins). Selanjutnya pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software* statistika, yaitu Minitab dan *Eview*. Adapun tahap-tahap untuk melakukan peramalan dari pengumpulan data hingga membangun model peramalan adalah sebagai berikut :

### Tahap 1. Identifikasi Model

Tahap awal dalam melakukan peramalan adalah dengan melihat kestasioneran data. Melihat kestasioneran data, dilakukan dengan melihat plot data aktual. Untuk melihat model sementara dan tingkatan model, dilakukan dengan membuat grafik ACF dan PACF. Proses ini dengan adanya bantuan *software* statistika Minitab.

### Tahap 2. Menentukan Parameter Model

Menentukan parameter model dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Selanjutnya dilakukan uji signifikansi dengan membandingkan *P-Value* dengan level toleransi ( $\alpha = 0,05$ ). Jika *P-Value*  $< \alpha$ , maka tolak  $H_0$  yang berarti parameter yang dihasilkan model signifikan.

### Tahap 3. Verifikasi Model

Tahap ini dilakukan untuk melihat kelayakan model yang diperoleh. Akan dilakukan dua uji yang akan dilakukan pada tahap ini, yaitu uji independensi residual dan uji kenormalan residual.

#### a. Uji Independensi Residual

Uji ini dilakukan dengan melihat pasangan grafik ACF dan PACF. Selanjutnya untuk melihat model yang dihasilkan memenuhi proses random, dilakukan dengan membandingkan *P-Value* pada output proses *Ljung Box-Pierce* dengan level toleransi ( $\alpha = 0,05$ ).

#### b. Uji Kenormalan Residual

Uji kenormalan residual dilakukan dengan melihat plot histogram residual yang dihasilkan model.

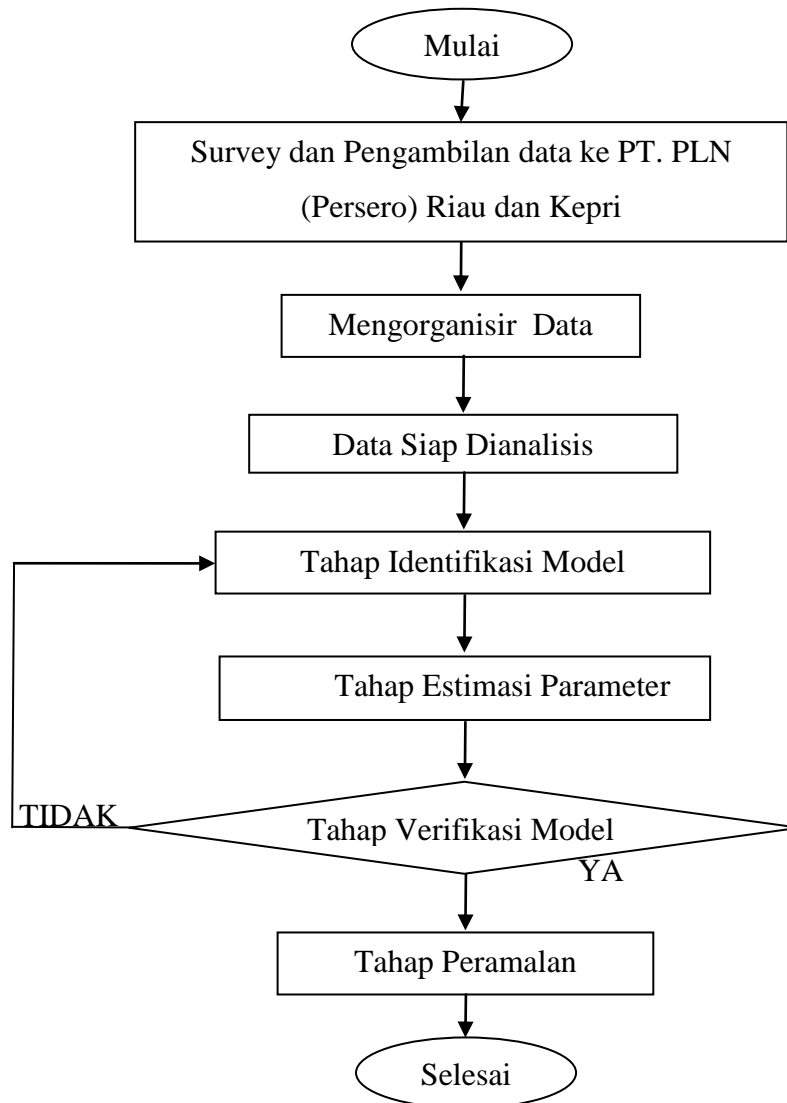
#### c. Uji *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwart Criteria* (SC)

Jika model yang dihasilkan lebih dari satu, maka dilakukan uji AIC dan SC dengan memilih nilai yang paling minimum dengan bantuan *software Eview*.

#### Tahap 4. Peramalan

Setelah model terbaik diperoleh, dilakukan peramalan dengan menggunakan data *training*, data *testing* dan kemudian dilakukan peramalan untuk tahun selanjutnya.

Proses dalam pengumpulan data dan membangun model peramalan, dapat digambarkan dalam *flow chart* berikut :



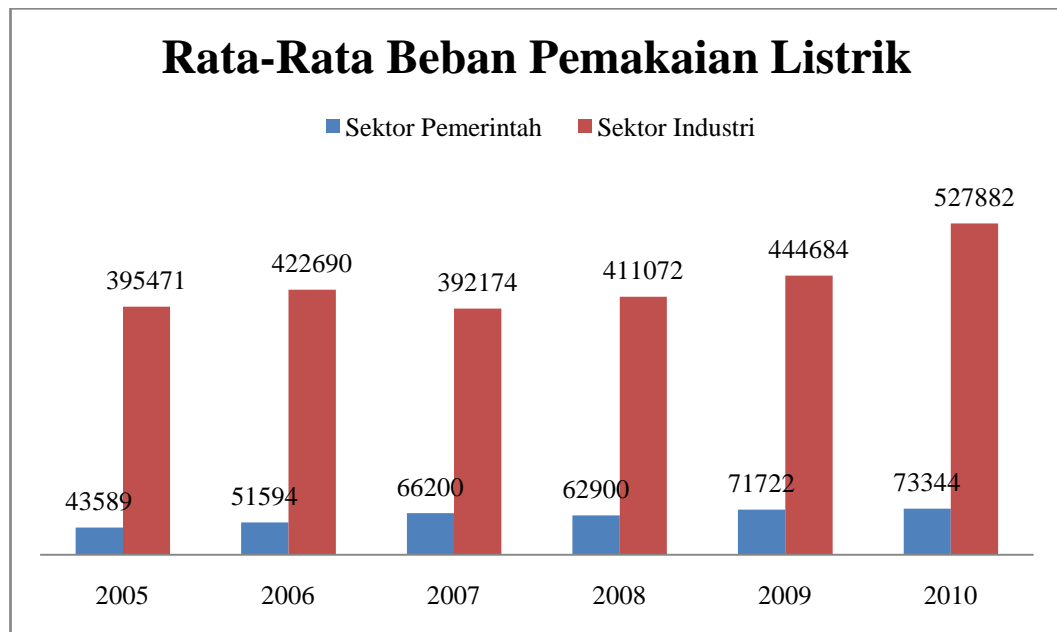
**Gambar 3.1** *Flow chart* metodologi penelitian

## BAB IV PEMBAHASAN

Bab IV dalam penelitian ini akan membahas mengenai model *time series* untuk peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru yang terdiri dari data dan pembentukan model peramalan. Pembentukan model peramalan terdiri dari empat tahap yaitu tahap identifikasi model, estimasi parameter model, verifikasi model dan penerapan model untuk peramalan.

### 4.1 Deskriptif Rata-Rata Beban Pemakaian Listrik Kota Pekanbaru

Rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru setiap tahunnya dari Tahun 2005 sampai Tahun 2010 mengalami peningkatan yang terjadi pada masing-masing sektor. Untuk lebih jelasnya, dapat dilihat pada Lampiran A dan Gambar 4.1 :



**Gambar 4.1 Histogram rata-rata beban pemakaian listrik**

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata beban pemakaian listrik pada sektor Pemerintah tertinggi terjadi pada Tahun 2010 yaitu 73344 KWH dan pemakaian terendah terjadi pada Tahun 2005 yaitu 43589 KWH. Sedangkan pada

sektor industri pemakaian tertinggi terjadi pada Tahun 2010 yaitu 527882 KWH dan pemakain terendah terjadi pada Tahun 2007 yaitu 392174 KWH. Dari Gambar 4.1 juga dapat dilihat perbandingan antara sektor Pemerintah dengan sektor Industri bahwa beban pemakaian listrik tertinggi terlihat pada sektor Industri. Hal ini disebabkan meningkatnya permintaan jumlah pelanggan pemakaian tenaga listrik yang terjadi pada sektor Industri. Semakin tingginya tingkat beban pemakaian listrik yang terjadi setiap tahun diakibat oleh tingginya tingkat perekonomian dan semakin bertambahnya jumlah penduduk dan lajunya tingkat pertumbuhan. Selanjutnya dapat dilihat Tabel 4.1 untuk melihat nilai rata-rata, minimum dan maksimum beban pemakaian listrik sektor Pemerintah dan sektor Industri.

**Tabel 4.1 Statistik deskriptif rata-rata beban pemakaian listrik**

Variabel (Sektor)	N (Jumlah Data)	Mean (KWH)	Minimum (KWH)	Maksimum (KWH)
Pemerintah	72	5130	3427	6501
Industri	72	34610	28718	48032

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata beban pemakaian listrik perbulan yang terjadi selama 6 tahun pada sektor Pemerintah adalah sebesar 5130 KWH, terendah sebesar 3427 KWH dan tertinggi sebesar 6501 KWH. Sedangkan rata-rata pemakaian sektor Industri sebesar 34610 KWH, terendah sebesar 28718 KWH dan tertinggi sebesar 48032 KWH.

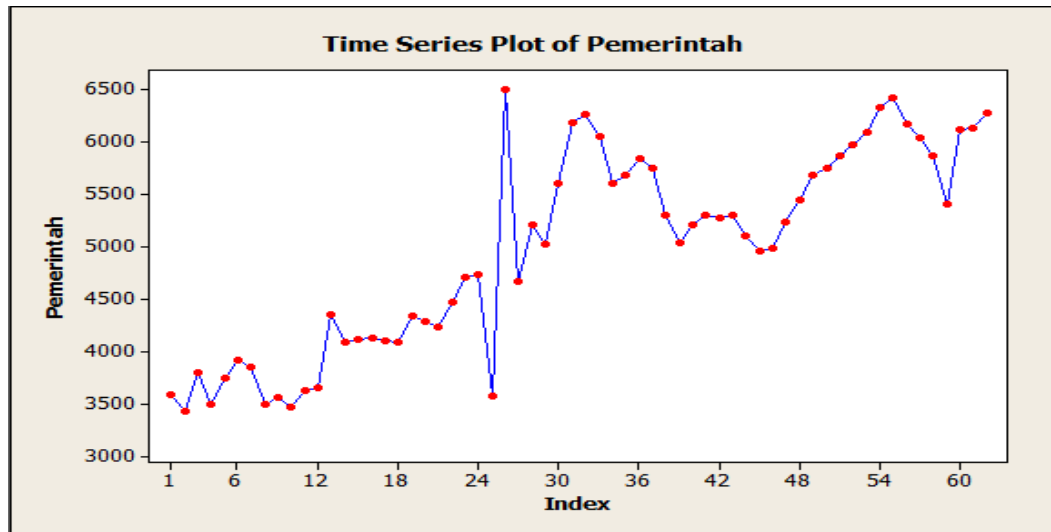
Selanjutnya akan dilakukan tahap-tahap pembentukan model peramalan rata-rata beban pemakaian listrik untuk sektor Pemerintah dan sektor Industri dengan menggunakan metode Box-Jenkins.

#### **4.2 Pembentukan Model Peramalan Sektor Pemerintah**

Pembentukan model peramalan sektor Pemerintah dilakukan dengan menggunakan metode Box-Jenkins. Adapun data yang digunakan Penulis dalam penelitian ini adalah data rata-rata beban pemakaian listrik perbulan sebanyak 72 data yaitu data yang diambil sejak Tahun 2005 sampai Tahun 2010. Data rata-rata beban pemakaian listrik dapat dilihat pada daftar Lampiran A dan Gambar 4.1.

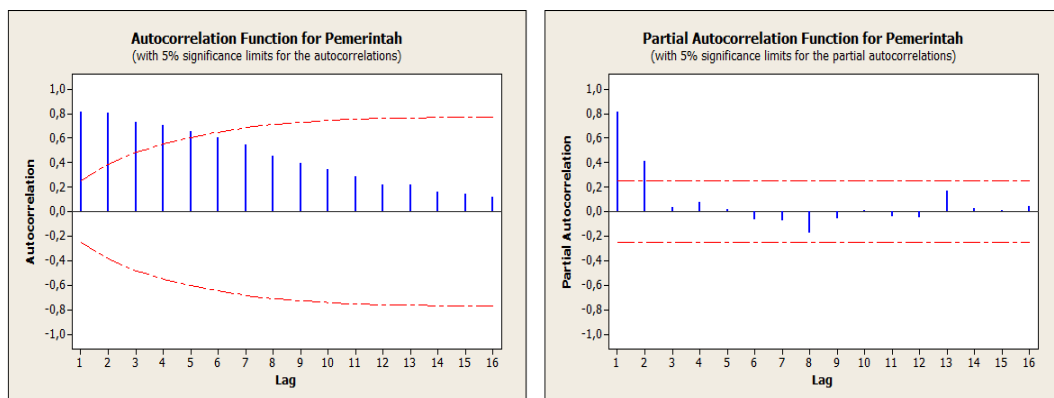
## Tahap 1. Identifikasi Model

Tahap ini adalah melihat kestasioneran suatu data dan melihat model sementara pada plot data aktual, kemudian membuat grafik pasangan ACF dan PACF. Data aktual yang digunakan pada sektor Pemerintah adalah sebanyak 62 data yang dihitung sejak Januari 2005 sampai Februari 2010. Berikut dapat dilihat grafik plot data aktual sektor Pemerintah pada Gambar 4.2 :



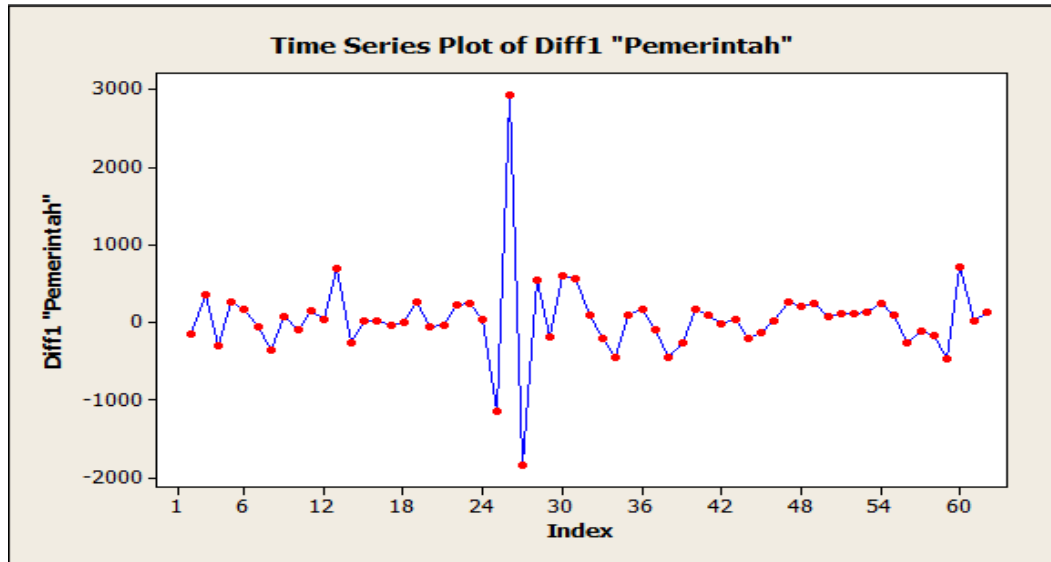
**Gambar 4.2 Plot data aktual sektor Pemerintah**

Berdasarkan pada Gambar 4.2 dapat dilihat secara kasat mata (visual), bahwa data tidak stasioner dan mengandung pola tren. Grafik menunjukkan bahwa terjadi kenaikan pada pola-pola tertentu, sehingga dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner. Untuk lebih meyakinkan dapat dilihat grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.3 :



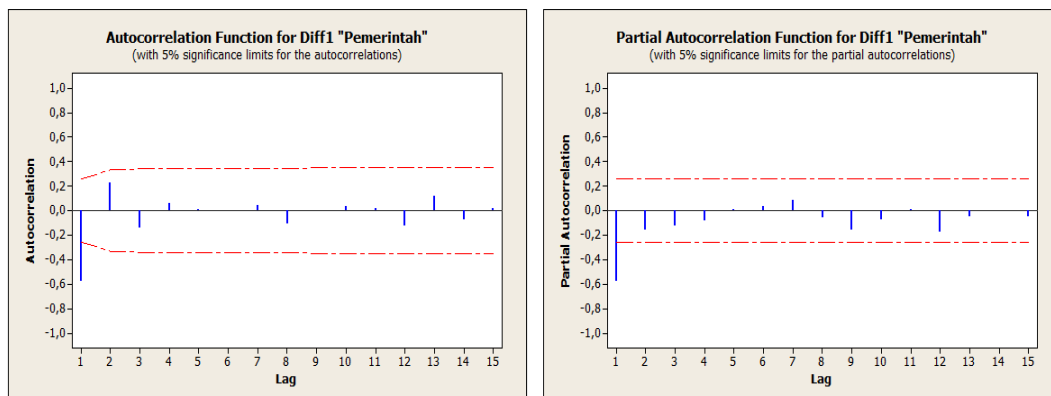
**Gambar 4.3 Grafik ACF dan PACF data aktual**

Grafik pasangan ACF dan PACF pada Gambar 4.3 terlihat bahwa data tidak stasioner karena lag-lag pada grafik ACF tidak turun secara tajam sampai lag terakhir. Karena data yang diperoleh tidak stasioner maka harus dilakukan proses *differencing*. Hasil *differencing* pertama sektor Pemerintah disajikan pada Lampiran B. Berikut plot data hasil *differencing*, dapat dilihat pada Gambar 4.4 :



**Gambar 4.4** Plot data hasil *differencing* pertama

Gambar 4.4 memberikan gambaran bahwa data sudah stasioner setelah dilakukan *differencing* pertama. Ini terlihat bahwa tidak ada lagi unsur tren pada pola tertentu sehingga data dikatakan sudah stasioner. Tidak adanya unsur tren pada data juga dapat dilihat dengan melakukan uji pasangan ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.5.



**Gambar 4.5** Grafik ACF dan PACF hasil *differencing* pertama

Grafik ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing* pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data sudah stasioner, karena lag-lag pada grafik ACF dan PACF turun secara eksponensial. Berdasarkan ACF dan PACF diduga bahwa terdapat tiga model sementara yang dihasilkan yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(1,1,1). Dikatakan menghasilkan model ARIMA(0,1,1) karena terjadinya proses *differencing* pertama dan grafik PACF turun secara eksponensial sedangkan grafik ACF menunjukkan bahwa terpotong pada lag pertama. Untuk model ARIMA(1,1,0) karena terjadinya proses *differencing* pertama dan grafik ACF turun secara eksponensial dan grafik PACF menunjukkan bahwa terpotong pada lag pertama. Sedangkan pada model ARIMA(1,1,1) karena terjadinya *differencing* pertama dan grafik ACF dan PACF sama-sama turun secara eksponensial dan terpotong pada lag pertama.

## Tahap 2. Menentukan Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh pada tahap identifikasi model, maka tahap selanjutnya yang dilakukan adalah menentukan parameter model. Menentukan parameter model dapat dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (*ordinary least square*). Karena data yang digunakan banyak, sehingga tidak memungkinkan untuk menggunakan metode ini dalam mengolah data. Untuk mempermudah penulis dalam pengolahan data, maka digunakan *software* statistika Minitab. Berikut hasil yang diperoleh dari *output* Minitab, dapat dilihat pada Tabel 4.2 estimasi parameter model untuk model ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(1,1,1).

**Tabel 4.2** Estimasi parameter model

Model	Parameter	Koefisien	P
ARIMA(0,1,1)	$\theta_1$	0,6165	0,000
	Konstanta	43,49	0,051
ARIMA(1,1,0)	$\phi_1$	-0,5787	0,000
	Konstanta	70,68	0,215
ARIMA(1,1,1)	$\phi_1$	-0,3238	0,105
	$\theta_1$	0,3880	0,048
	Konstanta	58,04	0,094

Setelah diperoleh parameter dari masing-masing model, maka selanjutnya dilakukan uji parameter dan konstanta dengan menggunakan uji signifikansi yaitu membandingkan *P-Value* pada *output* Minitab terhadap level toleransi  $\alpha$  (0,05). Model dikatakan signifikan dan layak digunakan, apabila  $P\text{-Value} < \alpha$  (0,05).

1. Uji signifikansi model ARIMA(0,1,1)

a. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu  $\theta_1 = 0,6165$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter MA(1) signifikan dalam model

Parameter MA(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} < \alpha$  yaitu  $0,000 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk tolak  $H_0$ , yang berarti  $\theta_1 = 0,6165$  signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi konstanta

Hipotesis :  $H_0$  : konstanta tidak signifikan dalam model

$H_1$  : konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,051, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} > \alpha$  yaitu  $0,051 > 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk terima  $H_0$ , yang berarti  $\theta_0 = 43,49$  tidak signifikan dalam model. Karena konstanta tidak signifikan maka konstanta tidak digunakan dalam model. Selanjutnya model hasil identifikasi dirumuskan menjadi :

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t - 0,6165\varepsilon_{t-1} \quad (4.1)$$

2. Uji signifikansi model ARIMA(1,1,0)

a. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu  $\phi_1 = -0,5787$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter AR(1) signifikan dalam model

Parameter AR(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} < \alpha$  yaitu  $0,000 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk tolak  $H_0$ , yang berarti  $\phi_1 = -0,5787$  signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi konstanta

Hipotesis :  $H_0$  : konstanta tidak signifikan dalam model

$H_1$  : konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,215, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value* >  $\alpha$  yaitu  $0,215 > 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk terima  $H_0$ , yang berarti  $\phi_0 = 70,68$  tidak signifikan dalam model. Maka model hasil identifikasi dirumuskan menjadi :

$$Y_t = 0,4213Y_{t-1} + 0,5787Y_{t-2} + \varepsilon_t \quad (4.2)$$

3. Uji signifikansi model ARIMA(1,1,1)

a. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu  $\phi_1 = -0,3238$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter AR(1) signifikan dalam model

Parameter AR(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,105, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value* >  $\alpha$  yaitu  $0,105 > 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk terima  $H_0$ , yang berarti  $\phi_1 = -0,3238$  tidak signifikan dalam model.

b. Uji signifikan parameter MA(1) yaitu  $\theta_1 = 0,388$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter MA(1) signifikan dalam model

Parameter MA(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,048, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value* <  $\alpha$  yaitu  $0,048 < 0,05$ . Sehingga diambil kesimpulan untuk tolak  $H_0$ , yang berarti  $\theta_1 = 0,388$  signifikan dalam model.

c. Uji signifikansi konstanta

Hipotesis :  $H_0$  : konstanta tidak signifikan dalam model

$H_1$  : konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,094, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value* >  $\alpha$  yaitu  $0,094 > 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk terima  $H_0$ , yang berarti konstanta tidak signifikan dalam model. Karena parameter model AR(1) tidak signifikan dalam model, maka model ARIMA(1,1,1) tidak

layak dilanjutkan ketahap selanjutnya. Dengan demikian dapat diambil kesimpulan bahwa model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0) dapat dilanjutkan ketahap verifikasi model.

### Tahap 3. Verifikasi model

Tahap verifikasi model bertujuan untuk melihat apakah model yang diperoleh pada tahap estimasi parameter sudah layak atau belum untuk digunakan ketahap peramalan yaitu dengan melihat residual yang dihasilkan model. Penulis menggunakan uji independensi residual dan uji kenormalan residual untuk model sementara yang dihasilkan yaitu ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0).

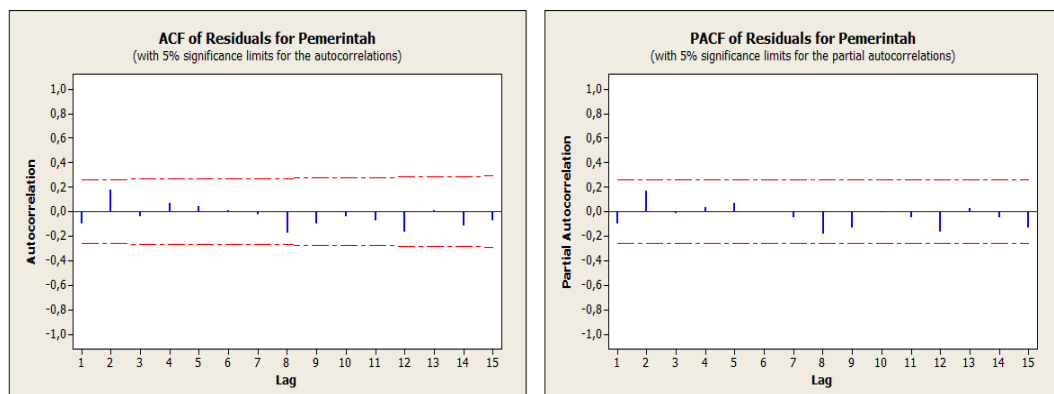
#### a. Uji Independensi Residual

Model layak digunakan apabila residual yang dihasilkan tidak berkorelasi (independen) dan memenuhi proses random. Uji independensi residual dilakukan dengan melihat pasangan grafik ACF dan PACF residual. Untuk melihat apakah model memenuhi proses random, maka dapat membandingkan nilai *P-Value* yang dihasilkan oleh *output* proses *Ljung Box-Pierce* dengan level toleransi ( $\alpha = 0,05$ ) yang digunakan dalam uji hipotesis :

$H_0$  : Residual model mengikuti proses random

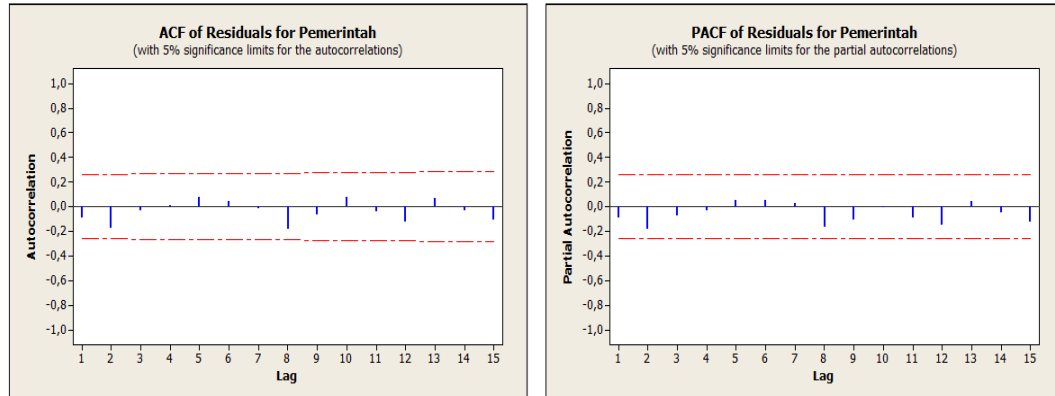
$H_1$  : Residual model tidak mengikuti proses random

Kriteria penerimaan  $H_0$  yaitu jika *P-value* > level toleransi. Grafik ACF dan PACF residual model ARIMA(0,1,1) dapat dilihat pada Gambar 4.6 :



**Gambar 4.6 Grafik ACF dan PACF residual model ARIMA(0,1,1)**

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat disimpulkan bahwa lag-lag pada grafik ACF dan PACF residual tidak terpotong oleh garis batas korelasi residual bagian atas dan batas korelasi residual bagian bawah. Hal ini menunjukkan tidak adanya korelasi antar lag sehingga model ARIMA(0,1,1) layak digunakan dalam peramalan. Selanjutnya untuk model ARIMA(1,1,0) dapat dilihat Gambar 4.7 :



**Gambar 4.7 Grafik ACF dan PACF residual model ARIMA(1,1,0)**

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat disimpulkan bahwa lag-lag pada grafik ACF dan PACF residual tidak terpotong oleh garis batas korelasi residual bagian atas dan batas korelasi residual bagian bawah. Hal ini menunjukkan tidak adanya korelasi antar lag sehingga model ARIMA(1,1,0) juga layak digunakan dalam peramalan.

Selanjutnya model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0) yang telah diperoleh, akan dibandingkan nilai *P-Value* yang ada pada *output* proses *Ljung Box-Pierce* dengan level toleransi yang diberikan 5% ( $\alpha = 0,05$ ). Proses ini untuk melihat apakah model sudah bersifat random. Berikut Tabel 4.6 hasil *output* proses *Ljung Box-Pierce*:

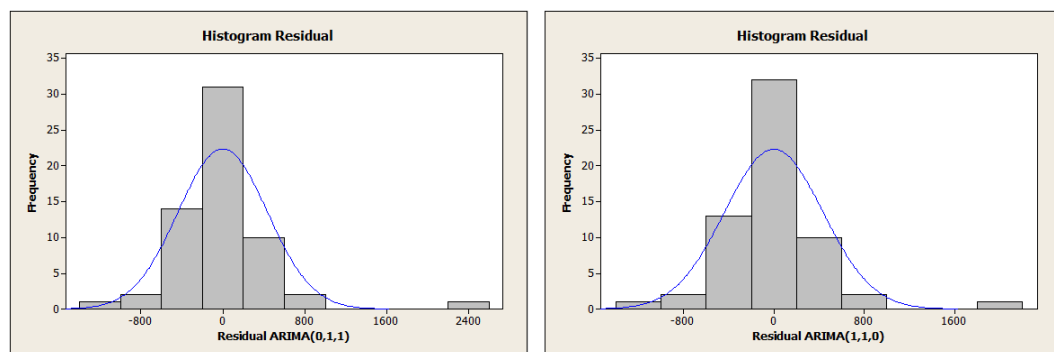
**Tabel 4.3 Output proses Ljung Box-Pierce**

Lag	<i>P-Value</i>	
	ARIMA(0,1,1)	ARIMA(1,1,0)
12	0,532	0,670
24	0,894	0,948
36	0,974	0,967
48	0,999	0,998

Berdasarkan Tabel 4.6 terlihat bahwa model ARIMA(0,1,1) pada lag 12 residual model memenuhi proses random karena mempunyai nilai  $P\text{-Value} > \alpha$  yaitu  $0,532 > 0,05$ . Begitu juga pada lag 24, 36 dan 48 nilai  $P\text{-Value} > \alpha$  (0,05). Sedangkan untuk model ARIMA(1,1,0) pada lag 12 residual model memenuhi proses random karena mempunyai nilai  $P\text{-Value} > \alpha$  yaitu  $0,670 > 0,05$ . Begitu juga pada lag 24, 36 dan 48 nilai  $P\text{-Value} > \alpha$  (0,05). Maka dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0) telah memenuhi proses random.

b. Uji Kenormalan Residual

Selanjutnya dilakukan uji kenormalan residual untuk model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0). Model dikatakan memenuhi asumsi kenormalan, apabila kurva yang dihasilkan mengikuti pola normal. Berikut histogram residual model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0) pada Gambar 4.8:



**Gambar 4.8 Histogram residual sektor Pemerintah**

Gambar 4.8 dapat dilihat bahwa histogram sudah seperti kurva normal. Ini berarti kedua model sudah memenuhi asumsi kenormalan, sehingga dapat digunakan sebagai model untuk peramalan. Karena model yang dihasilkan lebih dari satu, maka dilakukan uji dengan menggunakan uji *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwartz Criteria* (SC) untuk menentukan model yang sesuai untuk data. Berikut disajikan Tabel 4.4 *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwartz Criteria* (SC) untuk model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0):

**Tabel 4.4 Akaike Information Criteria (AIC) dan Schwart Criteria (SC)**

Model	AIC	SC
ARIMA(0,1,1)	15,04217	15,11138
ARIMA(1,1,0)	15,06201	15,13183

Berdasarkan Tabel 4.4 di atas terlihat bahwa perbedaan nilai AIC dan SC pada kedua model tidak terlalu berbeda sehingga model yang sesuai adalah model ARIMA(0,1,1) karena nilai AIC dan SC lebih minimum.

#### **Tahap 4. Peramalan**

Tahap ini akan dilakukan peramalan pada periode *training*, *testing* dan peramalan untuk Tahun 2011 dengan menggunakan metode *one step a head*. Adapun jumlah data pada periode *training* adalah 62 data yaitu data perbulan rata-rata beban pemakaian listrik pada sektor Pemerintah dari Januari 2005 sampai Februari 2010, sedangkan data pada periode *testing* adalah sebanyak 10 data yaitu dari bulan Maret sampai Desember 2010.

a. *Data training*

Peramalan data *training* (*in-sample*) merupakan peramalan yang menggunakan data aktual. Selanjutnya akan dicari hasil peramalan terhadap data *training* dengan menggunakan Persamaan 4.1 dengan meramalkan data pada waktu  $t = 2, 3, 4, \dots, 62$ . Peramalannya adalah:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_2 &= 3579 - 0,6165(152) = 3485,292 \\ \hat{Y}_3 &= 3427 - 0,6165(-363) = 3650,279 \\ &\vdots \\ \hat{Y}_{62} &= 6136 - 0,6165(-135) = 6219,228\end{aligned}$$

untuk lebih jelasnya, hasil perhitungan disajikan pada Lampiran C.

b. *Data testing*

Kemudian akan dicari hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan Persamaan 4.1, peramalan pada data *testing*  $Y_{t-1} = \hat{Y}_{61}$  dan  $Y_t = \hat{Y}_{62}$ , peramalannya yaitu :

$$\hat{Y}_{63} = 6131,398 - 0,6165(-87,83) = 6185,545$$

$$\hat{Y}_{64} = 6219,228 - 0,6165(33,683) = 6198,462$$

⋮

$$\hat{Y}_{72} = 6194,893 - 0,6165(0,016) = 6194,887$$

untuk lebih jelasnya, hasil perhitungan dapat dilihat pada pada Tabel 4.5:

**Tabel 4.5 Peramalan data *testing* sektor Pemerintah**

No.	(t)	Data Aktual ( $Y_t$ )	Peramalan <i>Testing</i> ( $\hat{Y}_t$ )	No.	(t)	Data Aktual ( $Y_t$ )	Peramalan <i>Testing</i> ( $\hat{Y}_t$ )
1	63	6099	6185,545	6	68	6094	6194,959
2	64	6301	6198,462	7	69	5994	6194,852
3	65	6173	6193,508	8	70	5766	6194,893
4	66	6342	6195,408	9	71	6033	6194,880
5	67	6162	6194,679	10	72	5973	6194,887

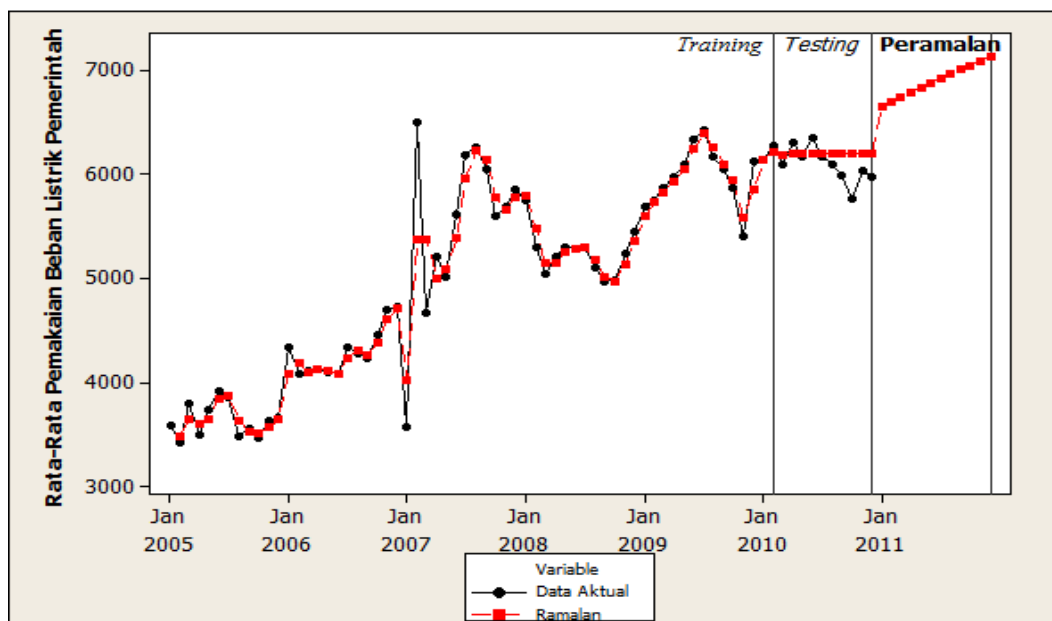
c. Peramalan sektor Pemerintah

Selanjutnya setelah diperoleh data *training* dan data *testing*, maka tahap selanjutnya yang dilakukan adalah melakukan peramalan rata-rata beban pemakaian listrik pada sektor Pemerintah untuk Tahun 2011. Hasil peramalan disajikan kedalam Tabel 4.6 berikut:

**Tabel 4.6 Hasil peramalan sektor Pemerintah Tahun 2011**

No.	Bulan (t)	Peramalan ( $\hat{Y}_t$ )	No.	Bulan (t)	Peramalan ( $\hat{Y}_t$ )
1	Januari 2011	6653,52	7	Juli 2011	6914,46
2	Februari 2011	6697,01	8	Agustus 2011	6957,95
3	Maret 2011	6740,50	9	September 2011	7001,44
4	April 2011	6783,99	10	Oktober 2011	7044,93
5	Mei 2011	6827,48	11	November 2011	7088,42
6	Juni 2011	6870,97	12	Desember 2011	7131,91

Hasil peramalan rata-rata beban pemakaian listrik pada sektor Pemerintah yang disajikan pada Tabel 4.6, dapat dilihat juga pada Gambar 4.9 berikut :



**Gambar 4.9 Peramalan *training*, *testing* dan peramalan Tahun 2011**

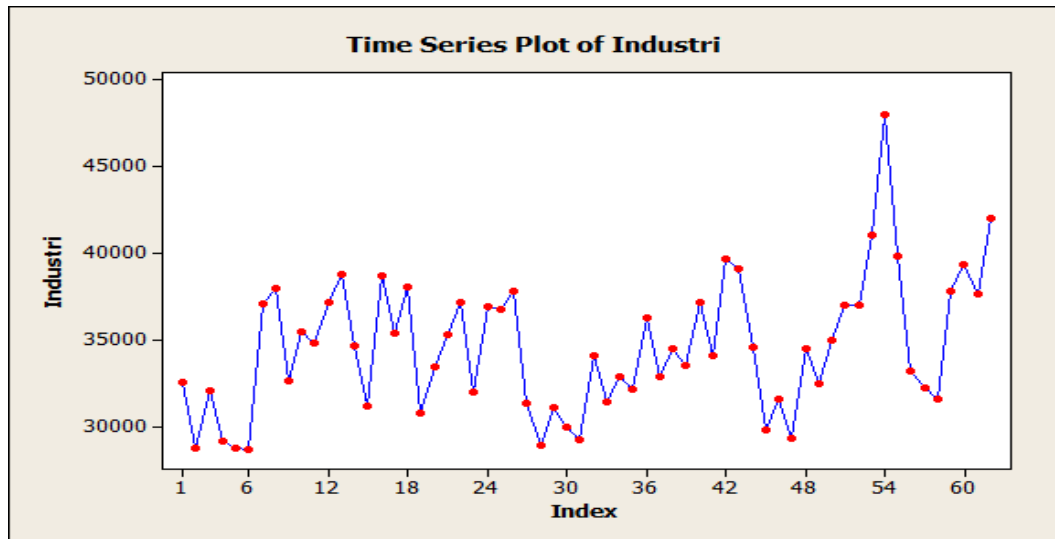
Gambar 4.9 menunjukkan bahwa hasil peramalan pada data *training* mengikuti pola data aktual, ini disebabkan karena data *training* yang digunakan masih menggunakan data aktual. Sedangkan hasil peramalan data *testing* pola tidak mendekati dengan pola data aktual, hal ini disebabkan data yang digunakan pada peramalan data *testing* tidak menggunakan data aktual lagi melainkan menggunakan data hasil peramalan *training*. Hasil peramalan pada Tahun 2011 menunjukkan pola yang sama dengan pola data aktual pada tahun-tahun sebelumnya yang membentuk pola tren. Ini terlihat dari bentuk pola yang terus mengalami peningkatan setiap bulannya.

### **4.3 Pembentukan Model Peramalan Sektor Industri**

Pembentukan model peramalan sektor Industri dilakukan dengan menggunakan metode Box-Jenkins. Adapun data yang digunakan Penulis dalam penelitian ini adalah data rata-rata pemakaian beban listrik perbulan sebanyak 72 data yaitu data yang diambil sejak Tahun 2005 sampai Tahun 2010. Data rata-rata beban pemakaian listrik dapat dilihat pada daftar Lampiran A dan Gambar 4.1.

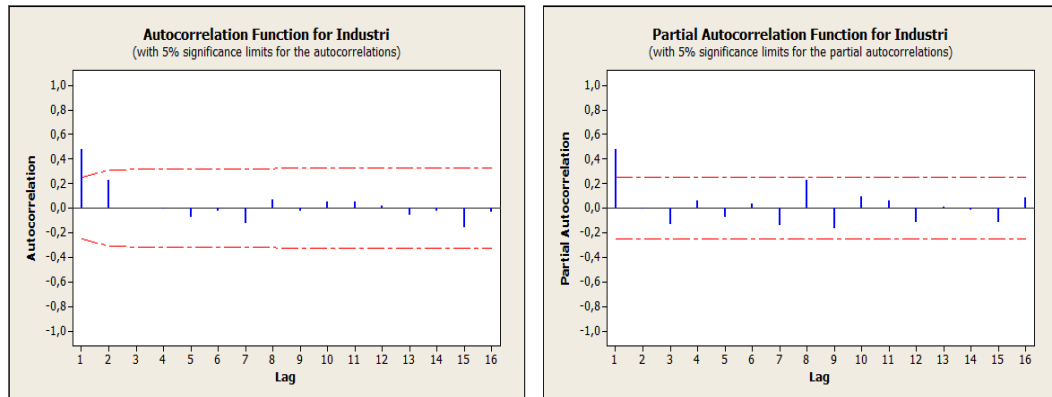
### Tahap 1. Identifikasi Model

Tahap awal pada identifikasi model ini adalah melihat kestasioneran data dan menentukan model sementara. Melihat kestasioneran data dapat dilihat pada plot data aktual. Selanjutnya dilakukan dengan membuat grafik pasangan ACF dan PACF untuk menentukan model sementara. Gambar 4.10 merupakan plot data aktual untuk sektor industri :



**Gambar 4.10** Plot data aktual sektor Industri

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa data sektor industri setiap periode atau bulannya stabil. Hal ini terlihat bahwa pada grafik tidak terjadi kenaikan ataupun penurunan yang sangat drastis pada tiap bulannya. Meskipun terlihat adanya penurunan ataupun kenaikan yang terjadi di waktu-waktu tertentu, hal tersebut masih dikatakan stabil. Sehingga dapat diambil kesimpulan sementara, bahwa secara kasat mata data dikatakan stasioner. Selanjutnya untuk lebih meyakinkan lagi, apakah data tersebut stasioner maka dilakukan uji pasangan ACF dan PACF yang terlihat pada Gambar 4.11 berikut :



**Gambar 4.11 Grafik ACF dan PACF data aktual**

Berdasarkan Gambar 4.11 terlihat bahwa pada grafik ACF terlihat bahwa lag-lag turun secara secara tajam (eksponensial) menuju nol, hal ini menunjukkan bahwa data sudah dapat dikatakan stasioner. Begitu juga pada grafik PACF terlihat bahwa lag-lag juga turun secara eksponensial menuju nol, hal ini dikatakan bahwa data juga stasioner. Berdasarkan pasangan grafik ACF dan PACF, maka dapat diambil kesimpulan bahwa diduga model sementara didapat ada tiga model yaitu AR(1), MA(1) dan ARMA(1,1). Dikatakan menghasilkan model AR(1) karena grafik ACF turun secara eksponensial dan grafik PACF menunjukkan bahwa terpotong pada lag pertama. Untuk model MA(1) yaitu karena grafik PACF turun secara eksponensial dan grafik ACF menunjukkan bahwa terpotong pada lag pertama. Sedangkan model ARMA(1,1) yaitu grafik ACF dan PACF sama-sama turun secara eksponensial dan terpotong pada lag pertama.

## **Tahap 2. Menentukan Parameter Model**

Setelah model sementara diperoleh maka tahap selanjutnya yang dilakukan adalah menentukan parameter model dari model-model sementara. Menentukan parameter dapat dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Namun karena data yang diperoleh dalam jumlah yang banyak, maka penulis menggunakan *software* statistik Minitab untuk mengolah data tersebut. Adapun hasil *output* yang diperoleh dari Minitab tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.7:

**Tabel 4.7 Estimasi parameter model**

Model	Parameter	Koefisien	P
AR(1)	$\phi_1$	0,5139	0,000
	Konstanta ( $\phi_0$ )	16868	0,000
MA(1)	$\theta_1$	-0,3892	0,002
	Konstanta ( $\theta_0$ )	34653	0,000
ARMA(1,1)	$\phi_1$	0,5114	0,029
	$\theta_1$	-0,0034	0,990
	Konstanta	16954,9	0,000

Setelah diperoleh parameter dari masing-masing model, maka selanjutnya dilakukan uji parameter dan konstanta dengan menggunakan uji signifikansi yaitu membandingkan *P-Value* pada *output* Minitab terhadap level toleransi  $\alpha$  (0,05). Model dikatakan layak digunakan, apabila *P-Value*  $< \alpha$ .

1. Uji signifikansi model AR(1)

a. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu  $\phi_1 = 0,5139$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter AR(1) signifikan dalam model

Parameter AR(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value*  $< \alpha$  yaitu  $0,000 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak  $H_0$ , yang berarti  $\phi_1 = 0,5139$  signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi konstanta

Hipotesis :  $H_0$  : konstanta tidak signifikan dalam model

$H_1$  : konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti *P-Value*  $< \alpha$  yaitu  $0,000 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk tolak  $H_0$ , yang berarti  $\phi_0 = 16868$  signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter, maka parameter-parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model AR(1) adalah  $\phi_1 = 0,5139$  dan  $\phi_0 = 16868$ . Model hasil identifikasi dirumuskan menjadi:

$$Y_t = 16868 + 0,5139Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

2. Uji signifikansi model MA(1)

a. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu  $\theta_1 = -0,3892$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter MA(1) signifikan dalam model

Parameter MA(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,002, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} < \alpha$  yaitu  $0,002 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak  $H_0$ , yang berarti  $\theta_1 = -0,3892$  signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi konstanta

Hipotesis :  $H_0$  : konstanta tidak signifikan dalam model

$H_1$  : konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} < \alpha$  yaitu  $0,000 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk tolak  $H_0$ , yang berarti  $\theta_0 = 34653$  signifikan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter, maka parameter-parameter hasil estimasi yang signifikan dalam model MA(1) adalah  $\theta_1 = -0,3892$  dan  $\theta_0 = 34653$ . Model hasil identifikasi dirumuskan menjadi:

$$Y_t = 34653 + \varepsilon_t + 0,3892\varepsilon_{t-1} \quad (4.4)$$

3. Uji signifikansi model ARMA(1,1)

a. Uji signifikansi parameter AR(1) yaitu  $\phi_1 = 0,5114$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter AR(1) signifikan dalam model

Parameter AR(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,029, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} < \alpha$  yaitu  $0,029 < 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk menolak  $H_0$ , yang berarti  $\phi_1 = 0,5114$  signifikan dalam model.

b. Uji signifikansi parameter MA(1) yaitu  $\theta_1 = -0,0034$

Hipotesis :  $H_0$  : parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

$H_1$  : parameter MA(1) signifikan dalam model

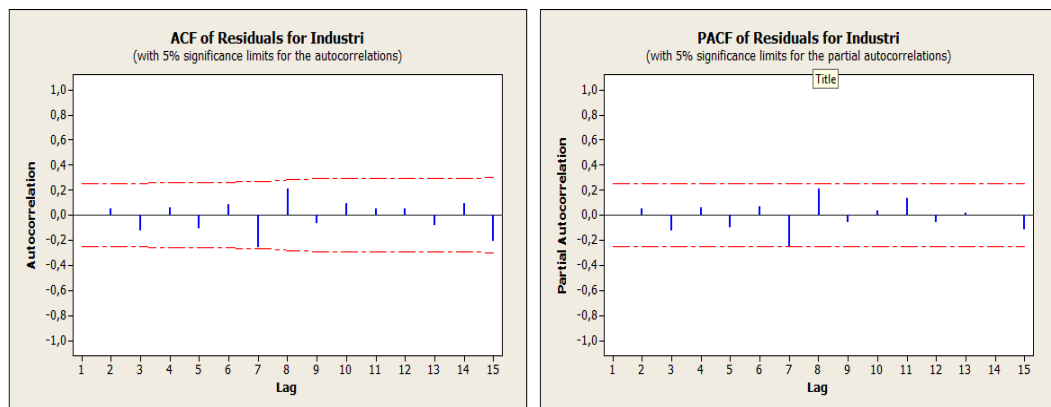
Parameter MA(1) mempunyai nilai *P-Value* sebesar 0,99, dengan level toleransi 5% berarti  $P\text{-Value} > \alpha$  yaitu  $0,99 > 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan untuk menerima  $H_0$ , yang berarti  $\theta_1 = -0,0034$  tidak signifikan dalam model. Maka dapat diambil kesimpulan bahwa model ARMA(1,1) tidak layak dilanjutkan ketahap selanjutnya. Dengan demikian model AR(1) dan MA(1) dapat dilanjutkan ketahap verifikasi model.

### Tahap 3. Verifikasi Model

Tahap ini menggunakan uji independensi residual dan uji kenormalan residual yang akan diverifikasi pada model AR(1) dan MA(1).

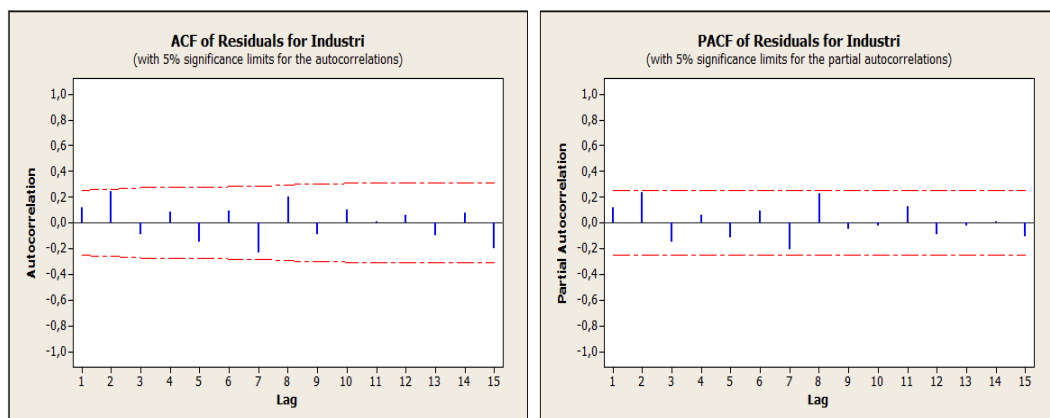
#### a. Independensi Residual

Uji ini yaitu dengan melihat grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.12 yang dihasilkan oleh model AR(1). Model layak digunakan apabila grafik ACF dan PACF residual tidak berkorelasi (*independent*).



**Gambar 4.12 Grafik ACF dan PACF residual model AR(1)**

Berdasarkan Gambar 4.12 dapat disimpulkan bahwa lag-lag pada grafik ACF dan PACF residual tidak terpotong oleh garis batas korelasi residual bagian atas dan garis batas korelasi residual bagian bawah, hal ini menunjukkan tidak adanya korelasi antar lag. Maka dapat disimpulkan bahwa model AR(1) layak digunakan dalam peramalan. Selanjutnya dapat dilihat Grafik pasangan ACF dan PACF residual model MA(1) pada Gambar 4.13:



**Gambar 4.13 Grafik ACF dan PACF residual model MA(1)**

Berdasarkan Gambar 4.13 dapat disimpulkan bahwa lag-lag pada grafik ACF dan PACF residual juga tidak terpotong oleh garis batas korelasi residual bagian atas dan batas korelasi residual bagian bawah. Selanjutnya model AR(1) dan MA(1) yang telah diperoleh, akan dibandingkan nilai *P-Value* yang ada pada *output* proses *Ljung Box-Pierce* dengan level toleransi yang diberikan 5% ( $\alpha = 0,05$ ). Proses ini untuk melihat apakah model sudah bersifat random. Berikut Tabel 4.8 hasil *output* proses *Ljung Box-Pierce* :

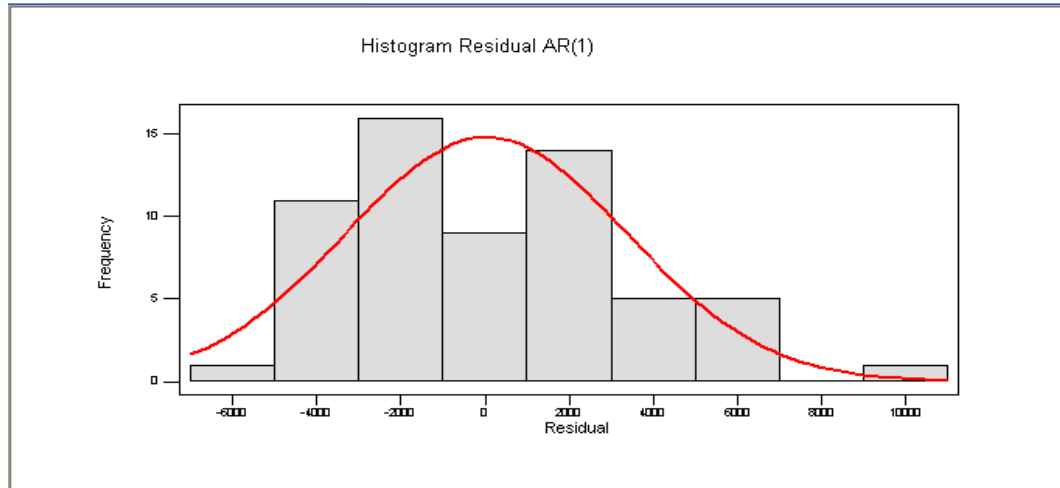
**Tabel 4.8 Output proses *Ljung Box-Pierce***

Lag	<i>P-Value</i>	
	AR(1)	MA(1)
12	0,263	0,086
24	0,263	0,103
36	0,449	0,251
48	0,426	0,320

Berdasarkan Tabel 4.8 pada lag 12, residual model AR(1) memenuhi proses random karena nilai *P-Value*  $> \alpha$  yaitu  $0,263 > 0,05$ . Begitu juga pada lag 24, 36 dan 48 nilai *P-Value*  $> \alpha$ . Maka dapat disimpulkan bahwa model AR(1) telah memenuhi proses random. Sedangkan residual model MA(1) juga memenuhi proses random karena nilai *P-Value*  $> \alpha$  yaitu  $0,086 > 0,05$ . Begitu juga pada lag 24, 36 dan 48 nilai *P-Value*  $> \alpha$ . Maka model MA(1) juga memenuhi proses random.

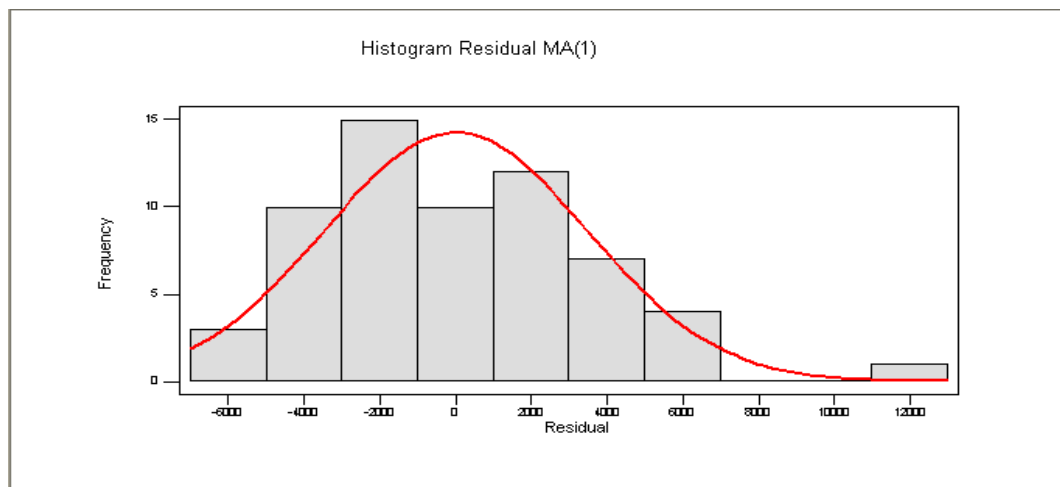
b. Uji Kenormalan Residual

Setelah diperoleh model AR(1) dan MA(1), untuk tahap selanjutnya dilakukan uji kenormalan residual. Uji kenormalan residual dilakukan dengan melihat histogram residual pada kedua tersebut. Berikut dapat dilihat gambar histogram residual model AR(1) pada Gambar 4.14:



**Gambar 4.14 Histogram residual model AR(1)**

Gambar 4.14 menunjukkan bahwa histogram residual sudah membentuk seperti kurva normal, ini berarti bahwa residual pada model AR(1) sudah memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini menunjukkan bahwa model AR(1) layak digunakan dalam peramalan. Selanjutnya dilakukan uji kenormalan residual untuk model MA(1) pada Gambar 4.15:



**Gambar 4.15 Histogram residual model MA(1)**

Gambar 4.15 menunjukkan bahwa histogram residual sudah membentuk seperti kurva normal, ini berarti bahwa residual pada model MA(1) sudah memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini menunjukkan bahwa model MA(1) layak digunakan dalam peramalan. Karena model yang dihasilkan lebih dari satu, maka dilakukan uji dengan menggunakan uji *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwart Criteria* (SC) untuk menentukan model yang sesuai untuk data. Berikut disajikan Tabel 4.9 *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Schwart Criteria* (SC) untuk model AR(1) dan MA(1):

**Tabel 4.9 Akaike Information Criteria (AIC) dan Schwart Criteria (SC)**

Model	AIC	SC
AR(1)	19,12899	19,19820
MA(1)	19,18983	19,25845

Berdasarkan Tabel 4.9 di atas terlihat bahwa perbedaan nilai AIC dan SC pada kedua model tidak terlalu berbeda sehingga model yang sesuai adalah model AR(1). Selanjutnya model AR(1) akan dilanjutkan ketahap peramalan.

#### **Tahap 4. Peramalan**

Setelah diperoleh model yang layak digunakan untuk peramalan, tahap selanjutnya yaitu menggunakan model untuk peramalan, yang dibedakan untuk data *training*, data *testing* dan peramalan.

##### a. Data *training*

Data *training* yaitu data yang digunakan untuk membangun model peramalan. Adapun data yang digunakan untuk data *training* sebanyak 62 data yaitu data dari bulan Januari 2005 sampai bulan Februari 2010. Peramalan dengan menggunakan model AR(1) Persamaan 4.3 untuk data *training* adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_2 = 16868 + 0,5139(32609) = 33625,77$$

$$\hat{Y}_3 = 16868 + 0,5139(28740) = 31637,49$$

⋮

$$\hat{Y}_{62} = 16868 + 0,5139(37652) = 36217,36$$

Selanjutnya hasil peramalan pada data *training* dapat dilihat pada Lampiran D.

b. *Data testing*

Data *testing* digunakan untuk melihat ketepatan hasil peramalan tanpa menggunakan data aktual. Penulis menggunakan data *testing* sebanyak 10 data yaitu dari bulan Maret 2010 sampai bulan Desember 2010. Peramalan dengan menggunakan model AR(1) dengan Persamaan 4.3 untuk data *testing* adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{63} = 16868 + 0,5139(37110,52) = 35939,096$$

$$\hat{Y}_{64} = 16868 + 0,5139(36217,36) = 35480,101$$

⋮

$$\hat{Y}_{72} = 16868 + 0,5139(34806,406) = 34755,040$$

Untuk lebih jelasnya hasil perhitungan data *testing* dapat dilihat pada Tabel 4.10 berikut:

**Tabel 4.10 Peramalan data *testing* sektor Industri**

No.	(t)	Data Aktual ( $Y_t$ )	Peramalan <i>Testing</i> ( $\hat{Y}_t$ )	No.	(t)	Data Aktual ( $Y_t$ )	Peramalan <i>Testing</i> ( $Y_t$ )
1	63	37000	35939,096	6	68	49195	34906,519
2	64	44787	35480,101	7	69	47480	34868,754
3	65	41792	35337,101	8	70	39163	34806,460
4	66	46109	35101,224	9	71	48283	34787,053
5	67	47470	35027,736	10	72	46873	34755,040

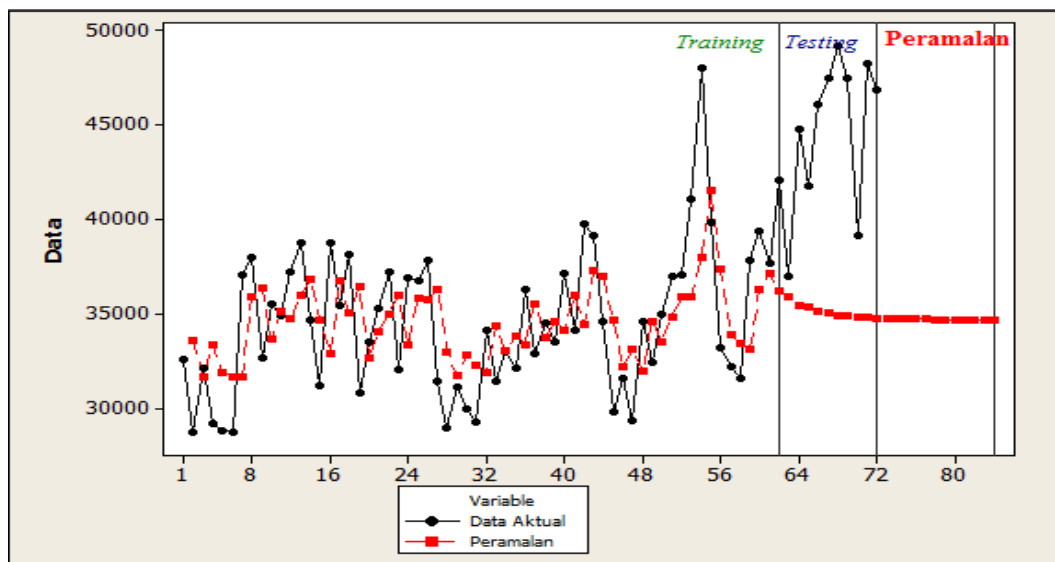
c. Peramalan pada sektor Industri

Hasil peramalan pada sektor Industri untuk periode Januari 2011 sampai Desember 2011 dengan menggunakan model AR(1) dapat dilihat pada Tabel 4.11 berikut:

**Tabel 4.11 Hasil peramalan sektor Industri Tahun 2011**

No.	Bulan (t)	Peramalan ( $\hat{Y}_t$ )	No.	Bulan (t)	Peramalan ( $\hat{Y}_t$ )
1	Januari	34745,067	7	Juli	34706,703
2	Februari	34728,615	8	Agustus	34704,470
3	Maret	34723,490	9	September	34703,775
4	April	34715,035	10	Oktober	34702,627
5	Mei	34712,402	11	November	34702,270
6	Juni	34708,056	12	Desember	34701,680

Hasil peramalan pada tahap *training*, *testing* dan peramalan Tahun 2011 rata-rata beban pemakaian listrik untuk sektor Industri dapat disajikan pada Gambar 4.16:



**Gambar 4.16 Peramalan *training*, *testing* dan peramalan Tahun 2011**

Gambar 4.16 menunjukkan bahwa hasil peramalan pada data *training* mengikuti pola data aktual, ini disebabkan oleh data yang digunakan pada hasil peramalan *training* masih menggunakan data aktual. Sedangkan hasil peramalan *testing* tidak mengikuti pola data aktual, karena tidak menggunakan unsur data aktual lagi melainkan menggunakan data hasil peramalan *training*. Selanjutnya peramalan untuk Tahun 2011 dengan menggunakan model AR(1) yang diperoleh pada Tabel 4.11, terlihat bahwa rata-rata beban pemakaian listrik pada sektor Industri mengalami penurunan setiap bulannya hingga keakhir tahun, namun hal ini masih dikatakan stabil.

## BAB V

### PENUTUP

Bab V dalam penelitian ini berisikan kesimpulan dari pembahasan Bab IV dan saran bagi para pembaca yang berminat melanjutkan penelitian ini.

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada Bab IV, diperoleh hasil penelitian berikut:

- a. Proses pembentukan model yang sesuai untuk peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru yaitu:

1. Sektor Pemerintah adalah model ARIMA(0,1,1) dengan model:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t - 0,6165\varepsilon_{t-1}$$

2. Sektor Industri adalah model AR(1) dengan model

$$Y_t = 16868 + 0,5139Y_{t-1}$$

- b. Hasil peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru untuk Tahun 2011 yaitu:

**Tabel 5.1 Peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru Tahun 2011**

Bulan, Tahun	Sektor	
	Pemerintah	Industri
Januari, 2011	6653,52	34745,067
Februari, 2011	6697,01	34728,615
Maret, 2011	6740,50	34723,490
April, 2011	6783,99	34715,035
Mei, 2011	6827,48	34712,402
Juni, 2011	6870,97	34708,056
Juli, 2011	6914,46	34706,703
Agustus, 2011	6957,95	34704,470
September, 2011	7001,44	34703,775
Oktober, 2011	7044,93	34702,627
November, 2011	7088,42	34702,270
Desember, 2011	7131,91	34701,680

Berdasarkan Tabel 5.1 bahwa peramalan pada sektor Pemerintah mengalami kenaikan setiap bulannya sepanjang Tahun 2011. Sedangkan peramalan sektor Industri menunjukkan terjadinya penurunan selama Tahun 2011 setiap bulannya, namun kondisi ini dikatakan stabil.

## **5.2 Saran**

Tugas akhir ini menjelaskan peramalan rata-rata beban pemakaian listrik kota Pekanbaru menggunakan data sektor Pemerintah dan sektor Industri. Bagi para pembaca yang berminat untuk melanjutkan penelitian ini, diharapkan untuk meramalkan jumlah beban pemakaian listrik dengan menggunakan data sektor Bisnis, Rumah tangga dan Sosial.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amalia Rozana, Lya. "Analisa Model Runtun Waktu dan Estimasi Parameter Data Gula PTP. Nusantara IX (Persero) Jatibarang Kabupaten Brebes Dengan Program Minitab". *Tugas Akhir Mahasiswa UNNES*. 2007.
- Bierens, Herman J. *Information Criteria and Model Selection*. Pennsylvania State University. 2006.
- Box, G.E.P and G.M, Jenkins. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. California: Holden-Day. 1976.
- DESDM. *Pedoman dan Pola Tetap Pengembangan Industri Ketenagalistrikan Nasional 2003-2020*. Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral. 2003
- Efendi, Riswan. *Analisis Runtun Waktu*. Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. 2010.
- Makridakis, Spyros dkk. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. edisi ke-4. Erlangga. 1993.
- Montgomery, Doudlas C dkk. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. United State of America. Wiley Interscience. 2008.
- Muchlis. "Kelistrikan Indonesia pada Era Millenium". 2008 [online] <http://digilib.upnjatim.ac.id/> diakses tanggal 27 April 2011.
- Mulyana. *Analisis Deret Waktu*. Buku Ajar Universitas Padjadjaran FMIPA. 2004

- Nugroho, Agung. "Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Tahun 2006-2015 pada PT. PLN (Persero) UPJ di wilayah kota Semarang dengan metode Gabungan". *Makalah Seminar Tugas Akhir*. Teknik Elektro Fakultas UNDIP, Semarang. 2005.
- Rosadi, Dedi. *Pengantar Analisa Runtun Waktu*. Diktat Kuliah. Yogyakarta. 2006.
- Santoso, Singgih. *Business Forecasting : Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. PT. Elex Media Komputindo. 2009.
- Satria, Ngakan Putu Utama. "Prakiraan Kebutuhan Tenaga Listrik Propinsi Bali sampai Tahun 2018 dengan Metode Regresi Berganda Deret Waktu". *Tugas Akhir Mahasiswa*. Teknik Elektro, Universitas Udayana. 2007.
- Sudjana. *Metode Statistika*. Bandung. 1989.
- Tarno. "Penentuan Faktor Utama Penyebab Gangguan Listrik dengan Metode Validasi-Silang (Studi Kasus di Kota Semarang)". *Prosiding SPMIPA* .pp.185-191. 2006.
- Wahyuda. "Prediksi Beban Listrik Menggunakan Kernel Ridge Regression untuk Mengurangi Resiko Dump Power dan Energy Not Served". *Tugas Akhir Mahasiswa*. Teknik Industri, ITS. 2010.
- Widodo, Wahyu. "Metode Autoregresi dan Autokorelasi untuk meramalkan jumlah penjualan pakaian di toko Yuanita Purwodadi". *Tugas Akhir Mahasiswa UNNES, Semarang*. 2005.
- Zuhaimy, Ismail dkk. "SARIMA Model for Forecasting Malaysian Electricity Generated" . *Matematika, Jilid 21, Bil. 2, hlm. 143-152*. 2005.