

**PERBANDINGAN METODE PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA  
PENDEK MENGGUNAKAN METODE *MOVING AVERAGE*, *SINGLE  
EXPONENTIAL SMOOTHING* DAN  
*AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE* DI YOGYAKARTA**

**SKRIPSI**

untuk memenuhi salah satu persyaratan  
mencapai derajat Sarjana S1



**Disusun oleh:**

**Suryana Asrul Sani**

**14524126**

**Jurusan Teknik Elektro  
Fakultas Teknologi Industri  
Universitas Islam Indonesia  
Yogyakarta**

**2018**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**PERBANDINGAN METODE PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA  
PENDEK MENGGUNAKAN METODE *MOVING AVERAGE*, *SINGLE  
EXPONENTIAL SMOOTHING* DAN  
*AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE* DI YOGYAKARTA**

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh  
Gelar Sarjana Teknik  
pada Program Studi Teknik Elektro  
Fakultas Teknologi Industri  
Universitas Islam Indonesia**

**Disusun oleh:**

**Suryana Asrul Sani**

**14524126**



**Yogyakarta, 7-Agustus-2018**

**Menyetujui,**

Pembimbing 1



**Husein Mubarak S.T., M.Eng  
155241305**

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

PERBANDINGAN METODE PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA  
PENDEK MENGGUNAKAN METODE *MOVING AVERAGE*, *SINGLE*  
*EXPONENTIAL SMOOTHING* DAN  
*AUTO REGRESSIVE MOVING AVERAGE* DI YOGYAKARTA

Dipersiapkan dan disusun oleh:

**Suryana Asrul Sani**

14524126

Telah dipertahankan di depan dewan penguji

Pada tanggal: 23 Agustus 2018

Susunan dewan penguji

Ketua Penguji : Husein Mubarak, S.T., M.Eng

Anggota Penguji 1: Firmansyah Nur Budiman, S.T,M.Sc

Anggota Penguji 2: Setyawan Wahyu Pratomo, S.T.,M.T,

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Sarjana

Tanggal: 24 Agustus 2018

Ketua Program Studi Teknik Elektro



**Asuf Aziz Amrullah, S.T., M.Eng.,Ph.D**

045240101

## PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 7 Agustus 2018



Suryana Asrul Sani

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang selalu memberikan rahma, taufik serta hidayah-Nya kepada kita semua sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Perbandingan Metode Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing* dan *Autoregressive Moving Average*”. Penulisan ini dilakukan bertujuan untuk memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Teknik Program Studi Teknik Elektro pada Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi dapat selesai dengan baik karena bimbingan, bantuan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Orang tua dan keluarga tercinta yang selalu memberikan dukungan, semangat, mendoakan, motivasi, kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Husein (Husein Mubarak S.T., M.Eng) selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, pikiran, serta dorongan motivasi untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan skripsi.
3. Bapak dan Ibu dosen, karyawan-karyawati prodi teknik elektro UII yang telah banyak memeberikan ilmunya baik bidang akademik maupun ilmu non-akademik yang insyaAllah akan penulis amalkan dalam kehidupan sehari-hari.
4. Karyawan PT PLN (Persero) Area Yogyakarta, Mas Ikhwan serta karyawan-karyawan lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan perizinan serta bantuan dalam proses pencarian data historis beban listrik pada area Yogyakarta.
5. Muhammad Ulinnuha dan Arif Rohmad yang sangat membantu penulis dalam proses pengenalan teori, pembelajaran, perencanaan dan pengolahan data ilmu statistik untuk peramalan yang sempat menjadi kendala besar diawal penelitian. Selain itu saran-saran serta keterbukaanya juga sangat membantu dalam proses pembelajaran ilmu statistik.
6. Teman-teman teknik elektro UII angkatan 2014 dan rekan-rekan seperjuangan skripsi, atas kebersamaan serta kerja sama kita untuk menjadi tim yang kompak dan semangat pantang menyerah dalam menyelesaikan penelitian ini.
7. Teman-teman penulis yang berada di kos bu Ngadino Lodadi, keluarga besar Asrama Putra Al-Zain dan Asrama Putri Al-Mahfudz Masjid Ulil Albab UII yang selalu memberi motivasi, dukungan, dan doanya selama penyelesaian masa studi di kampus tercinta, kampus perjuangan Universitas Islam Indonesia.
8. Teman-teman Lembaga Dakwah Kampus Takmir Masjid Ulil Albab UII atas syiar dakwahnya, kekeluargaan, dan keceriaan yang selalu kita buat selama masa-masa indah

menjadi mahasiswa dan pengurus aktif lembaga di kampus tercinta serta dan juga di Masjid Ulil Albab Universitas Islam Indonesia.

9. Semua pihak-pihak lain yang penulis tidak dapat sebutkan satu persatu.

Akhir kata, penulis berharap kepada Allah SWT agar membalas segala kebaikan saudara-saudara semua. Penulis juga menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun sehingga nantinya dapat memperbaiki kekurangan dalam pengerjaan skripsi ini. Semoga skripsi ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

Yogyakarta, Juli 2018

Penulis

## ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

<b>Singkatan</b>	<b>Arti</b>
MA	<i>Moving Average</i>
SES	<i>Single Exponential Smoothing</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
ME	<i>Mean Error</i>
MSE	<i>Mean Square Absolute Error</i>
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
SSE	<i>Sum Square Error</i>
SDE	<i>Standart Deviation of Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MPE	<i>Mean Percentage Error</i>
ACF	<i>Autocorrelation Function</i>
PACF	<i>Partial Autocorrelation Function</i>
MW	MegaWatt
ADF	<i>Augmented Dickey Fuller</i>
ABS	<i>Absolute</i>
APE	<i>Absolute Percentage Error</i>

## ABSTRAK

Peramalan beban listrik jangka pendek merupakan faktor yang sangat penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem tenaga listrik. Tujuan dari peramalan beban listrik yaitu agar permintaan dan penyediaan listrik dapat seimbang. Pola konsumsi beban listrik yang berbeda tiap selang waktu tertentu, membuat masalah variansi beban listrik tidak homogen. Banyak sekali metode yang digunakan untuk menghasilkan peramalan beban listrik yang akurat dan presisi. Dengan harapan daya yang disalurkan tepat dan sesuai kebutuhan konsumen. Pada penelitian ini membahas tentang perbandingan metode peramalan beban listrik dalam rangka untuk menstabilkan kebutuhan beban listrik bagi konsumen. Metode *Moving Average* (MA), *Single Exponential Smoothing* (SES), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang digunakan dalam perbandingan metode ini dimana, metode yang memiliki nilai *error*/ MAPE yang paling kecil akan sangat bagus digunakan untuk menghasilkan peramalan yang akurat dan presisi. Perhitungan pada penelitian ini menggunakan data historis beban listrik pada PT PLN (Persero) Area Yogyakarta pada bulan Mei-Desember 2017 pada pukul 19.00 WIB. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Moving Average* memiliki nilai MAPE sebesar 2,84% pada ordo 3. Dalam hal ini, metode *Moving Average* pada ordo 3 lebih baik digunakan untuk peramalan beban dari pada metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA).

Kata kunci:

Perbandingan Metode, Peramalan Jangka Pendek, Beban Listrik, MAPE



# DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN .....	vi
ABSTRAK .....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR .....	x
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GRAFIK .....	xii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang Masalah .....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah .....	2
1.4 Tujuan Penelitian .....	2
1.5 Manfaat Penelitian .....	2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....	3
2.1 Studi Literatur .....	3
2.2 Tinjauan Teori.....	4
2.2.1 Pengertian Peramalan .....	4
2.2.2 Karakteristik Peramalan.....	5
2.2.3 Metode Peramalan .....	5
2.2.4 Tahapan Peramalan.....	6
2.3 Teori Statistik.....	7
2.3.1 Pengertian Analisa Deret Waktu ( <i>Time Series Analysis</i> ).....	7

2.3.2 <i>Moving Average (MA)</i> .....	8
2.3.3 <i>Single Exponential Smoothing (SES)</i> .....	8
2.3.4 <i>Autoregressive Moving Average (ARMA)</i> .....	9
<b>BAB 3 METODOLOGI</b> .....	10
3.1 Perancangan Sistem .....	10
<b>BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	14
4.1 Penyiapan Data Mentah .....	14
4.2 Peramalan Beban Listrik Berdasarkan Metode.....	16
4.2.1 Metode <i>Moving Average</i> .....	16
4.2.2 Metode <i>Single Exponential Smoothing</i> .....	18
4.2.3 Metode <i>Autoregressive Moving Average</i> .....	20
<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....	25
5.1 Kesimpulan .....	25
5.2 Saran .....	25
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	26
<b>LAMPIRAN</b> .....	27

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Diagram Alir Penelitian .....	10
<b>Gambar 2.2</b> Diagram Alir Proses Pengolahan Data. ....	11
<b>Gambar 4.1</b> Hasil <i>Forecast</i> dengan ARMA.....	24
<b>Gambar 4.2</b> Hasil <i>Forecasting</i> Minggu ke-35 dan Nilai MAPE.....	24

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 4.1</b> Data Historis Beban Listrik 1 Mei 2017- 25 Desember 2017 .....	14
<b>Tabel 4. 2</b> Data Olah Historis Beban Listrik Periode Mingguan.....	15
<b>Tabel 4.4</b> <i>Forecast</i> Metode <i>Moving Average</i> ordo 3 .....	16
<b>Tabel 4.6</b> Perbandingan Nilai <i>Forecast</i> dan Nilai MAPE .....	17
<b>Tabel 4.9</b> Hasil <i>Forecast</i> Alpha= 0,4 dan MAPE.....	18
<b>Tabel 4.15</b> Perbandingan Hasil <i>Forecasting</i> dan MAPE pada SES .....	19
<b>Tabel 4.16</b> Hasil Output ADF.....	21
<b>Tabel 4.17</b> <i>Correlogram</i> .....	22
<b>Tabel 4.18</b> Nilai Kriteria Pemilihan Model Terbaik.....	22
<b>Tabel 4.19</b> Uji Diagnostik .....	23

## DAFTAR GRAFIK

<b>Grafik 4.1</b> Pola Beban Listrik Data Acuan Mingguan pada 1 Mei – 25 Desember 2017.....	16
<b>Grafik 4.3</b> Perbandingan MA (3) dengan Data Historis Beban Listrik Periode Mingguan Tahun 2017.....	18
<b>Grafik 4.5</b> Hasil Perbandingan Beban Listrik antara Beban Aktual dengan nilai <i>forecast</i> Desember 2017- 1 Januari 2018.....	20
<b>Grafik 4.6</b> Pola data Beban Listrik PT PLN (Persero) 1 Mei- 25 Desember 2017.....	20

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>LAMPIRAN 1</b>	Data Historis Beban Listrik 1 Mei 2017- 25 Desember 2017.....	27
<b>LAMPIRAN 2</b>	Data Olah Historis Beban Listrik Periode Mingguan .....	33
<b>LAMPIRAN 3</b>	Hasil Peramalan dan Grafik Beban Listrik.....	34
<b>LAMPIRAN 4</b>	Analisa Model ARIMA pada Uji Diagnostik.....	48

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Tenaga listrik merupakan sumber energi utama bagi manusia dalam melakukan segala bentuk aktivitasnya. Jumlah konsumen listrik dari waktu ke waktu cenderung mengalami peningkatan yang besarnya tidak dapat ditentukan secara pasti. Hal ini disebabkan karena listrik sudah menjadi bagian terpenting bagi kehidupan manusia diberbagai bidang, antara lain bidang ekonomi, sosial, dan budaya [1].

Melihat peningkatan jumlah pengguna listrik tersebut, mengharuskan pihak penyedia listrik dapat menyalurkan kebutuhan listrik ke konsumen untuk memenuhi kebutuhan sehari-harinya. Adanya ketidakpastian terkait jumlah pasokan energi listrik, membuat rutinitas kegiatan masyarakat sehari-hari menjadi terganggu. Energi listrik tidak dapat disimpan dalam jumlah besar, maka tenaga listrik harus dapat disediakan pada saat dibutuhkan. Besarnya permintaan energi listrik kedepannya memang tidak bisa dihitung secara pasti. Permasalahannya adalah jika daya yang ditransfer dari pembangkit jauh lebih besar dari pada permintaan daya pada beban, maka akan terjadi masalah pemborosan energi pada perusahaan listrik. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan ditransfer lebih rendah, maka kebutuhan beban konsumen tidak terpenuhi dan masalah yang akan terjadi adalah penurunan frekuensi sistem kurang dari 50 Hz serta pemadaman lokal pada beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh sebab itu, diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dan permintaan daya. Dalam rangka menstabilkan kebutuhan listrik, maka penyedia listrik dapat melakukan peramalan terkait besarnya kebutuhan dan permintaan energi listrik. Apabila besarnya permintaan listrik tidak dilakukan peramalan, maka dapat mempengaruhi kesiapan dari unit pembangkit untuk menyediakan pasokan listrik kepada konsumen.

Peramalan beban listrik jangka pendek yaitu peramalan beban listrik harian tiap jam/ periode mingguan yang telah ditentukan. Dengan melakukan peramalan beban listrik jangka pendek yang memiliki nilai persentase *error* yang tepat, dapat menguntungkan pihak PT PLN (Persero) maupun bagi konsumen. Oleh karena itu, dengan peramalan beban listrik yang akurat (persentase kesalahan kecil) PT PLN (Persero) dapat melakukan penghematan biaya operasional tenaga listrik. Sedangkan bagi konsumen, kestabilan dan keandalan akan kebutuhan listrik tetap terjaga [2].

Banyak metode telah dikembangkan dalam rangka untuk peramalan jangka panjang atau jangka pendek. Metode *Moving Average* (MA), *Single Exponential Smoothing* (SES), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan salah satu pemodelan yang akan digunakan

untuk peramalan beban listrik harian atau jangka pendek. Pentingnya peramalan beban listrik jangka pendek terhadap operasi sistem tenaga listrik secara *real time*, maka untuk mempertahankan keandalan serta efisiensi sistem tenaga listrik, penelitian ini akan membahas lebih lanjut mengenai perbandingan metode *Moving Average (MA)*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)* untuk meramalkan beban listrik periode mingguan pukul 19.00 WIB (jangka pendek) pada PT PLN (Persero) area Yogyakarta.

### **1.2 Rumusan Masalah**

1. Bagaimana mendapatkan metode dan hasil peramalan beban listrik yang menghasilkan nilai yang baik.
2. Bagaimana tingkat akurasi dari tiga metode yang digunakan dalam penelitian yaitu metode *Moving Average (MA)*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)*.

### **1.3 Batasan Masalah**

Pembatasan masalah pada penelitian ini yaitu membahas mengenai perbandingan tiga metode peramalan beban listrik jangka pendek periode mingguan dari bulan Mei-Desember 2017 pukul 19.00 WIB pada PT PLN (Persero) Area Yogyakarta. Metode yang digunakan yaitu *Moving Average (MA)*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)* serta melihat tingkat akurasi *error/ MAPE* dari masing-masing metode tersebut.

### **1.4 Tujuan Penelitian**

Tujuan utama dari penelitian ini antara lain:

1. Meramalkan metode peramalan data historis beban listrik jangka pendek, khususnya pada PT PLN (Persero) area Yogyakarta menggunakan metode *Moving Average (MA)*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)*.
2. Mengetahui tingkat persentase *error* dari ketiga metode tersebut dengan melihat besarnya nilai MAPE.
3. Untuk mengetahui seberapa besar pemakaian MW di PT PLN (Persero) Area Yogyakarta di periode yang akan datang

### **1.5 Manfaat Penelitian**

1. Untuk melihat perbandingan metode yang paling baik yang digunakan dalam peramalan data beban listrik.
2. Sebagai solusi permasalahan baik dari kekurangan ataupun kelebihan beban listrik pada konsumen.
3. Untuk melihat pola data dengan cara mengolah data historis beban listrik yang digambarkan dalam kurva beban mingguan.



## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Studi Literatur

B.Dwiantoro (2012)[1] dalam penelitiannya berpendapat bahwa, peramalan beban listrik dalam rangka menjaga kestabilan sistem tenaga listrik di Indonesia sekarang ini, hanya menggunakan acuan data historis beban listrik sebagai masukan metode peramalan beban. Penggunaan listrik dari waktu ke waktu cenderung mengalami peningkatan yang besarnya tidak bisa dipastikan secara pasti. Hal ini disebabkan karena listrik sudah menjadi kebutuhan utama dari kemajuan peradaban manusia di berbagai bidang antara lain dalam bidang ekonomi, teknologi, social, dan budaya.

Chan-Uk Yeom dan Keun-Chang Kwak (2017)[4] dalam penelitiannya mengemukakan bahwa data beban listrik digunakan untuk meramalkan beban harian per hari berdasarkan perkiraan suhu, informasi liburan dan beban historis. Untuk mengukur hasil peramalan, mereka menggunakan matriks dan karakteristik statistik seperti akar kesalahan, *Mean Absolute Error* (MEA), *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) dan *Mean Square Error* (MSE).

M. Bessec dan J. Fouquau (2018)[5] pada penelitiannya mengatakan bahwa peramalan beban listrik jangka pendek bertujuan untuk mengatur *power system* dan juga energi yang dibutuhkan konsumen secara stabil. Salah satu inovasi dari artikelnya yaitu mengusulkan beberapa pendekatan kesepakatan terkait pembatasan masalah terutama pada peramalan beban listrik. Kedua, mereka juga menguji keuntungan dari kombinasi peramalan dengan beberapa model atau metode.

M. Shepero, D. van der Meer, J. Munkhammar, dan J. Widén (2018)[6] pada penelitiannya menyatakan bahwa peramalan beban listrik sangat penting untuk beberapa bisnis yang berurusan dengan operasi, perdagangan, dan perencanaan energi, misalnya: bank, perusahaan listrik, dan perusahaan asuransi.

P. Lusic, K. R. Khalilpour, L. Andrew, dan A. Liebman (2017)[7] menyatakan pada penelitiannya bahwa cara mempelajari bagaimana efek kalender, perincian-perincian dan panjang dari set mempengaruhi keakuratan prediksi beban hari ke depan untuk pelanggan perumahan. Pohon regresi, jaringan saraf, dan regresi vektor menghasilkan hasil RMSE rata-rata yang sama, tetapi analisis statistik menunjukkan bahwa teknik regresi pohon secara signifikan lebih baik. Dalam pengaturan yang dipelajari pada penelitiannya, menunjukkan bahwa kesalahan perkiraan dapat dikurangi dengan menggunakan perincian perkiraan kasar. Ditemukan juga bahwa satu

tahun data historis cukup untuk mengembangkan model perkiraan beban untuk pelanggan perumahan sebagai peningkatan lebih lanjut dalam dataset.

## 2.2 Tinjauan Teori

Berbagai sumber yang digunakan pada laporan skripsi ini yaitu berasal dari buku, artikel, jurnal observasi, maupun media internet digunakan untuk mendukung penyelesaian penelitian ini. Adapun pembahasan teori mencakup pengertian peramalan, pengumpulan dan pengolahan data, serta ketepatan ramalan perbandingan metode. Banyak metode peramalan yang dapat digunakan, namun metode tersebut harus menyesuaikan data dan jenis peramalan apa yang akan dilakukan. Menurut pengolahan data yang telah dilakukan akhirnya dipilihlah tiga metode untuk peramalan yaitu metode *Moving Average (MA)*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, dan *Autoregressive Moving Average (ARMA)*. Dari ketiga metode tersebut dipilihlah hasil peramalan beban listrik jangka pendek yang memiliki tingkat persentase kesalahannya kecil.

### 2.2.1 Pengertian Peramalan

Peramalan merupakan prediksi atau dugaan suatu kejadian tertentu pada masa yang akan datang. Beban yang diramalkan disesuaikan dengan kebutuhan dengan jangka waktu tertentu. Menurut jangka waktunya, peramalan dibagi menjadi 3 periode sesuai dengan materi yang diramalkannya yaitu [1]:

a. Peramalan jangka panjang ( *Long -Term Forecasting* )

Merupakan peramalan yang dilakukan dalam jangka waktu yang panjang, misalnya dalam beberapa tahun kedepan. Dan data historis yang digunakan juga berjumlah banyak sesuai sampel untuk data yang diramalkan. Tujuannya yaitu untuk mendapatkan ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi serta distribusi guna untuk memenuhi konsumen.

b. Peramalan jangka Menengah ( *Mid- Term Forecasting* )

Merupakan peramalan yang dilakukan dalam waktu bulanan. Data yang digunakan tidak terlalu banyak seperti peramalan jangka panjang. Tujuannya untuk mempersiapkan jadwal persiapan dan operasioanal pada sisi pembangkitan.

c. Peramalan jangka Pendek ( *Short-Term Forecasting* )

Merupakan peramalan dalam jangka waktu harian hingga setiap jam atau periode mingguan. Data yang digunakan lebih sedikit dibandingkan pada peramalan jangka panjang dan jangka menengah. Hasil peramalan ini biasanya digunakan untuk studi perbandingan beban listrik perkiraan dengan aktual.

### 2.2.2 Karakteristik Peramalan

Peramalan memiliki beberapa karakteristik yang perlu diperhatikan untuk memperoleh suatu hasil peramalan yang lebih efektif [1]:

1. Setiap peramalan harus menyertakan estimasi kesalahan (*error*).

Tingkat keakuratan hasil peramalan dapat dilihat melalui nilai persentase *error* yang dihasilkan, dengan cara membedakan nilai hasil peramalan dengan nilai aktualnya. Oleh karena itu, setiap peramalan seharusnya menyertakan estimasi kesalahan (*error*) sebagai hasil pembandingan.

2. Peramalan akan lebih akurat jika kelompok atau grup

Peramalan yang dilakukan pada individual dalam suatu kelompok atau grup akan menghasilkan sifat yang lebih acak meskipun kelompok atau grup tersebut masih berada dalam keadaan seimbang atau stabil. Sehingga peramalan akan lebih akurat jika dilakukan pada kelompok atau grup.

3. Peramalan akan lebih akurat jika jangka waktunya dekat.

Peramalan yang dilakukan untuk jangka waktu yang lebih jauh akan memiliki persentase kesalahan yang lebih besar dari pada jangka waktu yang dekat. Peramalan jangka waktu yang jauh juga memiliki ketidakpastian yang tinggi.

4. Peramalan biasanya salah

Peramalan merupakan hasil prediksi atau perkiraan yang belum pasti, walaupun hasil dari peramalan tersebut mendekati nilai aktualnya. Hal tersebut disebabkan karena adanya faktor-faktor yang tidak diperhitungkan dalam melakukan peramalan.

### 2.2.3 Metode Peramalan

Dalam melakukan peramalan, pemilihan metode yang tepat dapat mengurangi persentase (*error*). Metode peramalan yang digunakan tergantung pada jenis peramalan yang akan dilakukan. Pendekatan umum yang sering dilakukan dalam peramalan adalah metode peramalan secara kualitatif dan metode peramalan secara kuantitatif.

Metode peramalan kualitatif, metode ini merupakan sebuah metode yang digunakan apabila data historis tidak tersedia sama sekali atau tersedia namun jumlahnya tidak mencukupi. Metode ini juga menggabungkan informasi dengan pengalaman penilaian, dan instuisi untuk menghasilkan pola-pola serta hubungan yang mungkin bisa diterapkan dalam memprediksi masa yang akan datang. Sedangkan metode peramalan kuantitatif menggunakan pola data historis untuk meramalkan masa yang akan datang. Terdapat dua metode peramalan kuantitatif yang utama yaitu model kausal (*casual mode*) dan analisis deret waktu (*time series analysis*) [3].

## 2.2.4 Tahapan Peramalan

Untuk melakukan peramalan, khususnya menyusun perancangan metode peramalan, diperlukan beberapa tahapan yang harus dilalui, yaitu:

1. Menentukan jenis data melalui analisis pola data serta karakteristik yang dimilikinya.
2. Mencari model peramalan yang ingin digunakan sesuai peraturan/ *Standart International* dengan menyesuaikan jenis data untuk mendapatkan persentase kesalahan yang sekecil mungkin.
3. Menentukan hal-hal apa saja yang dapat membantu meningkatkan akurasi dari metode peramalan yang telah ditentukan.
4. Mengaplikasikan data-data acuan ke dalam metode yang telah ditentukan.

Hasil dari peramalan berupa nilai perkiraan beserta persentase kesalahan (*error*) sebagai perbandingan antar lain perkiraan (hasil peramalan) dengan nilai aktualnya.

Beberapa kriteria yang digunakan untuk menguji ketepatan ramalan antara lain :

1. ME (*Mean Error*) / Nilai Tengah Kesalahan

$$ME = \frac{\sum_{t=1}^N e_t}{N} \quad (2.1)$$

2. MSE (*Mean Square Absolut Error*) / Nilai Tengah Kesalahan Kuadrat

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N} \quad (2.2)$$

3. MAE (*Mean Absolut Error*) / Nilai Tengah Kesalahan Absolut

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^N |e_t|}{N} \quad (2.3)$$

4. SSE (*Sum Square Error*) / Jumlah Kuadrat Kesalahan

$$SSE = \sum_{t=1}^N e_t^2 \quad (2.4)$$

5. SDE (*Standard Deviation Of Error*) / Devisi Standar Kesalahan

$$SDE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}} \quad (2.5)$$

6. MAPE (*Mean Absolut Percentage Error*) / Nilai tengah Kesalahan Persentase Absolut

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N |PE_t|}{N} \quad (2.6)$$

7. MPE (*Mean Percentage Error*) / nilai Tengah Kesalahan Persentase

$$MPE = \frac{\sum_{t=1}^N PE_t}{N} \quad (2.7)$$

Dimana:

$e_t = X_t - F_t$  (kesalahan pada period eke-t)

$X_t$  = data actual pada periode ke-t

$F_t$  = Nilai ramalan pada periode ke-t

$N$  = banyaknya periode waktu

Metode Peramalan yang dipilih adalah metode peramalan yang memberikan nilai MAPE yang terkecil.

## 2.3 Teori Statistik

### 2.3.1 Pengertian Analisa Deret Waktu (*Time Series Analysis*)

Deret waktu (*time series*) merupakan pengamatan yang dilakukan pada suatu variabel pada satu waktu yang berurutan dan ditulis sesuai waktu kejadiannya dengan jarak waktu yang sama. Pada penelitiannya, George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins (1970) melalui bukunya *Time Series Analysis: Forecasting and Control* memperkenalkan metode analisis deret waktu. Metode tersebut hingga kini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi. Model deret waktu (*time series*) ini dibuat dengan melihat korelasi antar pengamatan. Oleh karena itu, diperlukan uji korelasi antar pengamatan yang disebut dengan *Autocorrelation Function* (ACF) [8].

- Stasioneritas, merupakan kondisi dimana tidak adanya kenaikan atau penurunan data dan menjadi asumsi yang sangat penting dalam analisis deret waktu. Data yang digunakan dalam analisis deret waktu haruslah memenuhi asumsi bahwa data telah stasioner. Jika data tidak stasioner maka data tersebut perlu didiferensialkan hingga mencapai stasioner.
- Fungsi Auto korelasi (*Autocorrelation Function*, ACF), yaitu hubungan pada setiap deret pengamatan pada deret waktu yang telah disusun dalam plot setiap lag.
- Fungsi Autokorelasi Parsial (*Partial Autocorrelation Function*, PACF), merupakan korelasi antar deret pengamatan pada deret waktu yang mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu dalam plot setiap lag.

- d. Proses *White Noise*, merupakan proses dimana stasioner pada suatu deret waktu yang diartikan sebagai deret variabel acak yang independen, identik, dan terdistribusi.

### 2.3.2 Moving Average (MA)

Peramalan merupakan hal yang sangat berguna bagi kehidupan manusia sekarang ini. Dengan peramalan, seseorang dapat mengambil keputusan atas ketidakpastian kejadian masa depan berdasarkan kejadian masa lalu. Ada berbagai metode peramalan yang dapat digunakan, salah satunya yang paling mudah adalah metode rata-rata (*averaging method*). Namun, seiring dengan bervariasinya data dan range data yang semakin besar, adakalanya metode ini kurang representatif. Maka diperlukan metode yang lebih baik. Salah satu metode pengembangan dari metode rata-rata adalah single moving average. Metode ini lebih baik karena menghasilkan *error* yang relatif lebih kecil, meskipun sama-sama belum dapat menangani data yang mengandung trend dan musiman. Metode ini biasa disimbolkan dengan penulisan MA(k) dimana k adalah orde yang digunakan. Adapun modelnya adalah [9] :

$$F_{t+1} = \frac{(x_1 + x_2 + \dots + x_t)}{t} \quad (2.9)$$

$$F_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t x_i \quad (2.10)$$

Dimana :

$F_{t+1}$  = peramalan untuk periode  $t+1$  mendatang

$x_t$  = permintaan untuk periode t

t = orde yang digunakan

### 2.3.3 Single Exponential Smoothing (SES)

Metode *Single Exponential Smoothing* adalah metode yang menunjukkan pembobotan menurun secara eksponensial terhadap nilai observasi yang lebih tua. Yaitu nilai yang lebih baru diberikan bobot yang relatif lebih besar dibanding nilai observasi yang lebih lama. Metode ini memberikan sebuah pembobotan eksponensial rata-rata bergerak dari semua nilai observasi sebelumnya. Pada metode ini tidak dipengaruhi oleh trend maupun musim. Rumusnya adalah sebagai berikut [10] :

$$S_t = \alpha Y_{t-1} + (1-\alpha) S_{t-1} \quad (2.11)$$

Dimana:

$S_t$  = nilai peramalan untuk periode berikutnya

$Y_{t-1}$  = permintaan untuk periode t

$S_{t-1}$  = nilai peramalan untuk periode t

$\alpha$  = faktor bobot penghalusan ( $0 < \alpha < 1$ )

### 2.3.4 Autoregressive Moving Average (ARMA)

Runtun waktu (*time series*) pada dasarnya merupakan data pengukuran yang diambil secara kronologis dalam kurun waktu tertentu [4]. Dalam penelitian yang dilakukan, sesuai dengan karakteristik runtun waktunya masing-masing yang bersifat stasioner (memiliki nilai mean dan variansi yang konstan serta kovarian yang tidak bergantung di lag mana perhitungannya dilakukan) [5]. Metode ARMA ini juga sering disebut sebagai metoda Box-Jenkins karena dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976 [4].

Model ARMA ini sendiri bisa dipecah menjadi model AR (*Autoregressive*) dan model MA (*Moving Average*) [2].

$$y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + \dots + b_n y_{t-n} + \varepsilon_t \quad (2.12)$$

Sementara model MA bisa dituliskan sebagai berikut :

$$y_t = \alpha_0 - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \alpha_n \varepsilon_{t-n} - \varepsilon_t \quad (2.13)$$

Dimana:

$y_t$ : merupakan nilai runtunan yang bersifat stasioner.

$y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-n}$  merupakan nilai lampau runtunan.

$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-n}$  merupakan residual.

$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  merupakan konstanta dan koefisien model MA.

$b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$  merupakan konstanta dan koefisien model AR.

Seperti tadi telah diungkapkan, model ARMA mensyaratkan stasionaritas runtunan. Stasionaritas ini dapat diuji menggunakan perhitungan uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) yang rumusnya adalah sebagai berikut [2]:

$$\Delta y_t = b_0 + \theta y_t - 1 + P i = 2\phi i \Delta y_t - 1 + i + t \quad (2.14)$$

Dimana :

$y_t$  adalah nilai runtun waktu pada waktu ke-t.

$\theta$  adalah konstanta bernilai yang digunakan untuk menentukan adamidaknya akar-akar unit (unit root) dengan hipotesis sebagai berikut :

$\phi i$  adalah koefisien trend pada data runtun waktu yang nilainya adalah sebesar  $\phi i = -p_{j=1} b_j$

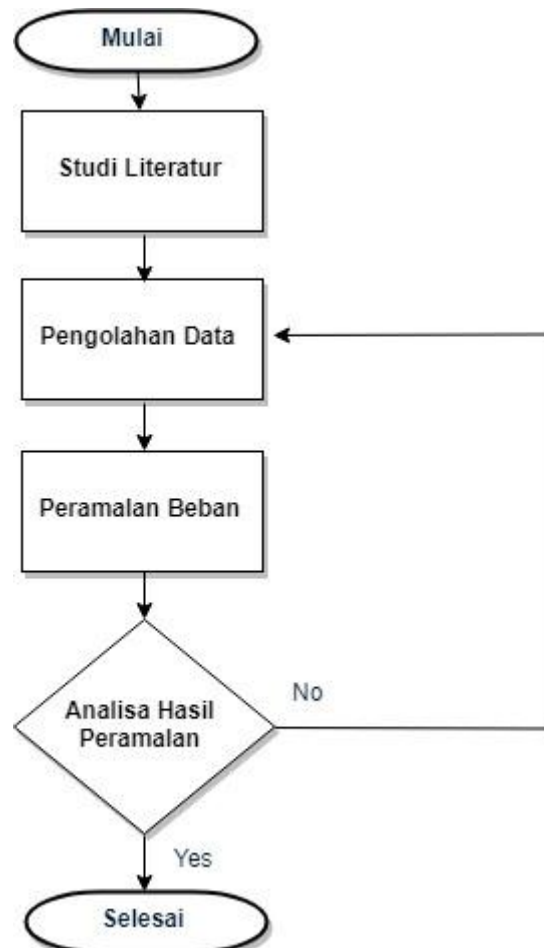
$p$  adalah lag pada proses autoregresif [4].

## BAB 3

### METODOLOGI

Bagian ini menjelaskan perancangan sistem yang digunakan, cara mengimplementasikan rancangan dan cara pengujian sistem (indikator kinerja dan cara mengukurnya). Penjelasan ini bisa terdiri dari beberapa bab yang saling terkait.

#### 3.1 Perancangan Sistem



**Gambar 2.1** Diagram Alir Penelitian

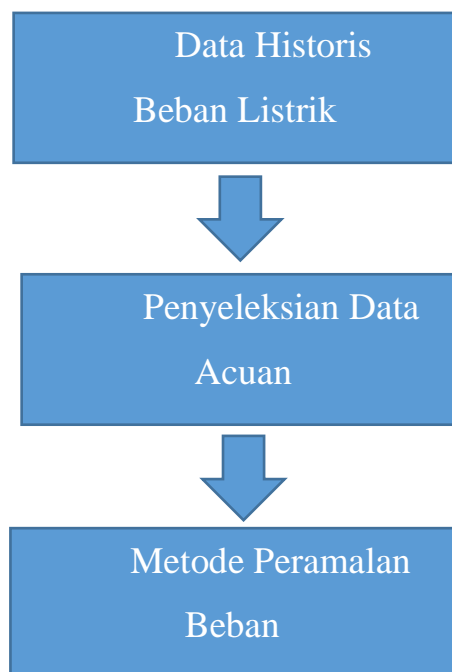
Penelitian dimulai dengan tahap persiapan, yaitu proses mencari sumber-sumber informasi data yang sangat membantu dan juga bermanfaat bagi proses penelitian, yaitu data beban listrik PT PLN (Persero) area Yogyakarta. Tahap persiapan ini meliputi penentuan daerah sampel serta permintaan data historis beban listrik PT PLN (Persero).

Studi literatur, yaitu dengan mempelajari materi-materi terkait dari buku-buku dan sumber media internet yang dapat dijadikan sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini, serta jurnal-jurnal Internasional yang memiliki literatur sejenis. Studi literatur yang dilakukan mencakup teori-



teori mengenai peramalan secara umum dan peramalan beban listrik secara khusus, serta teori statistik khususnya metode *Moving Average* (MA), *Single Exponential Smoothing* (SES), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA).

Berdasarkan data yang didapatkan, tahapan selanjutnya yaitu melakukan pengolahan data. Pengolahan data dalam penelitian ini merupakan proses penentuan jenis data yang digunakan, mengetahui karakteristik atau pola data historis setiap periode, dan penyisihan data acuan yang tidak valid sebelum melakukan peramalan atau pemodelan dengan metode yang digunakan. Secara garis besar, proses pengolahan data dapat digambarkan sebagai berikut:



**Gambar 2.2** Diagram Alir Proses Pengolahan Data.

a. Penentuan Jenis Data

Peramalan beban yang digunakan pada penelitian ini merupakan peramalan beban listrik jangka pendek, yaitu peramalan beban listrik periode mingguan. Sehingga data acuan yang didapatkan yaitu:

- Data beban listrik pada pukul 19.00 WIB pada hari yang sama. Sebagai contoh, misalnya untuk meramalkan beban seminggu kedepan maka data yang digunakan adalah data acuan 7 hari sebelumnya.

b. Karakteristik Data Historis Setiap Periode

Satu periode data historis beban listrik menyatakan tujuh hari pembebanan listrik yang dapat mempresentasikan kurva beban listrik dalam mingguan. Misalnya masing-masing hari dalam sepekan, yaitu dari hari senin-minggu, setiap minggunya memiliki pola beban

yang berbeda –beda tergantung penggunaan listrik konsumen di daerah tertentu. Alasan dilakukan peramalan pada periode mingguan ini didasari oleh dua hal, yaitu:

- Satu periode memiliki pola penggunaan listrik yang berberda-beda.
- Peramalan dilakukan dengan menggunakan data historis beban listrik pada periode yang sama, maka besarnya persentase kesalahan dapat diketahui untuk setiap periode.

c. Penyisihan Data Acuan Yang Tidak Valid

Dalam melakukan peramalan, dibutuhkan data yang valid. Jika terdapat data beban listrik yang bernilai kosong (nol) atau nilai beban rata-rata kurang dari 90 % dibanding nilai beban rata-rata hari yang sama pada pekan sebelumnya, maka beban listrik tersebut tidak layak untuk digunakan dalam pengolahan data ataupun peramalan. Data yang tidak valid tersebut dapat terjadi karena pengaruh adanya hari-hari libur khusus yang dapat mengubah kebiasaan penggunaan listrik atau terjadinya gangguan dalam pengukuran yang dilakukan PT PLN (Persero) pada sistem operasi sistem tenaga listrik.

Data selanjutnya diolah sesuai dengan metode yang telah digunakan, yaitu pengolahan data historis beban listrik dengan menggunakan ketiga metode tersebut yang kemudian dibuat pemodelan untuk dilakukan peramalan. Adapun langkah-langkah untuk membuat pemodelan dari ketiga metode diatas, yaitu [11]:

1. Mengidentifikasi *mean model* dari variabel yang akan diteliti.
2. Melakukan *estimasi* dari parameter *mean model* yang telah diidentifikasi, dimana :
  - Jika residual tidak stasioner, maka proses berhenti karena tidak cocok menggunakan ketiga metode diatas.
  - Jika residual stasioner, maka lanjut ke tahap selanjutnya.
3. Melakukan uji apakah model memiliki heteroskedastisitas, dan jika tidak terdapat heteroskedastisitas maka pemodelan dari ketiga metode tersebut dapat dilakukan.
4. Melakukan uji residual pada setiap model, dimana :
  - Jika residual stasioner, maka hasil sudah menunjukkan *goodness of fit*.
  - Jika residual tidak stasioner, maka mengulang kembali dari langkah pertama yaitu identifikasi *mean model*.

Tahap identifikasi dilakukan dengan mengamati pola estimasi fungsi *Autocorrelation Factor* (ACF) dan fungsi *Partial Autocorrelation Factor* (PACF) yang diperoleh dari data yang selanjutnya digunakan untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dengan pola data. Setelah mendapatkan dugaan sementara, langkah berikutnya yaitu melakukan estimasi terhadap parameter-parameternya. Setelah itu dilakukan uji statistik untuk melakukan verifikasi apakah

model dugaan sementara yang telah diestimasi tersebut cukup sesuai dengan data *time series*nya. Dalam tahap peramalan beban, yaitu setelah melakukan pengolahan data atau peramalan dengan ketiga metode tersebut, selanjutnya yaitu menentukan nilai kesalahan (*error*). Untuk memperoleh persentase kesalahan (*error*) tersebut, diperlukan perbandingan antara data hasil peramalan dari masing-masing metode dengan data aktual yang telah ada. Perbandingan tersebut akan menghasilkan persentase kesalahan mutlak (*Absolute Percentage Error*, APE) disetiap titik peramalan pada satu hari pukul 19.00 WIB. Kemudian keseluruhan persentase kesalahan diperiode tersebut dirata-ratakan sehingga diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE selama total 7 hari pukul 19.00 WIB yang telah didapatkan tersebut, selanjutnya dirata-ratakan dengan periode mingguan dan pukul yang sama pada pekan atau bulan berikutnya selama rentang waktu sampel. Sehingga diperoleh nilai MAPE rata-rata untuk masing-masing periode mingguan pukul 19.00 WIB [11].

Berdasarkan hasil peramalan yang telah dilakukan dengan menggunakan metode *Moving Average* (MA), *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA), ditampilkan dalam bentuk *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), kemudian selanjutnya melakukan analisis hasil peramalan tersebut dan mengambil kesimpulan berdasarkan analisis yang dilakukan. Analisis hasil peramalan tersebut meliputi:

- Analisis faktor-faktor yang dapat menyebabkan kesalahan dalam peramalan beban
- Analisis besarnya nilai MAPE dari masing-masing metode peramalan yang dikaitkan dengan karakteristik pemakaian listrik pada masing-masing periode dalam sepekan.
- Analisis model dari masing-masing metode kemudian dibandingkan. Dari ketiga metode tersebut mana yang lebih baik dan dapat diaplikasikan.

## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Penyiapan Data Mentah

Daya beban listrik yang digunakan sebagai data dalam pengolahan data penelitian ini merupakan data daya beban listrik yang terdapat pada PT PLN Persero Area Yogyakarta yang dinyatakan dalam satuan Mega Watt (MW). Data historis yang digunakan sebagai data acuan untuk pengolahan data dalam penelitian ini merupakan data beban listrik pada pukul 19.00 WIB saja antara Senin, 1 Mei 2017 hingga 25 Desember 2017 dengan mengolah menjadi periode mingguan.

**Tabel 4.1** Data Historis Beban Listrik 1 Mei 2017- 25 Desember 2017

Periode (Harian)	Beban Historis (MW)
1 Mei 2017	391.98
2 Mei 2017	417.08
3 Mei 2017	364.00
4 Mei 2017	367.64
5 Mei 2017	359.34
6 Mei 2017	334.93
7 Mei 2017	297.42
8 Mei 2017	362.27
9 Mei 2017	368.15
10 Mei 2017	363.75
.....	.....
.....	.....
17 Desember 2017	393.39
18 Desember 2017	386.28
19 Desember 2017	361.36
20 Desember 2017	347.02
21 Desember 2017	356.70
22 Desember 2017	404.64
23 Desember 2017	393.11
24 Desember 2017	382.38
25 Desember 2017	363.18

Sumber :PT PLN (Persero) Area Jogja, 2017

Data historis beban listrik yang digunakan data acuan merupakan data yang valid dan memiliki karakteristik pola yang sama. Data yang tidak valid dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang akurat yaitu dengan ditunjukkan dengan nilai kesalahan yang cukup tinggi.

Oleh sebab itu, perlu dilakukannya penyisihan data yang tidak valid. Adapun alasan kenapa memilih data historis beban listrik periode 1 Mei 2017-25 Desember 2017 yaitu:

- a. Data pada bulan Januari – April memiliki nilai nol pada satu hari tertentu. Nilai nol terjadi karena pada hari tersebut tidak adanya pengamatan beban listrik. Hal itu terjadi dikarenakan adanya gangguan pada operasi system tenaga listrik atau pemeliharaan instalasi dalam skala besar. Data beban listrik yang bernilai nol sangat mempengaruhi hasil peramalan nanti menjadi tidak akurat.
- b. Pada bulan Mei- Desember data sudah lengkap dan setelah diuji data menunjukkan pola data stasioner. Sehingga jika nanti digunakan untuk bahan peramalan hasilnya lebih bagus jika dibandingkan dengan data historis dari periode Januari-Desember.
- c. Untuk periode peramalan menggunakan mingguan alasannya karena pada periode ini hasil dari peramalan sedikit berbeda hasilnya, jika menggunakan harian hasilnya baik akan tetapi jangkanya terlalu cepat yaitu satu periode.

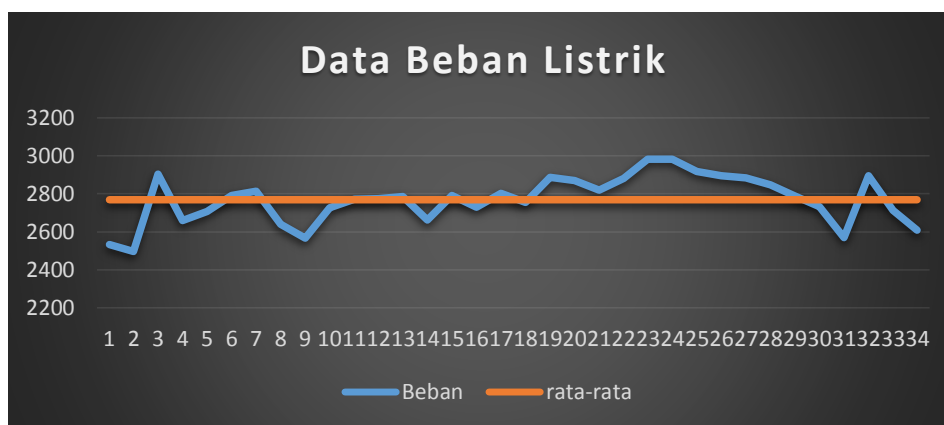
**Tabel 4. 2** Data Olah Historis Beban Listrik Periode Mingguan

<b>Periode (Mingguan)</b>	<b>Beban (MW)</b>
1	2532.381
2	2497.024
3	2904.794
4	2660.413
5	2707.9
6	2791.12
7	2812.436
8	2640.111
9	2565.884
10	2725.182
.....	.....
.....	.....
28	2847.728
29	2788.193
30	2732.83
31	2568.454
32	2895.591
33	2712.926
34	2608.395

## 4.2 Peramalan Beban Listrik Berdasarkan Metode

### 4.2.1 Metode *Moving Average*

Langkah pertama yang dilakukan untuk melakukan peramalan beban listrik menggunakan metode *Moving Average* yaitu mengidentifikasi pola data time series. Identifikasi dilakukan dengan membuat plot data dan menganalisis grafik yang terbentuk. Pemeriksaan data tersebut bertujuan untuk mengevaluasi awal keragaman data, serta berguna dalam penentuan *mean* model yang disusun. Pada *Moving Average* ini untuk peramalan menggunakan *Microsoft Excel*, dimana sebelum melakukan perhitungan, terlebih dahulu yang harus dilakukan adalah melihat bentuk sebaran data runtun waktunya seperti pada gambar dibawah ini.



**Grafik 4.1** Pola Beban Listrik Data Acuan Mingguan pada 1 Mei – 25 Desember 2017

Berdasarkan Grafik 4.1. terlihat bahwa pola data beban listrik memiliki rata-rata varians konstan atau bisa disebut pola datanya stasioner. Dimana pola data tersebut berfluktuasi disekitar rata-ratanya artinya mengalami kenaikan dan penurunan setiap bulannya, kenaikan dan penurunan data beban listrik tersebut terjadi disekitar rata-ratanya yang terlihat pada naik turunnya grafik terhadap garis lurus.

**Tabel 4.3** *Forecast* Metode *Moving Average* ordo 3

Periode (Mingguan)	Beban (MW)	MA 3 (MW)	Error MA 3	Error ABS	MAPE MA 3 (%)
1	2532.381	.	.	.	.
2	2497.024	.	.	.	.
3	2904.794	.	.	.	.
4	2660.413	2644.73	15.68	15.6797778	0.589373822
5	2707.9	2687.41	20.49	20.4891111	0.756642182
6	2791.12	2757.70	33.42	33.4177222	1.197287166
7	2812.436	2719.81	92.63	92.6250926	3.293411569
8	2640.111	2770.49	-130.37	130.374685	4.938228246
9	2565.884	2747.89	-182.00	182.004426	7.09324328
10	2725.182	2672.81	52.37	52.372	1.921779668

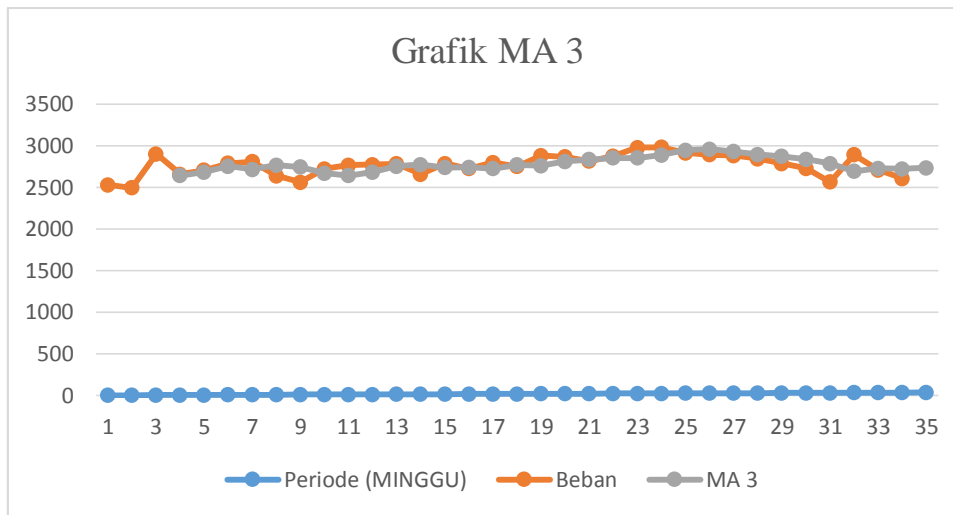
Periode (Mingguan)	Beban (MW)	MA 3 (MW)	Error MA 3	Error ABS	MAPE MA 3 (%)
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
25	2918.986	2948.35	-29.37	29.367963	1.006101382
26	2895.728	2961.44	-65.71	65.7097037	2.269194959
27	2884.958	2932.72	-47.76	47.7577778	1.655406536
28	2847.728	2899.89	-52.16	52.1624444	1.831721373
29	2788.193	2876.14	-87.95	87.945	3.154193666
30	2732.83	2840.29	-107.46	107.463185	3.932304545
31	2568.454	2789.58	-221.13	221.129074	8.609421691
32	2895.591	2696.49	199.10	199.098704	6.875926321
33	2712.926	2732.29	-19.37	19.3655926	0.713826761
34	2608.395	2725.66	-117.26	117.261963	4.495559644
35		<b>2738.97</b>	.	.	<b>2.840593954</b>

Pada perhitungan ordo 3 hasil *forecast* didapat dari beban rata-rata tiap 3 beban mingguan sebelumnya. Sehingga pada ordo 3 ini didapatkan hasil *forecast* sebesar 27338,97 MW. Kemudian untuk nilai *error* MA 3 diperoleh dari pengurangan antara beban aktual dengan hasil *forecast* MA 3. Untuk nilai *error* ABS diperoleh pada rumus *Ms. Excel*. Sedangkan nilai MAPE diperoleh pada rumus 2.6, sehingga pada ordo 3 ini didapatkan nilai MAPE sebesar 2.84 %.

**Tabel 4.4** Perbandingan Nilai *Forecast* dan Nilai MAPE

Nilai	Metode		
	<i>Single</i> MA(2)	<i>Single</i> MA(3)	<i>Single</i> MA(5)
<i>Forecast</i>	<b>2660.66 MW</b>	<b>2738.97 MW</b>	<b>2703.639 MW</b>
<i>MAPE</i>	<b>3.34 %</b>	<b>2.84 %</b>	<b>3.09 %</b>

Berdasarkan perhitungan *Ms. Excel* pada masing-masing ordo, nilai *forecast* yang paling kecil adalah nilai pada ordo 2 dan nilai *forecast* yang paling tinggi adalah nilai *forecast* pada ordo 3. Untuk nilai MAPE, nilai yang paling kecil yaitu nilai MAPE dari ordo 3 sedangkan paling besar pada ordo 2. Jadi, dalam hal ini tingkat akurasi tidak dilihat pada besarnya nilai *forecast* pada masing-masing ordo, akan tetapi dari nilai MAPEnya. Semakin kecil MAPE maka semakin baik tingkat akurasi peramalannya. Pada tabel perbandingan diatas *forecast* yang paling baik yaitu pada ordo 3. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada orde 3 lebih baik digunakan untuk melakukan *forecast* dari pada ordo 2 dan 5. Berikut hasil grafik pada ordo 3:



**Grafik 4.2** Perbandingan MA (3) dengan Data Historis Beban Listrik Periode Mingguan Tahun 2017

Berdasarkan grafik perbandingan antara data asli beban listrik mingguan periode 2017 dan data *forecast* metode *Moving Average* ordo 2. Dengan nilai MAPE sebesar 2.84 %, terdapat persamaan grafik antara data asli dan data *forecast*, dalam hal ini hasil *forecast* sangat bagus karena hampir mendekati nilai aslinya.

#### 4.2.2 Metode *Single Exponential Smoothing*

Metode ini merupakan pengembangan dari metode *Moving Avarage* (MA). Adapun plot pada studi pertama yaitu melihat pola data. Pada analisa metode *Moving Average* terlihat bahwa pola data tidak mengandung tren naik atau turun yang tidak terprediksi (tren ekstrim). Karena membentuk pola tersebut, maka dalam melakukan peramalan bisa menggunakan metode *Single Exponensial Smoothing* (SES). Metode SES hanya memiliki satu parameter yaitu konstanta parameter pemulusan [10].

**Tabel 4.5** Hasil *Forecast* Alpha= 0,4 dan MAPE

Periode (mingguan)	Alpha	0.4	Eror 0.4	Error ABS	MAPE 0.4 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.4 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.35667	35.356667	1.415952
3	2904.794	2518.238333	386.556	386.556	13.307517
4	2660.413	2672.860733	-12.44773	12.447733	0.4678873
5	2707.9	2667.88164	40.018027	40.018027	1.4778253
6	2791.12	2683.888851	107.2312	107.2312	3.84187
7	2812.436	2726.781333	85.654667	85.654667	3.0455686
8	2640.111	2761.0432	-120.9326	120.93264	4.5805901



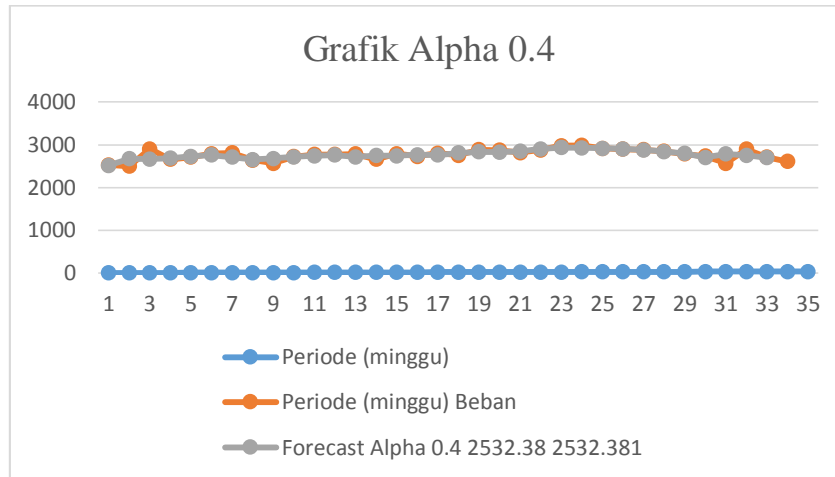
Periode (mingguan)	Alpha	0.4	Error 0.4	Error ABS	MAPE 0.4 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.4 (MW)			
9	2565.884	2712.670142	-146.7857	146.7857	5.7206667
10	2725.182	2653.955863	71.22647	71.22647	2.6136405
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
24	2983.432	2902.002503	81.42983	81.42983	2.729401
25	2918.986	2934.574435	-15.58799	15.587991	0.5340207
26	2895.728	2928.339239	-32.61168	32.611683	1.1262
27	2884.958	2915.294566	-30.3369	30.336899	1.0515544
28	2847.728	2903.159806	-55.43169	55.431695	1.9465234
29	2788.193	2880.987128	-92.79435	92.79435	3.3281182
30	2732.83	2843.869388	-111.0397	111.03972	4.0631775
31	2568.454	2799.453499	-230.9991	230.99905	8.9936987
32	2895.591	2707.053877	188.53712	188.53712	6.5111793
33	2712.926	2782.468726	-69.54262	69.542615	2.5633804
34	2608.395	2754.65168	-146.2565	146.25646	5.6071433
35		<b>2696.149097</b>	.	.	<b>3.070909</b>

Pada perhitungan metode SES alpha 0,4 diatas langkah pertama yaitu menuliskan nilai beban pertama pada *forecast* alpha 0.4 sama dengan beban aktual pertama. Untuk peramalan selanjutnya sesuai rumus 2.11 sehingga diperoleh *forecast* pada periode 35 yaitu 2696,14 MW. Nilai *error* alpha 0.4 diperoleh dari pengurangan beban aktual dengan beban *forecast* dan untuk *error* ABS diperoleh dari rumus ABS pada *Ms. Excel*. Untuk nilai MAPE diperoleh dari rumus 2.6 dengan nilai MAPE sebesar 3.40 %. Dari masing-masing perhitungan pada metode SES, hasil perbandingan peramalan dan nilai MAPE untuk periode 35 atau dari tanggal 26 Desember 2017- 1 Januari 2018 yaitu :

**Tabel 4.6** Perbandingan Hasil *Forecasting* dan MAPE pada SES

Alpha ( $\alpha$ )	<i>Forecasting</i> (MW)	MAPE (%)
0,2	2750.501581 MW	3.40 %
0,3	2719.042408 MW	3.14 %
0,4	2696.149097 MW	3.07 %
0,5	2678.778476 MW	3.08 %
0,6	2663.594824 MW	3.11 %
0,7	2648.880637 MW	3.14 %
0,8	2634.275952 MW	3.19 %

Alpha ( $\alpha$ )	Forecasting (MW)	MAPE (%)
0,9	2620.364878 MW	3.24 %



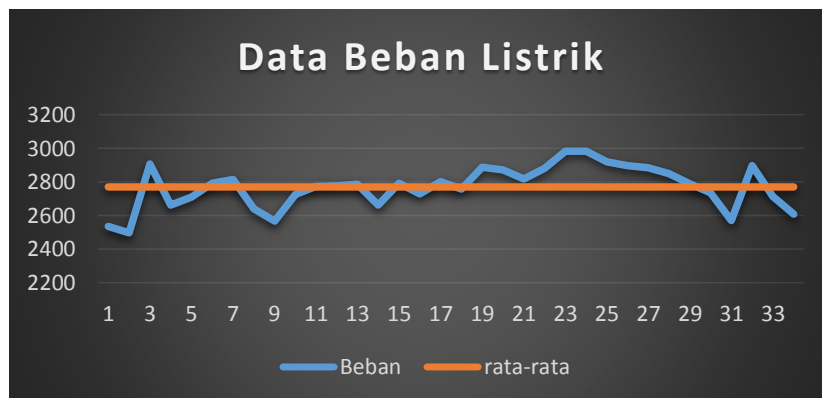
**Grafik 4.3** Hasil Perbandingan Beban Listrik antara Beban Aktual dengan nilai *forecast* 26 Desember 2017- 1 Januari 2018

Pada grafik diatas menunjukkan bahwa hasil peramalan cukup akurat, dilihat dari kurva hasil peramalan yang hampir berhimpit dengan kurva aktualnya dan memiliki pola yang sama untuk masing-masing periode mingguan.

#### 4.2.3 Metode *Autoregressive Moving Average*

##### 1. Pemeriksaan Pola Data

Sebelum melakukan pengolahan data, maka hal yang perlu diperhatikan dalam melakukan *forecasting* adalah melakukan pemeriksaan pola data terlebih dahulu. Berikut adalah pola data Historis Beban Listrik pada PT PLN Perseo Area Yogyakarta pada pukul 19.00 WIB pada minggu 1 sampai minggu ke 35 atau dari tanggal 1 Mei- 25 Desember 2017.



**Grafik 4.4** Pola data Beban Listrik PT PLN (Persero) 1 Mei- 25 Desember 2017

Berdasarkan grafik 4.6, dapat diketahui bahwa data tersebut fluktuatif dan bergerak disekitar rata-rata atau disebut pola data horizontal.

## 2. Pemeriksaan Data Stasioner

Setelah mendapatkan pola data historis beban listrik pada PT PLN Persero Area Yogyakarta pada minggu 1 sampai minggu ke 34 atau dari tanggal 1 Mei- 25 Desember 2017, maka selanjutnya memeriksa apakah data tersebut stasioner. Oleh karena itu, untuk pengujian menggunakan uji *Unit Root Test* atau uji akar unit untuk mengetahui kestasioneran data historis beban listriknya.

**Tabel 4.7** Hasil Output ADF

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.845971	0.0061
Test critical values: 1% level	-3.646342	
5% level	-2.954021	
10% level	-2.615817	

Dalam uji akar unit, terdapat beberapa jenis uji, diantaranya adalah uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*, Phillips-Perron, Ng-Perron, dan lain-lain. Dalam hal ini, untuk pengujiannya akan menggunakan uji *ADF* atau *Augmented Dickey-Fuller* [11].

- Hipotesis

$H_0$ : data mengandung *unit root test* (data tidak stasioner)

$H_1$ : data tidak mengandung *unit root test* (data stasioner)

- Tingkat signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

- Daerah kritis

Jika  $|ADF| > |t\text{-Statistic}|$  maka hipotesis nol ( $H_0$ ) ditolak

- Statistik uji

$$ADF = -3.845971$$

$$t\text{-statistic} : -2.954021$$

- Keputusan

Karena  $|ADF| > |t\text{-Statistic}|$  maka keputusannya adalah tolak  $H_0$

- Kesimpulan

Karena  $H_0$  ditolak, maka artinya data historis beban listrik pada PT PLN Area Yogyakarta pada minggu 1 sampai minggu ke 35 atau dari tanggal 1 Mei- 25 Desember 2017 tersebut stasioner.

### 3. Identifikasi Model

Setelah mendapatkan hasil yang menunjukkan bahwa data historis beban listrik periode mingguan dari tanggal 1 Mei- 25 Desember 2017 pada PT PLN Persero Area Yogyakarta stasioner, maka akan dilakukan identifikasi model untuk digunakan dalam *forecasting* nantinya.

**Tabel 4.8** *Correlogram*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.370	0.370	5.0701	0.024
		2	0.201	0.075	6.6162	0.037
		3	0.343	0.288	11.269	0.010
		4	0.270	0.074	14.245	0.007
		5	0.103	-0.065	14.693	0.012
		6	0.024	-0.116	14.719	0.023
		7	0.095	0.032	15.127	0.034
		8	0.036	-0.028	15.187	0.056
		9	-0.067	-0.056	15.408	0.080
		10	-0.151	-0.156	16.569	0.084
		11	-0.248	-0.227	19.833	0.048
		12	-0.064	0.144	20.059	0.066
		13	-0.049	0.100	20.198	0.090
		14	-0.180	-0.031	22.181	0.075
		15	-0.191	-0.134	24.525	0.057
		16	-0.113	-0.086	25.386	0.063

Untuk mengidentifikasi model, dapat diidentifikasi pada hasil *output correlogram*. Dalam model ARMA terdiri dari AR dan MA. Nilai AR didapatkan dari *lag-lag* yang keluar pada hasil *Autocorrelation*, nilai MA didapatkan dari *lag-lag* yang keluar dari *Partial Correlation*. Dari uji stasioneritas sebelumnya didapatkan hasil bahwa data telah stasioner, maka tidak perlu melakukan diferensiasi lagi. Ini artinya nilai deferensiasi nantinya akan bernilai nol.

Jika dilihat dari hasil di atas, maka dapat diketahui bahwa plot ACF yang signifikan (keluar dari batas interval) pada lag 3 (dibatasi sampai lag ke-4) dan PACF yang signifikan (keluar dari batas interval) pada lag 1 (dibatasi sampai lag ke-4) [11].

**Tabel 4.9** Nilai Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model	Sig
ARIMA(1,0,3) atau ARMA(1,3)	x
ARIMA(1,0,2) atau ARMA(1,2)	x
<b>ARIMA(1,0,1) atau ARMA(1,1)</b>	<b>v</b>
ARIMA(1,0,0) atau ARMA(1,0)	v
ARIMA(0,0,3) atau ARMA(0,3)	x
ARIMA(0,0,2) atau ARMA(0,2)	x
ARIMA(0,0,1) atau ARMA(0,1)	v

Berdasarkan model yang diperoleh, maka dilakukan *overfitting* sehingga diperoleh model sebanyak 7, model yang signifikan sebanyak 3 yaitu : **ARIMA (1,0,1) atau ARMA (1,1)**, ARIMA (1,0,0) atau ARMA (1,0) dan ARIMA (0,0,1) atau ARMA (0,1) kemudian dilakukan uji diagnostik berdasarkan model yang signifikan.

#### 4. Uji Diagnostik

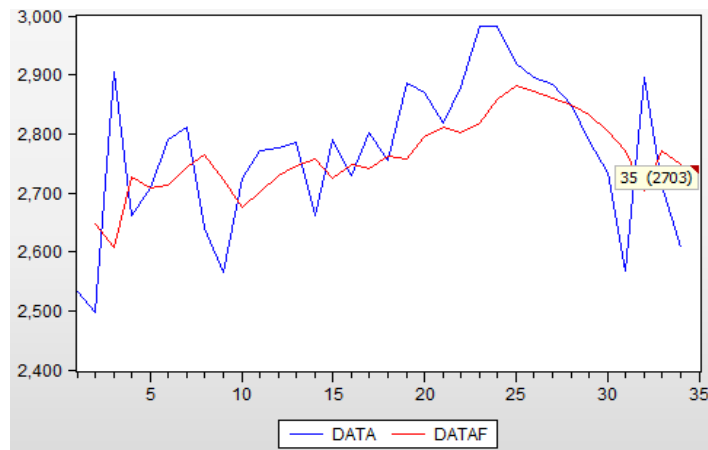
**Tabel 4.10** Uji Diagnostik

Model	Sig	Normalitas	White Noise	SSE
<b>ARIMA(1,0,1) atau ARMA(1,1)</b>	v	v	v	<b>405283</b>
ARIMA(1,0,0) atau ARMA(1,0)	v	v	v	431381
ARIMA(0,0,1) atau ARMA(0,1)	v	v	v	447531

Untuk melakukan uji diagnostik pada parameter atau koefisien hasil estimasi, maka analisis selanjutnya adalah melakukan uji normalitas dan uji Q-Ljung-Box untuk melihat apakah ada korelasi serial dalam residual dari hasil estimasi dengan model yang diamati. Dari hasil yang diperoleh pada lampiran uji diagnostik terlihat pada uji normalitas pada ketiga model yang signifikan nilai probability (p-value) > 0.05 dapat dikatakan residual ketiga model tersebut berdistribusi normal. Dilihat plot ACF dan PACF tidak keluar dari lag, nilai p-value (atau prob) dari statistic Q-Ljung-Box lebih dari  $\alpha = 0.05$ . Dapat disimpulkan bahwa residual dari ketiga model bersifat *white noise*. Dari ketiga model ARMA semua memenuhi uji diagnostik, maka pemilihan model terbaik dapat dilihat berdasarkan nilai *Sum Squared Error* (SSE) yang paling kecil. Dari hasil yang diperoleh SSE yang paling kecil adalah Model **ARIMA (1,0,1) atau ARMA (1,1)** yang artinya model ini terbaik dari model ARMA yang lainnya, selanjutnya akan dilakuakn *forecast* untuk periode kedepan menggunakan model ARMA ini [10].

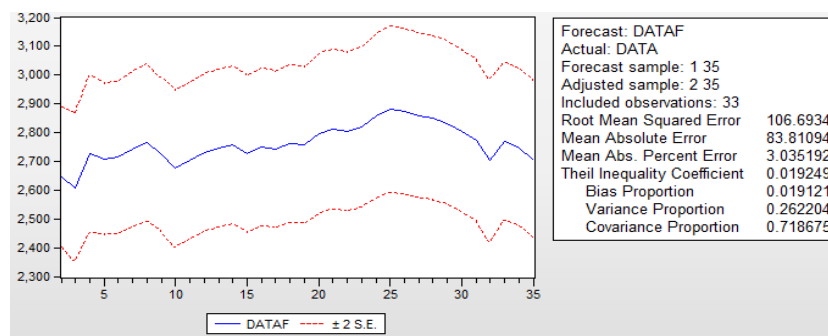
#### 5. Peramalan dengan Model Terpilih

Selanjutnya akan dilakukan peramalan untuk data beban listrik menggunakan model **ARIMA (1,0,1) atau ARMA (1,1)** yang di peroleh sebagai berikut :



**Gambar 4.1** Hasil *Forecast* dengan ARMA

Grafik hasil peramalan dengan menggunakan metode ARMA dalam periode mingguan dari data beban listrik (1 Mei – 25 Desember 2017) untuk peramalan 26 Desember 2017- 1 Januari 2018 sebesar 2703 MW. Hasil peramalan cukup akurat, dilihat dari kurva hasil peramalan yang hampir berhimpit dengan kurva aktualnya dan memiliki pola yang sama. Grafik tersebut juga menunjukkan bahwa plot data prediksi beban listrik mengikuti plot data aktual yang artinya semakin plot data prediksi mengikuti plot data aktual mengindikasikan bahwa nilai *error*nya kecil karena memiliki selisih nilai yang kecil.



**Gambar 4.2** Hasil *Forecasting* Minggu ke-35 dan Nilai MAPE

Diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* sebesar 3.03 %. Berdasarkan hasil peramalan tersebut, perbedaan antara data aktual dengan hasil peramalan metode ARMA menghasilkan persentase *error* pada tiap titik periode pengamatan (tiap 7 hari). Gambar 4.2 juga menunjukkan bahwa kurva hasil peramalan memiliki pola yang cukup sama terhadap kurva beban listrik aktualnya dengan sedikit penyimpangan yang juga ditunjukkan melalui besarnya persentase *error* yang dihasilkan. Nilai MAPE sebesar 3.03 %, dapat dikatakan nilai yang cukup kecil untuk persentase kesalahan peramalan beban listrik. Akan tetapi, bagus atau tidaknya hasil peramalan dilihat berdasarkan perbandingan nilai MAPE yang dihasilkan dari masing-masing metode peramalan.

## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil pengolahan data dan analisis adalah sebagai berikut :

1. Jadi hasil peramalan untuk periode mingguan pada pukul 19.00 WIB pada masing-masing metode yaitu pada metode *Moving Average* ordo 2 yaitu 2660,66 MW, ordo 3 yaitu 2738,97 MW, ordo 5 yaitu 2703,64 MW. Pada metode *Single Exponential Smoothing* untuk alpha 0,2 yaitu 2750,50 MW, alpha 0,3 yaitu 2719,04 MW, alpha 0,4 yaitu 2696,14 MW, alpha 0,5 yaitu 2678,77 MW, alpha 0,6 yaitu 2663,59 MW, alpha 0,7 yaitu 2648,88 MW, alpha 0,8 yaitu 2634,27 MW, dan alpha 0,9 yaitu 2620,36 MW. Selanjutnya hasil peramalan pada metode *Autoregressive Moving Average* yaitu sebesar 2703 MW.
2. Untuk nilai *error* terkecil yang dipresentasikan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* pada setiap metode yaitu untuk metode *Moving Average* nilai *error* terkecil didapat pada ordo 3 yaitu dengan nilai *error* sebesar 2,84 %, untuk *Single Exponential Smoothing* *error* terkecil pada alpha 0,4 dengan nilai *error* sebesar 3,07 %, sedangkan pada metode *Autoregressive Moving Average* nilai *error* sebesar 3.03 %.
3. Peramalan beban listrik jangka pendek dalam periode mingguan dari data beban listrik (1 Mei – 25 Desember 2017) untuk peramalan 26 Desember 2017- 1 Januari 2018 pada pukul 19.00 WIB area Yogyakarta, bahwa ketika menggunakan metode *Moving Average* terbukti dapat memberikan hasil permalaan yang lebih baik dibandingkan dengan metode *Single Exponential Smoothing Error* dan *Autoregressive Moving Average*. Terbukti dari hasil peramalan periode mingguan kedepan, nilai MAPE hasil peramalan metode *Moving Average* adalah 2,84 % pada ordo 3 lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE pada metode lain.

#### 5.2 Saran

1. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah agar mengembangkan kembali metode metode-metode yang dipakai pada penelitian ini dengan menambah ordo (untuk MA dan SES) dan menggunakan metode lain yang memungkinkan, dengan harapan dapat menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik.
2. Menggunakan data yang lebih *up to date*.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. Indonesia, B. Dwiantoro, F. Teknik, P. Studi, and T. Elektro, “Berdasarkan Data Historis Menggunakan Metode Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity ( Garch ) Metode Generalized Autoregressive Conditional,” 2012.
- [2] A. Nugroho and B. H. Simanjuntak, “MODEL ARMA ( AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE ) UNTUK PREDIKSI CURAH HUJAN DI KABUPATEN SEMARANG – JAWA TENGAH - INDONESIA Staf pengajar di Fakultas Teknologi Informasi - Universitas Kristen Satya Wacana Salatiga , Jawa Tengah , Indonesia Staf pengajar di Fa.”
- [3] P. Peng and R. J. M. Ii, “Short term peak load forecast using detrended partitioned data training of a neuro-fuzzy regression machine,” vol. 1, no. 1 999, pp. 197–202, 1999.
- [4] C.-U. Yeom and K.-C. Kwak, “Short-Term Electricity-Load Forecasting Using a TSK-Based Extreme Learning Machine with Knowledge Representation,” *Energies*, vol. 10, no. 10, p. 1613, 2017.
- [5] M. Bessec and J. Fouquau, “Short-run electricity load forecasting with combinations of stationary wavelet transforms,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 264, no. 1, pp. 149–164, 2018.
- [6] M. Shepero, D. van der Meer, J. Munkhammar, and J. Widén, “Residential probabilistic load forecasting: A method using Gaussian process designed for electric load data,” *Appl. Energy*, vol. 218, no. March, pp. 159–172, 2018.
- [7] P. Lusi, K. R. Khalilpour, L. Andrew, and A. Liebman, “Short-term residential load forecasting: Impact of calendar effects and forecast granularity,” *Appl. Energy*, vol. 205, no. March, pp. 654–669, 2017.
- [8] J. H. Sharp and G. W. Brindley, “Th15 Week ’ s Citation Classic ®,” *Analysis*, no. 10, pp. 1989–1989, 1989.
- [9] A. Nurlifa and S. Kusumadewi, “Sistem Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Metode Moving Average Pada Rumah Jilbab Zaky,” *J. Invotek Polbeng -Seri Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 18–25, 2017.
- [10] V. R. Sutrisno, “Analisis Forecasting untuk Data Penjualan Menggunakan Metode Simple Moving Average dan Single Exponential Smoothing : Studi Kasus PT Guna Kemas Indah,” 2013.
- [11] “Dedi, Rosadi.2012. Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan EViews, Yogyakarta : C.V ANDI OFFSET,” p. 2012, 2012.
- [12] Z. Atiqoh, J. Matematika, F. Ilmu, and P. Alam, “Estimasi Parameter Model Arma,” pp. 1–10, 2010.



## LAMPIRAN

### LAMPIRAN 1 Data Historis Beban Listrik 1 Mei 2017- 25 Desember 2017

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
1 Mei 2017	391.98
2 Mei 2017	417.08
3 Mei 2017	364.00
4 Mei 2017	367.64
5 Mei 2017	359.34
6 Mei 2017	334.93
7 Mei 2017	297.42
8 Mei 2017	362.27
9 Mei 2017	368.15
10 Mei 2017	363.75
11 Mei 2017	305.79
12 Mei 2017	367.12
13 Mei 2017	333.82
14 Mei 2017	396.13
15 Mei 2017	424.68
16 Mei 2017	421.81
17 Mei 2017	426.19
18 Mei 2017	417.09
19 Mei 2017	417.05
20 Mei 2017	403.48
21 Mei 2017	394.50
22 Mei 2017	410.87
23 Mei 2017	396.48
24 Mei 2017	376.02
25 Mei 2017	365.76
26 Mei 2017	370.84
27 Mei 2017	373.63
28 Mei 2017	366.81
29 Mei 2017	369.14
30 Mei 2017	389.22
31 Mei 2017	391.03
1 Juni 2017	393.07
2 Juni 2017	400.59
3 Juni 2017	378.27
4 Juni 2017	386.58
5 Juni 2017	406.05
6 Juni 2017	409.58

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
7 Juni 2017	410.93
8 Juni 2017	402.51
9 Juni 2017	394.09
10 Juni 2017	389.49
11 Juni 2017	378.46
12 Juni 2017	414.20
13 Juni 2017	402.33
14 Juni 2017	416.93
15 Juni 2017	412.76
16 Juni 2017	409.56
17 Juni 2017	380.79
18 Juni 2017	375.86
19 Juni 2017	392.09
20 Juni 2017	391.70
21 Juni 2017	398.89
22 Juni 2017	394.43
23 Juni 2017	375.25
24 Juni 2017	348.15
25 Juni 2017	339.60
26 Juni 2017	343.18
27 Juni 2017	354.55
28 Juni 2017	364.70
29 Juni 2017	370.36
30 Juni 2017	375.66
1 Juli 2017	381.3362222
2 Juli 2017	376.0977778
3 Juli 2017	398.7403333
4 Juli 2017	394.7295556
5 Juli 2017	391.3647778
6 Juli 2017	394.6484444
7 Juli 2017	394.4267778
8 Juli 2017	384.2373333
9 Juli 2017	367.0351111
10 Juli 2017	395.2308889
11 Juli 2017	399.8883333
12 Juli 2017	403.1395556
13 Juli 2017	407.0694444
14 Juli 2017	401.9218889
15 Juli 2017	391.6743333
16 Juli 2017	372.3047778
17 Juli 2017	390.6062222
18 Juli 2017	400.887

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
19 Juli 2017	400.1361111
20 Juli 2017	401.2463333
21 Juli 2017	408.6045556
22 Juli 2017	391.4184444
23 Juli 2017	382.269
24 Juli 2017	399.6213333
25 Juli 2017	399.035
26 Juli 2017	403.7163333
27 Juli 2017	396.9552222
28 Juli 2017	412.2742222
29 Juli 2017	390.2333333
30 Juli 2017	383.0331111
31 Juli 2017	399.1244444
1 Agustus 2017	382.2493333
2 Agustus 2017	382.1348889
3 Agustus 2017	378.8435556
4 Agustus 2017	363.6817778
5 Agustus 2017	375.1286667
6 Agustus 2017	380.1908889
7 Agustus 2017	407.5168889
8 Agustus 2017	405.6766667
9 Agustus 2017	403.3717778
10 Agustus 2017	406.6884444
11 Agustus 2017	403.444
12 Agustus 2017	384.3126667
13 Agustus 2017	379.1226667
14 Agustus 2017	401.5668889
15 Agustus 2017	398.0586667
16 Agustus 2017	392.82
17 Agustus 2017	365.4177778
18 Agustus 2017	398.9814444
19 Agustus 2017	389.4287778
20 Agustus 2017	382.9542222
21 Agustus 2017	403.3265556
22 Agustus 2017	402.9557778
23 Agustus 2017	406.7966667
24 Agustus 2017	407.0662222
25 Agustus 2017	402.8267778
26 Agustus 2017	395.7817778
27 Agustus 2017	383.2167778
28 Agustus 2017	406.9084444
29 Agustus 2017	403.6776667

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
30 Agustus 2017	398.4851111
1-Sep-17	373.25
2-Sep-17	381.10
3-Sep-17	380.72
4-Sep-17	410.88
5-Sep-17	410.18
6-Sep-17	415.68
7-Sep-17	418.55
8-Sep-17	424.75
9-Sep-17	414.21
10-Sep-17	392.01
11-Sep-17	410.23
12-Sep-17	402.98
13-Sep-17	418.22
14-Sep-17	413.54
15-Sep-17	414.04
16-Sep-17	407.02
17-Sep-17	399.66
18-Sep-17	414.72
19-Sep-17	411.74
20-Sep-17	401.91
21-Sep-17	388.49
22-Sep-17	408.94
23-Sep-17	408.7918889
24-Sep-17	392.852
25-Sep-17	405.5996667
26-Sep-17	415.3661111
27-Sep-17	405.2038889
28-Sep-17	411.153
29-Sep-17	426.8722222
30-Sep-17	401.488
1-Oct-17	398.10
2-Oct-17	421.56
3-Oct-17	425.98
4-Oct-17	434.14
5-Oct-17	435.73
6-Oct-17	440.50
7-Oct-17	410.66
8-Oct-17	402.51
9-Oct-17	432.38
10-Oct-17	443.40
11-Oct-17	436.83

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
12-Oct-17	441.58
13-Oct-17	441.09
14-Oct-17	403.64
15-Oct-17	400.21
16-Oct-17	416.68
17-Oct-17	411.69
18-Oct-17	423.41
19-Oct-17	420.34
20-Oct-17	431.87
21-Oct-17	404.20
22-Oct-17	397.4008889
23-Oct-17	430.0781111
24-Oct-17	409.3391111
25-Oct-17	409.9502222
26-Oct-17	425.4728889
27-Oct-17	428.9128889
28-Oct-17	390.856
29-Oct-17	404.2497778
30-Oct-17	426.9466667
31-Oct-17	427.6394444
1-Nov-17	423.20
2-Nov-17	431.99
3-Nov-17	421.24
4-Nov-17	390.12
5-Nov-17	380.55
6-Nov-17	410.22
7-Nov-17	424.44
8-Nov-17	409.81
9-Nov-17	406.89
10-Nov-17	417.58
11-Nov-17	409.74
12-Nov-17	382.85
13-Nov-17	396.43
14-Nov-17	412.27
15-Nov-17	408.25
16-Nov-17	392.59
17-Nov-17	404.67
18-Nov-17	399.16
19-Nov-17	373.07
20-Nov-17	398.18
21-Nov-17	397.53
22-Nov-17	412.08

<b>Periode</b>	<b>Beban Historis</b>
23-Nov-17	403.45
24-Nov-17	391.40
25-Nov-17	372.60
26-Nov-17	375.15
27-Nov-17	380.61
28-Nov-17	317.23
29-Nov-17	350.82
30-Nov-17	377.90
1-Dec-17	356.22
2-Dec-17	373.62
3-Dec-17	382.43
4-Dec-17	410.24
5-Dec-17	417.98
6-Dec-17	417.62
7-Dec-17	422.54
8-Dec-17	412.55
9-Dec-17	419.93
10-Dec-17	402.49
11-Dec-17	402.49
12-Dec-17	390.31
13-Dec-17	387.90
14-Dec-17	392.97
15-Dec-17	389.50
16-Dec-17	372.58
17-Dec-17	393.39
18-Dec-17	386.28
19-Dec-17	361.36
20-Dec-17	347.02
21-Dec-17	356.70
22-Dec-17	404.64
23-Dec-17	393.11
24-Dec-17	382.38
25-Dec-17	363.18

**LAMPIRAN 2** Data Olah Historis Beban Listrik Periode Mingguan

<b>Periode (Mingguan)</b>	<b>Beban (MW)</b>
1	2532.381
2	2497.024
3	2904.794
4	2660.413
5	2707.9
6	2791.12
7	2812.436
8	2640.111
9	2565.884
10	2725.182
11	2771.229
12	2775.168
13	2784.869
14	2661.354
15	2790.133
16	2729.228
17	2801.971
18	2755.019
19	2885.601
20	2870.182
21	2818.32
22	2879.738
23	2981.893
24	2983.432
25	2918.986
26	2895.728
27	2884.958
28	2847.728
29	2788.193
30	2732.83
31	2568.454
32	2895.591
33	2712.926
34	2608.395

### LAMPIRAN 3 Hasil Peramalan dan Grafik Beban Listrik

#### Forecasting Moving Average Ordo 2

Periode (Mingguan)	Beban (MW)	MA 2 (MW)	Error MA 2	Error ABS	MAPE MA 2 (%)
1	2532.381	.	.	.	.
2	2497.024	.	.	.	.
3	2904.794	2514.703	390.0916667	390.091667	13.42923532
4	2660.413	2700.909	-40.4963333	40.4963333	1.522182208
5	2707.9	2782.604	-74.704	74.704	2.758743277
6	2791.12	2684.156	106.9637222	106.963722	3.832286684
7	2812.436	2749.51	62.92613889	62.9261389	2.237424741
8	2640.111	2801.778	-161.667472	161.667472	6.123511452
9	2565.884	2726.273	-160.388833	160.388833	6.250820596
10	2725.182	2602.998	122.1848333	122.184833	4.483547095
11	2771.229	2645.533	125.6958333	125.695833	4.535742923
12	2775.168	2748.206	26.96188889	26.9618889	0.971540899
13	2784.869	2773.198	11.67011111	11.6701111	0.419054288
14	2661.354	2780.018	-118.664556	118.664556	4.45880463
15	2790.133	2723.111	67.02205556	67.0220556	2.402109609
16	2729.228	2725.743	3.484444444	3.48444444	0.127671441
17	2801.971	2759.68	42.29011111	42.2901111	1.509298912
18	2755.019	2765.599	-10.5800556	10.5800556	0.384028391
19	2885.601	2778.495	107.1059444	107.105944	3.711738133
20	2870.182	2820.31	49.87216667	49.8721667	1.737595899
21	2818.32	2877.891	-59.5712222	59.5712222	2.113713756
22	2879.738	2844.251	35.48672222	35.4867222	1.232290007
23	2981.893	2849.029	132.8639444	132.863944	4.455691215
24	2983.432	2930.815	52.61688889	52.6168889	1.763636074
25	2918.986	2982.663	-63.6762222	63.6762222	2.181449741
26	2895.728	2951.209	-55.4818333	55.4818333	1.915989411
27	2884.958	2907.357	-22.3993333	22.3993333	0.776418094
28	2847.728	2890.343	-42.6145	42.6145	1.496438506
29	2788.193	2866.343	-78.1501111	78.1501111	2.802894826
30	2732.83	2817.96	-85.1307778	85.1307778	3.115114667
31	2568.454	2760.511	-192.056778	192.056778	7.477523232
32	2895.591	2650.642	244.9489444	244.948944	8.459376495
33	2712.926	2732.023	-19.0966111	19.0966111	0.703911951
34	2608.395	2804.259	-195.863333	195.863333	7.508959212
35		<b>2660.66</b>	.	.	<b>3.34058574</b>



*Forecasting Moving Average Ordo 3*

Periode (Mingguan)	Beban (MW)	MA 3 (MW)	Error MA 3	Error ABS	MAPE MA 3 (%)
1	2532.381	.	.	.	.
2	2497.024	.	.	.	.
3	2904.794	.	.	.	.
4	2660.413	2644.73	15.68	15.6797778	0.589373822
5	2707.9	2687.41	20.49	20.4891111	0.756642182
6	2791.12	2757.70	33.42	33.4177222	1.197287166
7	2812.436	2719.81	92.63	92.6250926	3.293411569
8	2640.111	2770.49	-130.37	130.374685	4.938228246
9	2565.884	2747.89	-182.00	182.004426	7.09324328
10	2725.182	2672.81	52.37	52.372	1.921779668
11	2771.229	2643.73	127.50	127.503444	4.600970696
12	2775.168	2687.43	87.74	87.7356667	3.161454629
13	2784.869	2757.19	27.68	27.6754815	0.99378053
14	2661.354	2777.09	-115.73	115.734926	4.348724193
15	2790.133	2740.46	49.67	49.6698519	1.780196495
16	2729.228	2745.45	-16.22	16.223963	0.594452508
17	2801.971	2726.90	75.07	75.0657407	2.679033889
18	2755.019	2773.78	-18.76	18.758037	0.680867765
19	2885.601	2762.07	123.53	123.528296	4.28085192
20	2870.182	2814.20	55.99	55.9852963	1.950583417
21	2818.32	2836.93	-18.61	18.6137778	0.660456453
22	2879.738	2858.03	21.70	21.7035185	0.753662984
23	2981.893	2856.08	125.81	125.812926	4.219230064
24	2983.432	2893.32	90.12	90.1152963	3.020524223
25	2918.986	2948.35	-29.37	29.367963	1.006101382
26	2895.728	2961.44	-65.71	65.7097037	2.269194959
27	2884.958	2932.72	-47.76	47.7577778	1.655406536
28	2847.728	2899.89	-52.16	52.1624444	1.831721373
29	2788.193	2876.14	-87.95	87.945	3.154193666
30	2732.83	2840.29	-107.46	107.463185	3.932304545
31	2568.454	2789.58	-221.13	221.129074	8.609421691
32	2895.591	2696.49	199.10	199.098704	6.875926321
33	2712.926	2732.29	-19.37	19.3655926	0.713826761
34	2608.395	2725.66	-117.26	117.261963	4.495559644
35		<b>2738.97</b>	.	.	<b>2.840593954</b>

*Forecasting Moving Average Ordo 5*

<b>Periode (Mingguan)</b>	<b>Beban (MW)</b>	<b>MA 5 (MW)</b>	<b>Error MA 5</b>	<b>Error ABS</b>	<b>MAPE MA 5 (%)</b>
1	2532.381	.	.	.	.
2	2497.024	.	.	.	.
3	2904.794	.	.	.	.
4	2660.413	.	.	.	.
5	2707.9	.	.	.	.
6	2791.12	2660.502	130.617589	130.617589	4.679755306
7	2812.436	2712.25	100.185722	100.185722	3.562240073
8	2640.111	2775.333	-135.222056	135.222056	5.121833071
9	2565.884	2722.396	-156.511411	156.511411	6.099706144
10	2725.182	2703.49	21.6921889	21.6921889	0.795990368
11	2771.229	2706.947	64.2825444	64.2825444	2.319640105
12	2775.168	2702.969	72.1991556	72.1991556	2.601614181
13	2784.869	2695.515	89.3537111	89.3537111	3.208543216
14	2661.354	2724.466	-63.1128889	63.1128889	2.371458266
15	2790.133	2743.56	46.5728444	46.5728444	1.669197941
16	2729.228	2756.55	-27.3226444	27.3226444	1.001112647
17	2801.971	2748.15	53.8204222	53.8204222	1.920806131
18	2755.019	2753.511	1.5084	1.5084	0.054750981
19	2885.601	2747.541	138.059956	138.059956	4.784444079
20	2870.182	2792.39	77.7918444	77.7918444	2.710345248
21	2818.32	2808.4	9.92015556	9.92015556	0.351988233
22	2879.738	2826.219	53.5193333	53.5193333	1.858479327
23	2981.893	2841.772	140.120978	140.120978	4.699061226
24	2983.432	2887.147	96.2855333	96.2855333	3.227340947
25	2918.986	2906.713	12.2733333	12.2733333	0.420465582
26	2895.728	2916.474	-20.7464222	20.7464222	0.716449384
27	2884.958	2931.955	-46.9977778	46.9977778	1.629062995
28	2847.728	2932.999	-85.2712889	85.2712889	2.994362016
29	2788.193	2906.166	-117.973644	117.973644	4.231186788
30	2732.83	2867.119	-134.288844	134.288844	4.913911982
31	2568.454	2829.887	-261.432711	261.432711	10.17860027
32	2895.591	2764.433	131.158467	131.158467	4.529592289
33	2712.926	2766.559	-53.6330889	53.6330889	1.976946171
34	2608.395	2739.599	-131.203578	131.203578	5.030049766
35		<b>2703.639</b>	.	.	<b>3.091687405</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,2*

Periode (mingguan)	Alpha	0.2	Error 0.2	Error ABS	MAPE 0.2 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.2 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.356667	1.41595203
3	2904.794	2525.309667	379.4847	379.48467	13.0640804
4	2660.413	2601.2066	59.2064	59.2064	2.22545898
5	2707.9	2613.04788	94.85179	94.851787	3.50278069
6	2791.12	2632.018237	159.1018	159.10182	5.70028573
7	2812.436	2663.838601	148.5974	148.5974	5.28358331
8	2640.111	2693.558081	-53.4475	53.447525	2.02444269
9	2565.884	2682.868576	-116.984	116.98413	4.55921277
10	2725.182	2659.471749	65.71058	65.710584	2.41123623
11	2771.229	2672.613866	98.61536	98.615356	3.55854201
12	2775.168	2692.336937	82.83073	82.830729	2.98471081
13	2784.869	2708.903083	75.96547	75.965472	2.72779382
14	2661.354	2724.096178	-62.7426	62.742622	2.35754555
15	2790.133	2711.547653	78.58546	78.585458	2.8165487
16	2729.228	2727.264745	1.963033	1.9630329	0.07192631
17	2801.971	2727.657351	74.3132	74.313204	2.65217648
18	2755.019	2742.519992	12.49912	12.499119	0.45368538
19	2885.601	2745.019816	140.581	140.58096	4.87180912
20	2870.182	2773.136008	97.0461	97.046103	3.38118276
21	2818.32	2792.545229	25.77499	25.774993	0.91455162
22	2879.738	2797.700228	82.03766	82.037661	2.84878918
23	2981.893	2814.10776	167.7852	167.78524	5.62680284
24	2983.432	2847.664808	135.7675	135.76753	4.55071576
25	2918.986	2874.818313	44.16813	44.168131	1.51313246
26	2895.728	2883.651939	12.07562	12.075616	0.41701493
27	2884.958	2886.067063	-1.1094	1.1093959	0.03845449
28	2847.728	2885.845183	-38.1171	38.117072	1.33850813
29	2788.193	2878.221769	-90.029	90.028991	3.2289371
30	2732.83	2860.215971	-127.386	127.3863	4.66133347
31	2568.454	2834.73871	-266.284	266.28427	10.3674903
32	2895.591	2781.481857	114.1091	114.10914	3.9407894
33	2712.926	2804.303685	-91.3776	91.377574	3.36822938
34	2608.395	2786.028171	-177.633	177.63295	6.8100473

Periode (mingguan)	Alpha	0.2	Error 0.2	Error ABS	MAPE 0.2 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.2 (MW)			
35		2750.501581	.	.	3.4025809

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,3*

Periode (mingguan)	Alpha	0.3	Error 0.3	Error ABS	MAPE 0.3 (MW)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.3 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.35666667	1.41595203
3	2904.794	2521.774	383.0203	383.0203333	13.1857987
4	2660.413	2636.6801	23.7329	23.7329	0.89207578
5	2707.9	2643.79997	64.0997	64.09969667	2.36713706
6	2791.12	2663.029879	128.0902	128.0901766	4.5892034
7	2812.436	2701.456932	110.9791	110.979068	3.94601221
8	2640.111	2734.750652	-94.6401	94.64009682	3.58470204
9	2565.884	2706.358623	-140.474	140.4741789	5.47468843
10	2725.182	2664.21637	60.96596	60.96596367	2.23713338
11	2771.229	2682.506159	88.72306	88.72306346	3.20157794
12	2775.168	2709.123078	66.04459	66.04458886	2.37984139
13	2784.869	2728.936454	55.9321	55.93210109	2.00842876
14	2661.354	2745.716085	-84.3625	84.36252923	3.16991063
15	2790.133	2720.407326	69.72579	69.72578509	2.49901285
16	2729.228	2741.325062	-12.0973	12.09728377	0.44324933
17	2801.971	2737.695876	64.27468	64.27467914	2.29390987
18	2755.019	2756.97828	-1.95917	1.959169047	0.07111272
19	2885.601	2756.390529	129.2102	129.2102483	4.47775899
20	2870.182	2795.153604	75.02851	75.02850717	2.61406783
21	2818.32	2817.662156	0.658066	0.658066128	0.02334959
22	2879.738	2817.859576	61.87831	61.87831296	2.14874809
23	2981.893	2836.42307	145.4699	145.4699302	4.87844232
24	2983.432	2880.064049	103.3683	103.3682845	3.46474372
25	2918.986	2911.074534	7.91191	7.911910233	0.27104991
26	2895.728	2913.448107	-17.7206	17.72055173	0.61195507
27	2884.958	2908.131942	-23.1743	23.1742751	0.80327955
28	2847.728	2901.179659	-53.4515	53.45154812	1.87698917
29	2788.193	2885.144195	-96.9514	96.95141702	3.47721355
30	2732.83	2856.05877	-123.229	123.229103	4.50921272

Periode (mingguan)	Alpha	0.3	Error 0.3	Error ABS	MAPE 0.3 (MW)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.3 (MW)			
31	2568.454	2819.090039	-250.636	250.6355943	9.75822619
32	2895.591	2743.89936	151.6916	151.6916395	5.23871084
33	2712.926	2789.406852	-76.4807	76.48074123	2.81912364
34	2608.395	2766.46263	-158.067	158.0674077	6.05994852
35		<b>2719.042408</b>			<b>3.140958</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,4*

Periode (mingguan)	Alpha	0.4	Error 0.4	Error ABS	MAPE 0.4 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.4 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.35667	35.356667	1.415952
3	2904.794	2518.238333	386.556	386.556	13.307517
4	2660.413	2672.860733	-12.44773	12.447733	0.4678873
5	2707.9	2667.88164	40.018027	40.018027	1.4778253
6	2791.12	2683.888851	107.2312	107.2312	3.84187
7	2812.436	2726.781333	85.654667	85.654667	3.0455686
8	2640.111	2761.0432	-120.9326	120.93264	4.5805901
9	2565.884	2712.670142	-146.7857	146.7857	5.7206667
10	2725.182	2653.955863	71.22647	71.22647	2.6136405
11	2771.229	2682.446451	88.782771	88.782771	3.2037325
12	2775.168	2717.95956	57.208107	57.208107	2.0614289
13	2784.869	2740.842802	44.025753	44.025753	1.5808916
14	2661.354	2758.453104	-97.09955	97.099548	3.6485024
15	2790.133	2719.613284	70.519827	70.519827	2.5274718
16	2729.228	2747.821215	-18.59344	18.593437	0.681271
17	2801.971	2740.38384	61.586715	61.586715	2.1979787
18	2755.019	2765.018526	-9.999415	9.9994152	0.3629527
19	2885.601	2761.01876	124.58202	124.58202	4.3173684
20	2870.182	2810.851567	59.330544	59.330544	2.0671352
21	2818.32	2834.583785	-16.26356	16.263563	0.5770658
22	2879.738	2828.07836	51.659529	51.659529	1.7938969
23	2981.893	2848.742171	133.15083	133.15083	4.4653121
24	2983.432	2902.002503	81.42983	81.42983	2.729401
25	2918.986	2934.574435	-15.58799	15.587991	0.5340207
26	2895.728	2928.339239	-32.61168	32.611683	1.1262

27	2884.958	2915.294566	-30.3369	30.336899	1.0515544
28	2847.728	2903.159806	-55.43169	55.431695	1.9465234
29	2788.193	2880.987128	-92.79435	92.79435	3.3281182
30	2732.83	2843.869388	-111.0397	111.03972	4.0631775
31	2568.454	2799.453499	-230.9991	230.99905	8.9936987
32	2895.591	2707.053877	188.53712	188.53712	6.5111793
33	2712.926	2782.468726	-69.54262	69.542615	2.5633804
34	2608.395	2754.65168	-146.2565	146.25646	5.6071433
35		<b>2696.149097</b>	.	.	<b>3.070909</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,5*

Periode (mingguan)	Alpha	0.5	Error 0.5	Error ABS	MAPE 0.5 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.5 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.356667	1.415952027
3	2904.794	2514.702667	390.0917	390.09167	13.42923532
4	2660.413	2709.7485	-49.3355	49.3355	1.85443012
5	2707.9	2685.08075	22.81892	22.818917	0.842679548
6	2791.12	2696.490208	94.62985	94.629847	3.390389712
7	2812.436	2743.805132	68.63087	68.630868	2.440264172
8	2640.111	2778.120566	-138.01	138.01001	5.227433
9	2565.884	2709.115561	-143.231	143.23112	5.582134325
10	2725.182	2637.500003	87.68233	87.682331	3.217484924
11	2771.229	2681.341168	89.88805	89.888054	3.243616715
12	2775.168	2726.285195	48.88247	48.882472	1.761424081
13	2784.869	2750.726431	34.14212	34.142125	1.225986936
14	2661.354	2767.797493	-106.444	106.44394	3.999616565
15	2790.133	2714.575524	75.55759	75.557587	2.70802803
16	2729.228	2752.354318	-23.1265	23.12654	0.847365697
17	2801.971	2740.791048	61.17951	61.179508	2.183445778
18	2755.019	2771.380802	-16.3617	16.361691	0.593886644
19	2885.601	2763.199956	122.4008	122.40082	4.241779471
20	2870.182	2824.400367	45.78174	45.781744	1.595081506
21	2818.32	2847.291239	-28.971	28.971017	1.027953341
22	2879.738	2832.805731	46.93216	46.932158	1.629737151
23	2981.893	2856.27181	125.6212	125.62119	4.212800064
24	2983.432	2919.082405	64.34993	64.349928	2.156909266
25	2918.986	2951.257369	-32.2709	32.270925	1.105552399

Periode (mingguan)	Alpha	0.5	Eror 0.5	Eror ABS	MAPE 0.5 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.5 (MW)			
26	2895.728	2935.121907	-39.3944	39.394351	1.360430167
27	2884.958	2915.424731	-30.4671	30.467064	1.056066259
28	2847.728	2900.191199	-52.4631	52.463088	1.842278678
29	2788.193	2873.959655	-85.7669	85.766877	3.076074148
30	2732.83	2831.076216	-98.2465	98.24655	3.595048419
31	2568.454	2781.952942	-213.498	213.4985	8.312333417
32	2895.591	2675.203693	220.3873	220.38731	7.611133859
33	2712.926	2785.397346	-72.4712	72.471235	2.671330969
34	2608.395	2749.161729	-140.767	140.76651	5.396670926
35		<b>2678.778476</b>	.	.	<b>3.08395746</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,6*

Periode (mingguan)	Alpha	0.6	Eror 0.6	Eror ABS	MAPE 0.6 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.6 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.35666667	1.41595203
3	2904.794	2511.167	393.6273	393.6273333	13.5509536
4	2660.413	2747.3434	-86.9304	86.9304	3.26755282
5	2707.9	2695.18516	12.71451	12.71450667	0.46953389
6	2791.12	2702.813864	88.30619	88.30619156	3.16382634
7	2812.436	2755.797579	56.63842	56.63842107	2.01385635
8	2640.111	2789.780632	-149.67	149.670076	5.66908366
9	2565.884	2699.978586	-134.094	134.0941415	5.22603977
10	2725.182	2619.522101	105.6602	105.6602323	3.87718029
11	2771.229	2682.91824	88.31098	88.3109818	3.18670795
12	2775.168	2735.90483	39.26284	39.26283717	1.41479153
13	2784.869	2759.462532	25.40602	25.40602375	0.91228808
14	2661.354	2774.706146	-113.353	113.3525905	4.25920826
15	2790.133	2706.694592	83.43852	83.43851936	2.99048526
16	2729.228	2756.757703	-27.5299	27.52992559	1.00870751
17	2801.971	2740.239748	61.73081	61.73080754	2.20312121
18	2755.019	2777.278233	-22.2591	22.25912143	0.80794799
19	2885.601	2763.92276	121.678	121.6780181	4.21673085
20	2870.182	2836.929571	33.25254	33.25254057	1.15855159
21	2818.32	2856.881095	-38.5609	38.56087266	1.36822183

Periode (mingguan)	Alpha	0.6	Error 0.6	Error ABS	MAPE 0.6 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.6 (MW)			
22	2879.738	2833.744571	45.99332	45.9933176	1.59713555
23	2981.893	2861.340562	120.5524	120.5524382	4.04281569
24	2983.432	2933.672025	49.76031	49.76030859	1.66788796
25	2918.986	2963.52821	-44.5418	44.54176545	1.52593259
26	2895.728	2936.803151	-41.0756	41.07559507	1.41848963
27	2884.958	2912.157794	-27.2001	27.20012692	0.94282586
28	2847.728	2895.837717	-48.1096	48.10960632	1.68940308
29	2788.193	2866.971954	-78.7792	78.77917586	2.82545656
30	2732.83	2819.704448	-86.8748	86.87478146	3.17893144
31	2568.454	2767.579579	-199.125	199.1251348	7.75272208
32	2895.591	2648.104498	247.4865	247.4865016	8.5470117
33	2712.926	2796.596399	-83.6703	83.67028824	3.08413443
34	2608.395	2746.394226	-137.999	137.9990042	5.29057111
35		<b>2663.594824</b>	.	.	<b>3.110119</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,7*

Periode (mingguan)	Alpha	0.7	Error 0.7	Error ABS	MAPE 0.7 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.7 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.35666667	1.415952
3	2904.794	2507.631333	397.163	397.163	13.672672
4	2660.413	2785.645433	-125.232	125.2324333	4.7072554
5	2707.9	2697.98273	9.916937	9.916936667	0.3662225
6	2791.12	2704.924586	86.19547	86.19546989	3.0882036
7	2812.436	2765.261415	47.17459	47.17458541	1.6773568
8	2640.111	2798.283624	-158.173	158.1730688	5.9911532
9	2565.884	2687.562476	-121.678	121.6780318	4.7421478
10	2725.182	2602.387854	122.7945	122.7944794	4.5059179
11	2771.229	2688.34399	82.88523	82.8852327	2.9909194
12	2775.168	2746.363652	28.80401	28.80401425	1.0379198
13	2784.869	2766.526462	18.34209	18.34209316	0.6586341
14	2661.354	2779.365928	-118.012	118.0123721	4.4342989
15	2790.133	2696.757267	93.37584	93.37584394	3.3466448
16	2729.228	2762.120358	-32.8926	32.89258015	1.2051973
17	2801.971	2739.095552	62.875	62.87500373	2.2439566



Periode (mingguan)	Alpha	0.7	Error 0.7	Error ABS	MAPE 0.7 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.7 (MW)			
18	2755.019	2783.108054	-28.0889	28.08894332	1.0195553
19	2885.601	2763.445794	122.155	122.1549837	4.23326
20	2870.182	2848.954283	21.22783	21.22782843	0.7395987
21	2818.32	2863.813763	-45.4935	45.49354036	1.6142076
22	2879.738	2831.968284	47.7696	47.76960456	1.6588178
23	2981.893	2865.407008	116.486	116.4859925	3.9064444
24	2983.432	2946.947202	36.48513	36.48513108	1.2229247
25	2918.986	2972.486794	-53.5003	53.50034957	1.8328399
26	2895.728	2935.036549	-39.309	39.30899376	1.3574825
27	2884.958	2907.520254	-22.5626	22.56258702	0.7820769
28	2847.728	2891.726443	-43.9983	43.99833166	1.5450327
29	2788.193	2860.927611	-72.7348	72.73483283	2.608673
30	2732.83	2810.013228	-77.1836	77.18356096	2.8243092
31	2568.454	2755.984735	-187.53	187.5302905	7.3012893
32	2895.591	2624.713532	270.8775	270.8774684	9.3548249
33	2712.926	2814.327759	-101.402	101.4016484	3.7377225
34	2608.395	2743.346606	-134.951	134.9513834	5.1737322
35		<b>2648.880637</b>	.	.	<b>3.146978</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,8*

Periode (mingguan)	Alpha	0.8	Error 0.8	Error ABS	MAPE 0.8 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.8 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.35667	35.356667	1.41595203
3	2904.794	2504.095667	400.69867	400.69867	13.7943903
4	2660.413	2824.6546	-164.2416	164.2416	6.17353772
5	2707.9	2693.26132	14.638347	14.638347	0.54057936
6	2791.12	2704.971997	86.148058	86.148058	3.08650493
7	2812.436	2773.890444	38.545556	38.545556	1.37053985
8	2640.111	2804.726889	-164.6163	164.61633	6.23520606
9	2565.884	2673.033822	-107.1494	107.14938	4.17592374
10	2725.182	2587.31432	137.86801	137.86801	5.05903813
11	2771.229	2697.608731	73.620492	73.620492	2.65660058
12	2775.168	2756.505124	18.662543	18.662543	0.67248343
13	2784.869	2771.435158	13.433397	13.433397	0.48237097

Periode (mingguan)	Alpha	0.8	Error 0.8	Error ABS	MAPE 0.8 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.8 (MW)			
14	2661.354	2782.181876	-120.8283	120.82832	4.54010781
15	2790.133	2685.51922	104.61389	104.61389	3.74942296
16	2729.228	2769.210333	-39.98256	39.982555	1.46497685
17	2801.971	2737.224289	64.746267	64.746267	2.31074044
18	2755.019	2789.021302	-34.00219	34.002191	1.23419075
19	2885.601	2761.819549	123.78123	123.78123	4.28961724
20	2870.182	2860.844532	9.337579	9.337579	0.32533054
21	2818.32	2868.314595	-49.99437	49.994373	1.77390677
22	2879.738	2828.319097	51.418792	51.418792	1.78553723
23	2981.893	2869.45413	112.43887	112.43887	3.77072113
24	2983.432	2959.405226	24.027107	24.027107	0.80535117
25	2918.986	2978.626912	-59.64047	59.640467	2.04319097
26	2895.728	2930.914538	-35.18698	35.186982	1.21513442
27	2884.958	2902.764952	-17.80729	17.807285	0.61724598
28	2847.728	2888.519124	-40.79101	40.791013	1.43240545
29	2788.193	2855.886314	-67.69354	67.693536	2.42786426
30	2732.83	2801.731485	-68.90182	68.901818	2.52126282
31	2568.454	2746.61003	-178.1556	178.15559	6.93629534
32	2895.591	2604.085562	291.50544	291.50544	10.0672173
33	2712.926	2837.289912	-124.3638	124.3638	4.58412047
34	2608.395	2737.798871	-129.4036	129.40365	4.96104455
35		<b>2634.275952</b>	.	.	<b>3.19173</b>

*Forecasting Single Exponential Smoothing Alpha: 0,9*

Periode (mingguan)	Alpha	0.9	Error 0.9	Error ABS	MAPE 0.9 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.9 (MW)			
1	2532.381	2532.381	0	0	0
2	2497.024	2532.381	-35.3567	35.3566667	1.41595203
3	2904.794	2500.56	404.2343	404.234333	13.9161086
4	2660.413	2864.3709	-203.958	203.9579	7.66639992
5	2707.9	2680.80879	27.09088	27.0908767	1.00043872
6	2791.12	2705.190579	85.92948	85.9294766	3.07867361
7	2812.436	2782.527108	29.90889	29.9088921	1.06345147
8	2640.111	2809.445111	-169.335	169.334555	6.4139191
9	2565.884	2657.044011	-91.1596	91.1595666	3.55275417

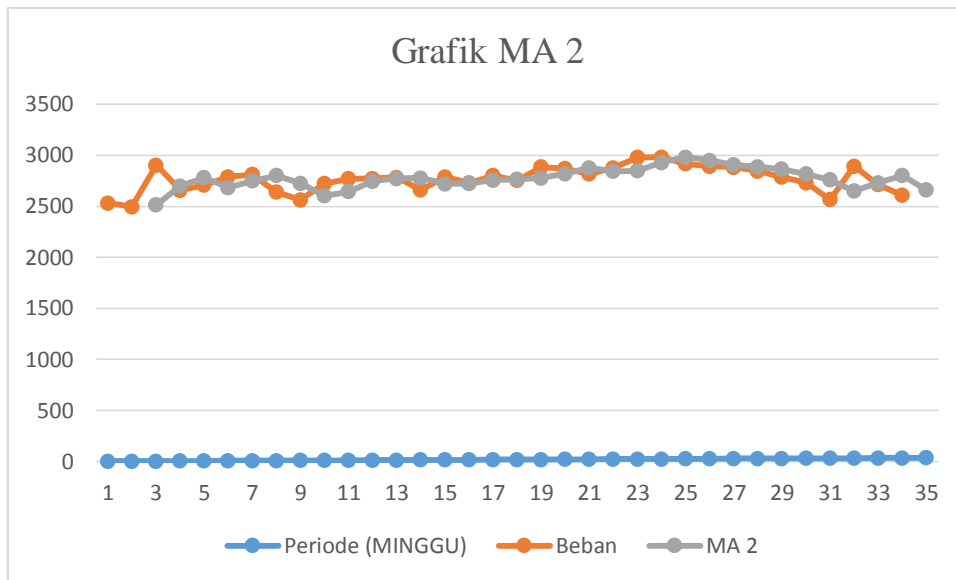
Periode (mingguan)	Alpha	0.9	Error 0.9	Error ABS	MAPE 0.9 (%)
	Beban (MW)	Forecast Alpha 0.9 (MW)			
10	2725.182	2575.000401	150.1819	150.181932	5.51089483
11	2771.229	2710.16414	61.06508	61.0650821	2.20353775
12	2775.168	2765.122714	10.04495	10.0449527	0.36195841
13	2784.869	2774.163171	10.70538	10.7053842	0.38441255
14	2661.354	2783.798017	-122.444	122.444462	4.60083409
15	2790.133	2673.598002	116.5351	116.535109	4.17668637
16	2729.228	2778.4796	-49.2518	49.2518224	1.80460652
17	2801.971	2734.15296	67.8176	67.8175955	2.42035361
18	2755.019	2795.188796	-40.1697	40.1696849	1.45805467
19	2885.601	2759.03608	126.5647	126.564698	4.38607791
20	2870.182	2872.944308	-2.7622	2.76219685	0.09623769
21	2818.32	2870.458331	-52.1381	52.1381086	1.84997106
22	2879.738	2823.534033	56.20386	56.2038558	1.9517004
23	2981.893	2874.117503	107.7755	107.775497	3.61433146
24	2983.432	2971.11545	12.31688	12.316883	0.41284271
25	2918.986	2982.200645	-63.2142	63.2142006	2.16562159
26	2895.728	2925.307865	-29.5803	29.5803089	1.02151561
27	2884.958	2898.685586	-13.7279	13.7279198	0.47584476
28	2847.728	2886.330459	-38.6023	38.6023475	1.35554892
29	2788.193	2851.588346	-63.3956	63.3955681	2.27371538
30	2732.83	2794.532335	-61.7027	61.7026679	2.25783073
31	2568.454	2738.999933	-170.545	170.545489	6.64000443
32	2895.591	2585.508993	310.082	310.082007	10.708764
33	2712.926	2864.582799	-151.657	151.656688	5.59015181
34	2608.395	2728.09178	-119.697	119.696558	4.58889653
35		<b>2620.364878</b>			<b>3.2475909</b>

#### Hasil Forecasting ARMA

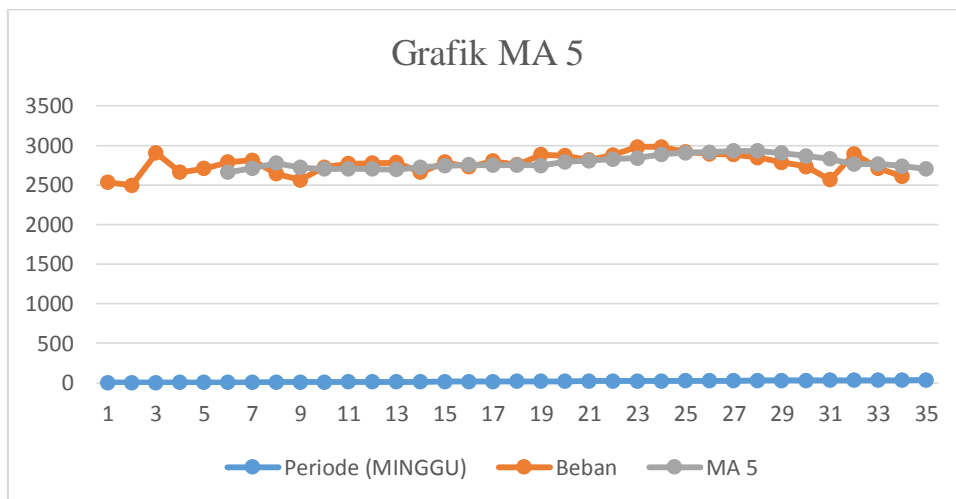
No	Data Aktual (MW)	Data Prediksi (MW)
1	2532.381	NA
2	2497.0243	2646.723
3	2904.7954	2608.486
4	2660.413	2726.911
5	2707.8997	2708.034
6	2791.1201	2713.46
7	2812.436	2742.924
8	2640.1106	2765.217

No	Data Aktual (MW)	Data Prediksi (MW)
9	2565.8844	2721.863
10	2725.1823	2675.347
11	2771.2292	2701.797
12	2775.1677	2730.419
13	2784.8686	2746.728
14	2661.3536	2758.403
15	2790.1331	2725.071
16	2729.2278	2748.698
17	2801.9706	2741.658
18	2755.0119	2761.203
19	2885.6008	2756.475
20	2870.1821	2795.72
21	2818.3202	2811.428
22	2879.7379	2803.113
23	2981.893	2818.369
24	2983.4323	2859.036
25	2918.9864	2880.912
26	2895.7276	2859.819
27	2884.9577	2859.605
28	2847.7281	2849.741
29	2788.1928	2832.657
30	2732.8297	2804.648
31	2568.4544	2772.228
32	2895.591	2702.652
33	2712.9261	2770.611
34	2608.3952	2747.947
35	NA	<b>2702.661</b>

Grafik *Moving Average* Ordo 2



Grafik *Moving Average* Ordo 5



### LAMPIRAN 3 Hasil Output *ADF* dan *Correlogram*

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on DATA		
Null Hypothesis: DATA has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=8)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.845971	0.0061
Test critical values:	1% level	-3.646342
	5% level	-2.954021
	10% level	-2.615817

\*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Correlogram of DATA						
Date: 06/06/18 Time: 23:30						
Sample: 1 34						
Included observations: 34						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.370	0.370	5.0701	0.024
		2	0.201	0.075	6.6162	0.037
		3	0.343	0.288	11.269	0.010
		4	0.270	0.074	14.245	0.007
		5	0.103	-0.065	14.693	0.012
		6	0.024	-0.116	14.719	0.023
		7	0.095	0.032	15.127	0.034
		8	0.036	-0.028	15.187	0.056
		9	-0.067	-0.056	15.408	0.080
		10	-0.151	-0.156	16.569	0.084
		11	-0.248	-0.227	19.833	0.048
		12	-0.064	0.144	20.059	0.066
		13	-0.049	0.100	20.198	0.090
		14	-0.180	-0.031	22.181	0.075
		15	-0.191	-0.134	24.525	0.057
		16	-0.113	-0.086	25.386	0.063

### LAMPIRAN 4 Analisa Model ARIMA pada Uji Diagnostik

Model ARIMA (1,0,3) atau ARMA (1,3)

---

Dependent Variable: DATA  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 06/06/18 Time: 23:43  
Sample: 1 34  
Included observations: 34  
Convergence achieved after 34 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

---

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2762.177	36.84222	74.97315	0.0000
AR(1)	0.292693	0.134831	2.170820	0.0380
MA(3)	0.371348	0.259575	1.430596	0.1629
SIGMASQ	11607.70	3394.550	3.419511	0.0018

---

R-squared	0.235361	Mean dependent var	2769.976
Adjusted R-squared	0.158898	S.D. dependent var	125.0626
S.E. of regression	114.6970	Akaike info criterion	12.44887
Sum squared resid	394661.8	Schwarz criterion	12.62844
Log likelihood	-207.6307	Hannan-Quinn criter.	12.51011
F-statistic	3.078074	Durbin-Watson stat	1.933419
Prob(F-statistic)	0.042436		

Model ARIMA (1,0,2) atau ARMA (1,2)

---

Dependent Variable: DATA  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 06/06/18 Time: 23:44  
Sample: 1 34  
Included observations: 34  
Convergence achieved after 26 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

---

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2761.192	35.22263	78.39255	0.0000
AR(1)	0.423117	0.153044	2.764677	0.0096
MA(2)	0.015873	0.213427	0.074371	0.9412
SIGMASQ	12684.60	3991.505	3.177900	0.0034

---

R-squared	0.164422	Mean dependent var	2769.976
Adjusted R-squared	0.080865	S.D. dependent var	125.0626
S.E. of regression	119.8995	Akaike info criterion	12.52730
Sum squared resid	431276.5	Schwarz criterion	12.70687
Log likelihood	-208.9641	Hannan-Quinn criter.	12.58854
F-statistic	1.967768	Durbin-Watson stat	2.000504
Prob(F-statistic)	0.140069		

---

Model ARIMA (1,0,1) atau ARMA (1,1)

Dependent Variable: DATA  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 06/06/18 Time: 23:45  
 Sample: 1 34  
 Included observations: 34  
 Convergence achieved after 41 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2743.409	53.03402	51.72922	0.0000
AR(1)	0.845383	0.160961	5.252114	0.0000
MA(1)	-0.525813	0.252342	-2.083732	0.0458
SIGMASQ	11920.08	3438.893	3.466256	0.0016
R-squared	0.214784	Mean dependent var		2769.976
Adjusted R-squared	0.136262	S.D. dependent var		125.0626
S.E. of regression	116.2301	Akaike info criterion		12.47097
Sum squared resid	405282.8	Schwarz criterion		12.65054
Log likelihood	-208.0065	Hannan-Quinn criter.		12.53221
F-statistic	2.735345	Durbin-Watson stat		1.907471
Prob(F-statistic)	0.060976			

Model ARIMA (1,0,0) atau ARMA (1,0)

Dependent Variable: DATA  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 06/06/18 Time: 23:47  
 Sample: 1 34  
 Included observations: 34  
 Convergence achieved after 22 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2761.528	34.43659	80.19168	0.0000
AR(1)	0.429012	0.143686	2.985768	0.0055
SIGMASQ	12687.68	3897.262	3.255538	0.0027
R-squared	0.164219	Mean dependent var		2769.976
Adjusted R-squared	0.110298	S.D. dependent var		125.0626
S.E. of regression	117.9641	Akaike info criterion		12.46872
Sum squared resid	431381.3	Schwarz criterion		12.60340
Log likelihood	-208.9682	Hannan-Quinn criter.		12.51465
F-statistic	3.045535	Durbin-Watson stat		2.012522
Prob(F-statistic)	0.062006			
Inverted AR Roots	.43			



Model ARIMA (0,0,3) atau ARMA (0,3)

Dependent Variable: DATA  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 06/06/18 Time: 23:48  
Sample: 1 34  
Included observations: 34  
Convergence achieved after 12 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2765.843	28.03040	98.67297	0.0000
MA(3)	0.431951	0.253653	1.702917	0.0986
SIGMASQ	12546.91	3823.930	3.281155	0.0026
R-squared	0.173493	Mean dependent var		2769.976
Adjusted R-squared	0.120170	S.D. dependent var		125.0626
S.E. of regression	117.3078	Akaike info criterion		12.46980
Sum squared resid	426594.9	Schwarz criterion		12.60448
Log likelihood	-208.9866	Hannan-Quinn criter.		12.51573
F-statistic	3.253613	Durbin-Watson stat		1.317452
Prob(F-statistic)	0.052158			
Inverted MA Roots	.38+.65i	.38-.65i		-.76

Model ARIMA (0,0,2) atau ARMA (0,2)

Dependent Variable: DATA  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 06/06/18 Time: 23:50  
Sample: 1 34  
Included observations: 34  
Convergence achieved after 21 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2766.488	25.56640	108.2079	0.0000
MA(2)	0.166797	0.214840	0.776380	0.4434
SIGMASQ	14650.40	4386.016	3.340253	0.0022
R-squared	0.034928	Mean dependent var		2769.976
Adjusted R-squared	-0.027334	S.D. dependent var		125.0626
S.E. of regression	126.7603	Akaike info criterion		12.60823
Sum squared resid	498113.7	Schwarz criterion		12.74291
Log likelihood	-211.3399	Hannan-Quinn criter.		12.65416
F-statistic	0.560983	Durbin-Watson stat		1.263813
Prob(F-statistic)	0.576333			
Inverted MA Roots	-.00+.41i	-.00-.41i		

Model ARIMA (0,0,1) atau ARMA (0,1)

Dependent Variable: DATA  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 06/06/18 Time: 23:51  
 Sample: 1 34  
 Included observations: 34  
 Convergence achieved after 7 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2767.540	26.79580	103.2826	0.0000
MA(1)	0.356218	0.144404	2.466824	0.0194
SIGMASQ	13162.67	4212.441	3.124714	0.0038

R-squared	0.132930	Mean dependent var	2769.976
Adjusted R-squared	0.076990	S.D. dependent var	125.0626
S.E. of regression	120.1519	Akaike info criterion	12.50348
Sum squared resid	447530.8	Schwarz criterion	12.63816
Log likelihood	-209.5591	Hannan-Quinn criter.	12.54941
F-statistic	2.376302	Durbin-Watson stat	1.804272
Prob(F-statistic)	0.109607		

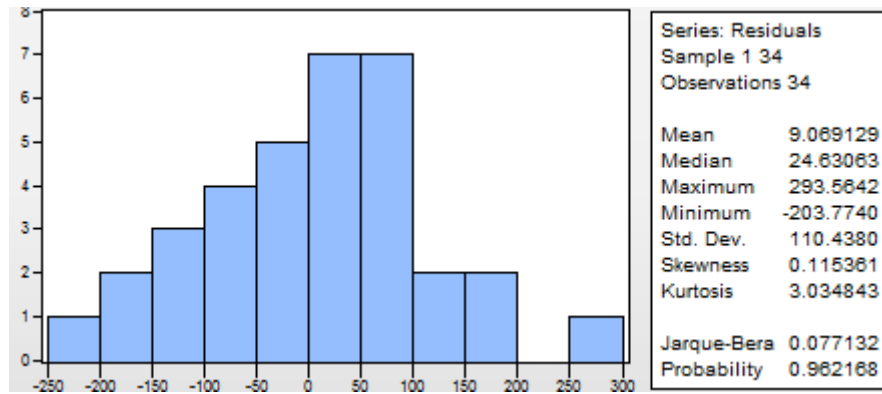
  

Inverted MA Roots	-0.36
-------------------	-------

Model ARIMA (1,0,1) atau ARMA (1,1)

Date: 06/06/18 Time: 23:53  
 Sample: 1 34  
 Included observations: 34  
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

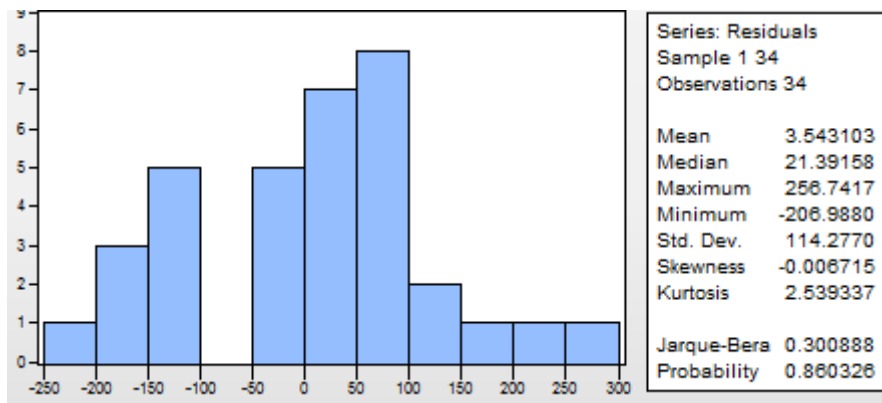
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.033 -0.033	0.0397		
		2 -0.177 -0.179	1.2435		
		3 0.124 0.115	1.8509	0.174	
		4 0.143 0.123	2.6797	0.262	
		5 -0.048 0.000	2.7774	0.427	
		6 -0.117 -0.095	3.3745	0.497	
		7 0.067 0.022	3.5774	0.612	
		8 0.048 0.009	3.6849	0.719	
		9 -0.031 0.017	3.7321	0.810	
		10 -0.111 -0.096	4.3615	0.823	
		11 -0.275 -0.331	8.3958	0.495	
		12 0.045 -0.029	8.5062	0.580	
		13 0.080 0.046	8.8770	0.633	
		14 -0.113 0.004	9.6539	0.646	
		15 -0.124 -0.076	10.652	0.640	
		16 0.014 -0.093	10.665	0.712	



ARIMA (1,0,0) atau ARMA (1,0)

Date: 06/06/18 Time: 23:56  
 Sample: 1 34  
 Included observations: 34  
 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.080	-0.080	0.2379	
		2 -0.047	-0.053	0.3209	0.571
		3 0.201	0.195	1.9159	0.384
		4 0.184	0.223	3.2970	0.348
		5 0.006	0.068	3.2988	0.509
		6 -0.061	-0.088	3.4619	0.629
		7 0.091	-0.010	3.8400	0.698
		8 0.019	-0.034	3.8578	0.796
		9 -0.042	-0.024	3.9432	0.862
		10 -0.059	-0.063	4.1187	0.903
		11 -0.259	-0.323	7.6984	0.658
		12 0.037	-0.047	7.7736	0.733
		13 0.035	0.086	7.8456	0.797
		14 -0.129	0.055	8.8564	0.784
		15 -0.131	-0.034	9.9625	0.765
		16 -0.036	-0.103	10.053	0.816



Model ARIMA (0,0,1) atau ARMA (0,1)

Date: 06/06/18 Time: 23:57

Sample: 1 34

Included observations: 34

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.027	0.027	0.0277	
		2	0.134	0.134	0.7180	0.397
		3	0.233	0.230	2.8575	0.240
		4	0.202	0.194	4.5275	0.210
		5	0.052	0.003	4.6429	0.326
		6	-0.018	-0.130	4.6570	0.459
		7	0.091	-0.016	5.0316	0.540
		8	0.014	-0.019	5.0409	0.655
		9	-0.062	-0.054	5.2309	0.733
		10	-0.067	-0.071	5.4572	0.793
		11	-0.250	-0.290	8.7882	0.552
		12	0.004	0.016	8.7892	0.641
		13	-0.019	0.137	8.8107	0.719
		14	-0.139	0.032	9.9873	0.695
		15	-0.134	-0.076	11.144	0.675
		16	-0.085	-0.136	11.632	0.707

