



UNIVERSITAS INDONESIA

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK
BERDASARKAN DATA HISTORIS MENGGUNAKAN
METODE *GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSKEDASTICITY (GARCH)***

SKRIPSI

**BAGUS DWIANTORO
0806455111**

**FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JUNI 2012**



UNIVERSITAS INDONESIA

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK
BERDASARKAN DATA HISTORIS MENGGUNAKAN
METODE *GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSKEDASTICITY (GARCH)***

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik

**BAGUS DWIANTORO
0806455111**

**FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JUNI 2012**

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar.

Nama : Bagus Dwiantoro

NPM : 0806455111

Tanda Tangan :



Tanggal : 25 Juni 2012

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh

Nama : Bagus Dwiantoro
NPM : 0806455111
Program Studi : Teknik Elektro
Judul Skripsi : Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek
Berdasarkan Data Historis Menggunakan Metode
*Generalized Autoregressive Conditional
Heteroskedasticity (GARCH)*

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Iwa Garniwa M. K. M.T. (.....)

Penguji : Ir. Amien Rahardjo M.T. (.....)

Penguji : Ir. Agus R. Utomo M.T. (.....)

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 25 Juni 2012

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang selalu memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Berdasarkan Data Historis Menggunakan Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)”. Penulisan skripsi ini dilakukan dengan tujuan memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Teknik Program Studi Teknik Elektro pada Fakultas Teknik Universitas Indonesia.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi ini 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. Bapak Prof. Dr. Ir. Iwa Garniwa M. K. M.T. selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, pikiran, serta dorongan motivasi untuk mengarahkan penulis dalam penulisan skripsi ini.
2. Bapak Ir. Amien Rahardjo M.T. dan Bapak Ir. Agus R. Utomo M.T. selaku penguji sidang ujian skripsi, serta dosen, karyawan, dan seluruh warga Departemen Teknik Elektro UI yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, atas segala ilmu dan bimbingan kepada penulis.
3. Karyawan PT PLN (Persero) P3B, Bapak Budi Mulyana, Mas Agus Setiawan, dan karyawan lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam proses memperoleh data beban listrik yang penulis perlukan.
4. Kedua orang tua penulis, Mbak Andhika Herawati dan Keluarga Besar tercinta atas dukungan, semangat, doa, dan motivasi yang tiada hentinya selama penggarapan skripsi.
5. Aulia Khair, Sari Sisilia Ningsih, dan Dearossi Hani yang sangat membantu penulis dalam proses pengenalan teori, pembelajaran, dan pengolahan data ilmu statistik untuk peramalan yang sempat menjadi kendala besar di awal penelitian.

6. Teman dan rekan seperjuangan skripsi, Fajar Alya Rahman, atas kebersamaan, kerjasama, dan semangat pantang menyerah dalam menyelesaikan penelitian ini. Serta teman-teman satu bimbingan Ari Setyawan, Heru Jovendra, Irfan Kurniawan, dan Pungkie O. Hermawan yang selalu bersama-sama bertukar pikiran, memotivasi, dan saling membantu dalam proses penelitian.
7. Teman-teman Asisten Laboratorium Sistem Tenaga Listrik, Kurniawan Widi Pramana, Gardina Daru Adini, dan Farchan Kamil yang selalu memberikan semangat dan motivasi khusus bagi penulis.
8. Teman-teman sepeminatan Tenaga Listrik, keluarga Elektro-Komputer 2008, dan semua teman-teman Departemen Teknik Elektro yang telah memberikan doa, bantuan, dan dukungan hingga skripsi ini selesai.
9. Semua pihak yang sudah membantu dan tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun untuk membantu memperbaiki kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat, tidak hanya bagi penulis tetapi bagi semua pihak.

Depok, Juni 2012

Penulis

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Bagus Dwiantoro

NPM : 0806455111

Program Studi : Teknik Elektro

Departemen : Teknik Elektro

Fakultas : Teknik

Jenis Karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif (*Non-Exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK BERDASARKAN
DATA HISTORIS MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED
AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)***

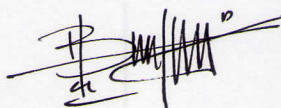
beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/ pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada tanggal : 25 Juni 2012

Yang menyatakan,



(Bagus Dwiantoro)

ABSTRAK

Nama : Bagus Dwiantoro

Program Studi : Teknik Elektro

Judul : Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Berdasarkan Data Historis Menggunakan Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

Peramalan beban listrik dalam upaya menjaga kestabilan sistem tenaga listrik di Indonesia pada sistem interkoneksi Jawa-Bali sekarang ini hanya menggunakan acuan data historis sebagai masukan metode peramalan beban. Pola konsumsi daya listrik yang berbeda tiap selang waktu tertentu menimbulkan masalah variansi beban listrik tidak homogen (heteroskedastisitas). Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) yang digunakan dalam peramalan beban listrik jangka pendek berdasarkan data historis pada penelitian ini memanfaatkan kondisi heteroskedastisitas tersebut untuk membuat model dan menghasilkan peramalan yang akurat dan presisi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan metode GARCH dengan MAPE 2.668676 % lebih baik dibandingkan peramalan metode koefisien yang dilakukan PT PLN (Persero) dengan MAPE 3.739172 %.

Kata Kunci:

Peramalan, GARCH, Beban Listrik, MAPE

ABSTRACT

Name : Bagus Dwiantoro

Study Program : Electrical Engineering

Title : Short Term Electrical Load Forecasting Based on Historical Data Using Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) Method

Electrical load forecasting in an effort to maintain the stability of electric power systems in Indonesia on Java-Bali interconnection system is currently only used the historical data as a reference input to the load forecasting method. The different patterns of electrical power consumption in each time interval caused problems that the electrical load variance is not homogeneous (heteroskedasticity). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) method used in the short term electrical load forecasting based on historical data in this study is taking the advantage of heteroskedasticity to model and generate an accurate and precision forecasting result. The results show that the GARCH forecasting method with 2.668676% of MAPE is better than the coefficient forecasting method by PT PLN (Persero) with 3.739172% of MAPE.

Keywords:

Forecasting, GARCH, Electrical Load, MAPE

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR GRAFIK	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Metode Penulisan	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB 2 LANDASAN TEORI.....	5
2.1 Data	5
2.2 Peramalan	7
2.2.1 Pengertian Peramalan	7
2.2.2 Karakteristik Peramalan.....	8
2.2.3 Metode Peramalan	8
2.2.4 Tahapan Peramalan.....	10
2.2.5 Peramalan Beban Listrik.....	11
2.3 Teori Statistik	12
2.3.1 Pengertian Analisis Deret Waktu (<i>Time Series</i> <i>Analysis</i>)	12
2.3.2 <i>Generalized Autoregressive Conditional</i> <i>Heteroskedasticity</i> (GARCH).....	13
2.3.3 Validasi Model dan Pemilihan Model Terbaik.....	15
2.3.4 Langkah-langkah Membentuk Model GARCH.....	18
2.3.5 Persentase Kesalahan (<i>Error</i>)	19
2.4 Pengukuran Beban Listrik.....	21
BAB 3 METODOLOGI	22
3.1 Tahapan Penelitian	22
3.2 Tahapan Persiapan	23
3.3 Pengolahan Data.....	24
3.4 Peramalan Data Historis Beban	27
3.5 Analisis Hasil Peramalan dan Kesimpulan	30

BAB 4 PENGOLAHAN DATA DAN ANALISIS	31
4.1 Penyiapan Data.....	31
4.2 Peramalan Beban Listrik Berdasarkan Data Historis.....	35
4.2.1 Pemeriksaan Pola Data	35
4.2.2 Analisis Mean Model.....	36
4.2.3 Analisis Residual Mean Model.....	37
4.2.4 Analisis GARCH	41
4.2.5 Analisis Residual GARCH Model.....	44
4.2.6 Peramalan Beban Listrik.....	48
BAB 5 KESIMPULAN.....	60
DAFTAR ACUAN.....	61
DAFTAR PUSTAKA.....	62
LAMPIRAN.....	63



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Data Historis Beban Listrik Hari Rabu dalam 5 Pekan Terakhir (15 Juni – 13 Juli 2011).....	31
Tabel 4.2. Data Acuan Beban Listrik Hari Rabu dalam 3 Pekan Terakhir (22 Juni, 6 Juli, dan 13 Juli 2011)	34
Tabel 4.3. Hasil <i>Output Mean Model</i> dengan Metode OLS	37
Tabel 4.4. Hasil Uji ADF untuk Melihat Kestasioneran Residual	39
Tabel 4.5. Hasil Uji White untuk Melihat Heteroskedastisitas	40
Tabel 4.6. Plot ACF dan PACF dari Kuadrat Residual	41
Tabel 4.7. Hasil Estimasi Parameter GARCH(2,2)	42
Tabel 4.8. Nilai Kriteria Pemilihan Model Terbaik.....	43
Tabel 4.9. Hasil <i>Output Model</i> GARCH(2,1).....	43
Tabel 4.10. Korelogram Residual Model GARCH(2,1).....	46
Tabel 4.11. Hasil Uji ADF Residual Model GARCH(2,1)	47
Tabel 4.12. Hasil Peramalan Beban Listrik Hari Rabu, 20 Juli 2011.....	49
Tabel 4.13. Perbandingan Hasil Peramalan Model GARCH(2,1) dengan Metode Koefisien Hari Rabu, 20 Juli 2011	51
Tabel 4.14. Perbandingan MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH dengan Metode Koefisien Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011) ..	57
Tabel 4.15. Persebaran MAPE Peramalan Metode GARCH Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011)	57
Tabel 4.16. Persebaran MAPE Peramalan Metode Koefisien Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011)	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Komponen-Komponen Data Time Series.....	7
Gambar 2.2.	Diagram Metode Peramalan	10
Gambar 2.3.	Kriteria Daerah Pengujian Durbin-Watson.....	17
Gambar 3.1.	Diagram Alir Penelitian	22
Gambar 3.2.	Diagram Alir Proses Pengolahan Data	24
Gambar 3.3.	Penggunaan 3 Periode Data Acuan untuk Peramalan 1 Periode Mendatang	25
Gambar 3.4.	Diagram Alir Langkah-langkah Peramalan Metode GARCH	29
Gambar 4.1.	Residual Plot dari Mean Model dengan Metode OLS.....	38
Gambar 4.2.	Histogram Hasil Uji Jarque-Bera untuk Melihat Normalitas Residual	38
Gambar 4.3.	Histogram Hasil Uji Jarque-Bera GARCH(2,1).....	45
Gambar 4.4.	<i>Error</i> Model GARCH(2,1) Terhadap Data Acuan Rabu, 13 Juli 2011	48

DAFTAR GRAFIK

Grafik 3.1. Pola Beban Listrik Hari Senin, 2 Mei hingga Minggu, 8 Mei 2011	26
Grafik 4.1. Pola Beban Listrik Hari Rabu, 15 Juni – 13 Juli 2011	33
Grafik 4.2. Pola Beban Listrik Data Acuan Hari Rabu dalam 3 Pekan Terakhir (22 Juni, 6 Juli, Dan 13 Juli 2011)	35
Grafik 4.3. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan	50
Grafik 4.4. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Rabu, 20 Juli 2011	52
Grafik 4.5. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Kamis, 21 Juli 2011	53
Grafik 4.6. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Jumat, 22 Juli 2011	54
Grafik 4.7. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Sabtu, 23 Juli 2011	54
Grafik 4.8. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Minggu, 24 Juli 2011	55
Grafik 4.9. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Senin, 25 Juli 2011	55
Grafik 4.10. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Selasa, 26 Juli 2011	56
Grafik 4.11. Persentase Persebaran MAPE Peramalan Metode GARCH	58
Grafik 4.12. Persentase Persebaran MAPE Peramalan Metode Koefisien	58

DAFTAR LAMPIRAN

- LAMPIRAN 1 Data Hasil Peramalan Metode GARCH 1 Mei – 31 Juli 2011.
- LAMPIRAN 2 MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH 1 Mei – 31 Juli 2011.
- LAMPIRAN 3 Grafik Perbandingan MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH dengan Metode Koefisien 1 Mei – 31 Juli 2011.



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tenaga listrik merupakan kebutuhan dasar bagi manusia dalam melakukan banyak aktivitasnya. Penggunaan listrik dari waktu ke waktu cenderung mengalami peningkatan yang besarnya tidak dapat ditentukan secara pasti. Hal ini disebabkan karena listrik sudah menjadi bagian penting dari kemajuan peradaban manusia di berbagai bidang, antara lain dalam bidang ekonomi, teknologi, sosial, dan budaya.

Peningkatan kebutuhan listrik tersebut harus diikuti dengan penyediaan tenaga listrik oleh pihak penyedia tenaga listrik, dalam hal ini adalah PT PLN (Persero), agar tercapai stabilitas sistem tenaga listrik serta mampu memenuhi kebutuhan konsumen akan energi listrik. Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, oleh sebab itu tenaga listrik harus dapat disediakan pada saat dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu, bagaimana mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat dengan kualitas baik. Permasalahannya yaitu apabila daya yang dikirim dari pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka akan timbul masalah pemborosan energi pada perusahaan listrik. Kondisi tersebut tentunya dapat menimbulkan kerugian bagi pihak penyedia tenaga listrik, yaitu PT PLN (Persero), dan dapat menimbulkan kerusakan pada instalasi sistem tenaga listrik karena frekuensi sistem akan naik hingga lebih dari 50 Hz. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan beban konsumen maka masalah yang akan terjadi adalah penurunan frekuensi sistem kurang dari 50 Hz dan dapat terjadi pemadaman lokal pada beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya. Untuk menjaga stabilitas tersebut, maka pihak penyedia tenaga listrik harus dapat

meramalkan besar kebutuhan atau permintaan listrik. Jika besar permintaan listrik tidak diramalkan, maka dapat mempengaruhi kesiapan dari unit pembangkit untuk menyediakan pasokan listrik kepada konsumen.

Peramalan beban listrik jangka pendek, yaitu peramalan beban listrik harian tiap setengah jam, sangat memegang peran penting khususnya dalam pengoperasian sistem tenaga listrik secara *real time*. Peramalan beban listrik harian yang tepat dan akurat, yaitu dengan tingkat atau persentase kesalahan (*error*) yang kecil, dapat memberikan keuntungan baik bagi PT PLN (Persero) sebagai pihak penyedia dan penyalur tenaga listrik maupun bagi konsumen. Karena dengan peramalan beban yang akurat (persentase kesalahan kecil), PT PLN (Persero) dapat melakukan penghematan biaya operasional sistem tenaga listrik. Sedangkan bagi konsumen, kontinuitas dan keandalan akan kebutuhan energi listrik tetap terjaga.

Banyak metode telah dikembangkan untuk peramalan beban listrik harian atau jangka pendek. Metode yang banyak digunakan dalam pembuatan model dan meramalkan beban listrik khususnya untuk peramalan beban listrik jangka pendek dalam memperkirakan beban listrik harian yaitu analisis *time series* pada teori statistik. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) merupakan salah satu pemodelan dalam analisis *time series* yang dapat digunakan untuk meramalkan beban listrik harian atau jangka pendek. Dengan memperhatikan bagaimana pentingnya peramalan beban listrik harian atau jangka pendek terhadap operasi sistem tenaga listrik secara *real time* untuk mempertahankan keandalan serta efisiensi sistem tenaga listrik, skripsi ini akan membahas lebih lanjut mengenai penggunaan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk meramalkan beban listrik harian tiap setengah jam (jangka pendek) pada sistem interkoneksi Jawa-Bali.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah berdasarkan latar belakang pada penelitian ini adalah bagaimana mendapatkan persamaan model dan peramalan beban listrik

menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dan bagaimana tingkat akurasinya.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan utama dari penelitian ini antara lain:

1. Membuat model peramalan beban listrik jangka pendek di Indonesia, khususnya sistem interkoneksi Jawa-Bali, dengan menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH).
2. Mengetahui tingkat akurasi model peramalan beban jangka pendek menggunakan metode GARCH dengan melihat besarnya persentase kesalahan (*error*).

1.4 Batasan Masalah

Pembatasan masalah pada penelitian ini yaitu membahas mengenai peramalan beban listrik harian tiap setengah jam (jangka pendek) pada sistem interkoneksi Jawa-Bali, berdasarkan data historis beban listrik dengan menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) serta mengetahui tingkat akurasi model peramalan yang dihasilkan dengan metode tersebut melalui persentase kesalahannya.

1.5 Metode Penulisan

Metode penulisan yang digunakan dalam pembuatan skripsi ini adalah:

1. Studi Literatur, yaitu dengan mempelajari materi-materi dari buku-buku dan sumber media elektronik untuk menjadi acuan dan referensi penulisan.
2. Konsultasi dan tanya jawab dengan pembimbing skripsi.
3. Studi Lapangan, yaitu dengan melakukan pengambilan data yang dibutuhkan serta penelitian ke lapangan.

4. Simulasi, yaitu melakukan analisis pemodelan dengan metode yang telah ditentukan (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, GARCH) dengan bantuan perangkat lunak (*software*) EViews 6 dan membandingkan hasilnya dengan landasan teori dari berbagai referensi.

1.6 Sistematika Penulisan

Bab satu membahas mengenai latar belakang masalah yang menjelaskan mengapa masalah yang dikemukakan dalam skripsi ini dianggap penting untuk dibahas, tujuan penelitian yang menjelaskan hal apa saja yang ingin dicapai melalui penulisan skripsi ini, batasan masalah yang menjelaskan parameter-parameter yang menjadi pembatas dalam pembahasan yang dilakukan, metode penulisan yang menjelaskan langkah-langkah yang akan dikerjakan dalam penulisan skripsi ini, dan terakhir sistematika penulisan yang menggambarkan sistematika keseluruhan penulisan skripsi ini.

Bab dua berisi landasan teori membahas konsep dan prinsip dasar mengenai jenis data, konsep peramalan, teori statistik, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) model*, dan pengukuran beban listrik, yang dibutuhkan untuk memecahkan masalah dalam penelitian. Landasan teori berupa uraian deskriptif dan matematis yang berkaitan dengan permasalahan yang dibahas.

Bab tiga dipaparkan mengenai metodologi penelitian yang berisi tahapan-tahapan penelitian mulai dari persiapan data, pengolahan data, dan peramalan dengan model GARCH, serta acuan perhitungan dalam membuat pemodelan.

Bab empat berisi mengenai pengolahan data berdasarkan metodologi penelitian dan tahap-tahap metode peramalan serta analisis terhadap model yang telah dibuat.

Bab lima merupakan kesimpulan skripsi berisikan pernyataan singkat dan tepat yang merupakan rangkuman dari hasil studi dan penelitian yang dilakukan dalam skripsi ini.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Data

Data merupakan kumpulan fakta yang diketahui atas berbagai hal kejadian nyata atau berdasarkan pengamatan. Data dapat digunakan sebagai dasar untuk penarikan suatu kesimpulan atau informasi dengan pengolahan yang sesuai.

Data dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis [1], yaitu:

2.1.1 Berdasarkan Sifatnya

- a. Data Kualitatif, merupakan data berdasarkan mutu atau pernyataan yang tidak disajikan dalam bentuk angka.
- b. Data Kuantitatif, merupakan data yang disajikan dalam bentuk angka.

2.1.2 Berdasarkan Sumbernya

- a. Data Internal, merupakan data yang diperoleh dari dalam suatu instansi dan menggambarkan kondisi suatu instansi tersebut.
- b. Data Eksternal, merupakan data yang diperoleh dari luar suatu instansi dan menggambarkan kondisi suatu hal di luar instansi yang memiliki data tersebut.

2.1.3 Berdasarkan Cara Memperolehnya

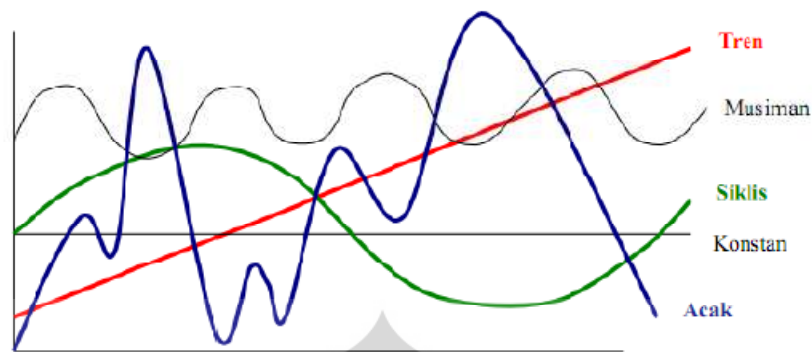
- a. Data Primer, merupakan data yang diperoleh secara langsung melalui hasil pengamatan dan diolah sendiri oleh pihak yang menggunakan data tersebut.
- b. Data Sekunder, merupakan data yang diperoleh secara tidak langsung melalui hasil pengamatan dan diolah oleh pihak lain.

2.1.4 Berdasarkan Waktu Pengumpulannya

- a. Data *Cross Section*, merupakan data yang dikumpulkan pada satu waktu tertentu.
- b. Data *Time Series*, merupakan data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu pada rentang waktu tertentu.
- c. Data Panel, merupakan data gabungan antara data *cross section* dan data *time series*.

Pada data *time series* yang telah didapat dan diplot dalam bentuk grafik, akan dapat menunjukkan suatu pola perkembangan data tertentu menurut waktunya. Pola-pola tersebut merupakan komponen-komponen data *time series*. Adapun komponen-komponen data *time series* [2] antara lain:

- a. Tren (*Trend*)
Pola tren merupakan karakteristik data yang membentuk grafik linear, gradien yang naik atau turun menunjukkan adanya peningkatan atau penurunan yang konstan terhadap waktu.
- b. Musiman (*Seasonality*)
Pola musiman merupakan karakteristik data berupa grafik berulang terhadap waktu (membentuk siklus) yang terbentuk karena adanya pola kebiasaan dalam suatu periode tertentu.
- c. Siklis (*Cycle*)
Pola siklis merupakan karakteristik data yang membentuk siklus dan hampir sama dengan pola musiman, namun pola siklis memiliki periode yang lebih panjang dibandingkan dengan pola musiman.
- d. Acak (*Irregular*)
Pola acak merupakan karakteristik data yang membentuk grafik acak karena data atau variabelnya tidak dipengaruhi oleh faktor-faktor khusus sehingga pola yang terbentuk menjadi tidak menentu dan tidak dapat diperkirakan secara biasa.



Gambar 2.1. Komponen-Komponen Data *Time Series*.

Sumber: Aulia Khair, 2011

2.2 Peramalan

2.2.1 Pengertian Peramalan

Peramalan merupakan perkiraan atau dugaan atas suatu kejadian tertentu di waktu yang akan datang. Peramalan memiliki fungsi sebagai tindakan preventif terhadap hal-hal yang tidak diinginkan di waktu mendatang. Hasil dari peramalan tersebut dapat dijadikan acuan untuk mempersiapkan tindakan yang perlu dilakukan agar hasil aktualnya sesuai dengan yang diinginkan.

Berdasarkan jangka waktunya, peramalan dapat dibagi menjadi tiga periode, yaitu:

- a. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*)
Peramalan jangka panjang merupakan peramalan yang memprediksikan keadaan dalam jangka waktu beberapa tahun ke depan (tahunan).
- b. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*)
Peramalan jangka menengah merupakan peramalan yang memprediksikan keadaan dalam jangka waktu bulanan atau mingguan.
- c. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*)
Peramalan jangka pendek merupakan peramalan yang memprediksikan keadaan dalam jangka waktu harian hingga tiap jam.

2.2.2 Karakteristik Peramalan

Peramalan memiliki empat karakteristik yang perlu diperhatikan untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih efektif [2], yaitu:

1. Peramalan biasanya salah.

Peramalan merupakan hasil perkiraan yang belum tentu benar walaupun hasilnya mendekati nilai aktualnya. Hal tersebut disebabkan adanya faktor-faktor yang tidak ikut diperhitungkan dalam melakukan peramalan.

2. Setiap peramalan seharusnya menyertakan estimasi kesalahan (*error*).

Tingkat keakuratan suatu peramalan dapat diketahui melalui persentase kesalahan yang dihasilkan dari perbedaan antara nilai hasil peramalan dengan nilai aktualnya. Oleh karena itu, setiap peramalan seharusnya menyertakan estimasi kesalahan (*error*).

3. Peramalan akan lebih akurat untuk kelompok atau grup.

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

4. Peramalan akan lebih akurat untuk jangka waktu yang lebih dekat.

Peramalan yang dilakukan untuk jangka waktu yang lebih jauh akan memiliki ketidakpastian (persentase kesalahan) yang tinggi dibandingkan dengan peramalan yang dilakukan untuk jangka waktu yang lebih dekat.

2.2.3 Metode Peramalan

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

Metode peramalan kualitatif digunakan apabila data historis tidak tersedia sama sekali atau tersedia namun jumlahnya tidak mencukupi. Metode peramalan kualitatif mengkombinasikan informasi dengan pengalaman, penilaian, dan intuisi untuk menghasilkan pola-pola dan hubungan yang mungkin dapat 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 (*causal model*) dan analisis deret waktu (*time series analysis*).

Model kausal (*causal model*) merupakan peramalan yang menggunakan informasi atas satu atau beberapa faktor (variabel) untuk memprediksi variabel lainnya dengan menganalisis hubungan antar variabel-variabel tersebut. Teknik utama dalam model kausal ini adalah analisis regresi, baik regresi sederhana maupun majemuk.

Analisis deret waktu (*time series analysis*) merupakan proses pengolahan dan analisis serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap. Analisis deret waktu terbagi menjadi tiga metode berdasarkan ada atau tidaknya tren pada data acuan yaitu:

1. *Smoothing Method*

Smoothing method merupakan metode penghalusan terhadap data acuan atau data historis yang kemudian nilai yang telah dihaluskan tersebut diekstrapolasikan untuk meramal nilai masa yang akan datang. Teknik yang digunakan dalam metode *smoothing* yaitu *Simple Moving Average* dan *Exponential smoothing*.

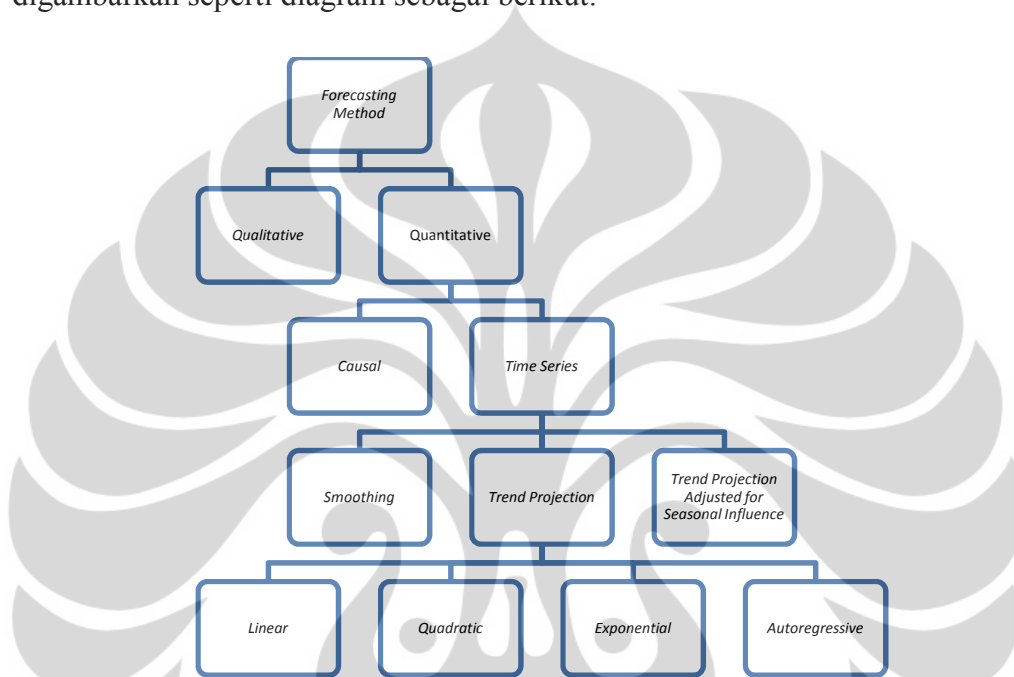
2. *Trend Projection*

Trend projection merupakan metode peramalan yang menyesuaikan sebuah garis tren pada sekumpulan data masa lalu atau data historis, dan kemudian diproyeksikan dalam garis untuk meramalkan masa yang akan datang. Teknik yang digunakan dalam metode *trend projection* antara lain dengan *trend model linear, quadratic, exponential, dan autoregressive*.

3. *Trend Projection Adjusted for Seasonal Influence*

Trend projection adjusted for seasonal influence merupakan metode *trend projection* yang disesuaikan dan digunakan untuk data historis yang memiliki pengaruh musiman.

Secara garis besar, metode peramalan dapat dikelompokkan dan digambarkan seperti diagram sebagai berikut:



Gambar 2.2. Diagram Metode Peramalan.

2.2.4 Tahapan Peramalan

Dalam melakukan peramalan, khususnya menyusun perancangan metode peramalan, diperlukan beberapa tahap yang harus dilalui, yaitu:

1. Menentukan jenis data yang digunakan dan melakukan analisis pola data serta karakteristik yang dimilikinya.
2. Memilih metode peramalan yang digunakan dengan menyesuaikan jenis data untuk mendapatkan persentase kesalahan (*error*) yang sekecil mungkin.
3. Menentukan parameter-parameter 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 kesalahannya (*error*) sebagai perbandingan antara nilai perkiraan (hasil peramalan) dengan nilai aktualnya.

2.2.5 Peramalan Beban Listrik

Peramalan beban listrik dalam pengoperasian sistem tenaga listrik sangat berguna dan berperan penting untuk melakukan pengaturan beban terutama secara *real time*. Peramalan beban listrik sebagai kajian dalam bidang perencanaan dan evaluasi operasi sistem tenaga listrik memegang peranan yang sangat penting karena berdasarkan jangka waktu peramalannya sesuai dengan Peraturan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral No.03 Tahun 2007 tentang Aturan Jaringan Sistem Tenaga Listrik Jawa-Madura-Bali dalam Aturan Perencanaan Dan Pelaksanaan Operasi, peramalan beban listrik memiliki tujuan sebagai berikut:

- a. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional jangka panjang atau tahunan yang memiliki tujuan untuk menentukan kapasitas serta ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi, dan sistem distribusi.
- b. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional bulanan atau mingguan yang memiliki tujuan untuk mempersiapkan kebutuhan energi bulanan, penjadwalan, pemeliharaan, dan operasional baik itu unit pembangkitan, sistem transmisi, maupun sistem distribusi.
- c. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional harian yang memiliki tujuan untuk analisis, perencanaan, dan evaluasi neraca energi, serta studi perbandingan beban listrik hasil peramalan dengan aktual tiap jamnya (*real time*).

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data beban listrik harian selama beberapa minggu terakhir pada hari yang sama dan metode yang digunakan adalah metode *time series* GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity).

2.3 Teori Statistik

2.3.1 Pengertian Analisis Deret Waktu (*Time Series Analysis*)

Deret waktu (*time series*) merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap [3]. Hasil pengamatan tersebut kemudian diolah dan dianalisis sehingga didapatkan hasil peramalan untuk masa depan. Proses analisis tersebut terdiri dari berbagai jenis metode namun pada dasarnya tetap menggunakan pola data deret waktu (*time series*) untuk meramalkan masa depan melalui mekanisme tertentu. Proses analisis inilah yang disebut sebagai analisis deret waktu (*time series analysis*).

Pada tahun 1970 George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins melalui bukunya *Time Series Analysis: Forecasting and Control* memperkenalkan analisis deret waktu. Metode tersebut hingga kini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi. Model deret waktu (*time series*) dibuat dengan melihat korelasi antar pengamatan dan tergantung pada beberapa pengamatan sebelumnya. Oleh karena itu diperlukan uji korelasi antar pengamatan yang disebut dengan *Autocorrelation Function* (ACF)

Dalam analisis deret waktu, unsur-unsur yang berkaitan serta menjadi konsep dasar dalam analisis *time series*, yaitu:

- a. Stasioneritas, merupakan kondisi dimana tidak terdapat 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 didiferensiasi hingga mencapai stasioner.

- b. Fungsi Autokorelasi (*Autocorrelation Function*, ACF), merupakan korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu yang disusun dalam plot setiap lag.
- c. Fungsi Autokorelasi Parsial (*Partial Autocorrelation Function*, PACF), merupakan korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu yang mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu dalam plot setiap lag.
- d. *Cross Correlation*, digunakan untuk menganalisis deret waktu multivariat sehingga ada lebih dari 2 deret waktu yang akan dianalisis.
- e. Proses *White Noise*, merupakan proses stasioner suatu data deret waktu yang didefinisikan sebagai deret variabel acak yang independen, identik, dan terdistribusi.
- f. Analisis Tren, merupakan analisis yang digunakan untuk menaksir model tren suatu data deret waktu, antara lain dengan model *linear*, *quadratic*, *exponential*, dan *autoregressive*.

2.3.2 Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Engle (1982: 987) memperkenalkan suatu model dalam analisis deret waktu yang memperlakukan variansi dari *error* sebagai proses *Autoregressive* (AR), kemudian dikenal sebagai model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) dengan mengenalkan konsep *Conditional Heteroscedasticity*. Selanjutnya Bollerslev (1986: 244) mengembangkan model ARCH menjadi model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), yang memungkinkan variansi dari *error* sebagai proses *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Adapun bentuk umum model GARCH (p, q) adalah sebagai berikut

$$Y_t = c + \gamma_1 X_{t-1} + \dots + \gamma_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad \dots(2.1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad \dots(2.2)$$

dimana: Y_t = variabel dependen

c = konstanta

γ_p = koefisien variabel independen

X_{t-p} = variabel independen

ε_t = residual (*error*)

σ_t^2 = variansi residual

$\alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$ = komponen ARCH

$\beta_q \sigma_{t-q}^2$ = komponen GARCH

Identifikasi model GARCH, yaitu menentukan orde p dan q , adalah dengan melihat lag signifikan pada plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari kuadrat residual. Selain cara tersebut, metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) juga dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model GARCH.

Adapun beberapa persamaan yang mengikuti GARCH *processes* yaitu:

1. ARCH(p) atau GARCH($p,0$)

merupakan persamaan yang dipengaruhi *error*

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad \dots(2.3)$$

2. GARCH(q) atau GARCH($0,q$)

merupakan persamaan yang dipengaruhi persamaan itu sendiri di waktu yang lalu.

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad \dots(2.4)$$

3. GARCH(p,q)

merupakan persamaan gabungan yang dipengaruhi *error* dan persamaan itu sendiri di waktu yang lalu.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad \dots(2.5)$$

2.3.3 Validasi Model dan Pemilihan Model Terbaik

Validasi model merupakan pemeriksaan residual terhadap asumsi *white noise* yaitu residual yang berdistribusi normal, independen atau tidak ada masalah autokorelasi, stasioner, dan variansi residual yang konstan. Dalam melakukan pemeriksaan residual dengan berbagai uji statistik digunakan nilai atau tingkat kesalahan (α) sebesar 5 %. Hal tersebut berarti bahwa tingkat kepercayaan atau kebenaran dari model adalah sebesar 95 %.

Pemeriksaan normalitas *error* dapat dilakukan dengan melihat histogram atau uji Jarque-Bera dengan hipotesis [10]:

H_0 : *Error* berdistribusi normal

H_1 : *Error* tidak berdistribusi normal

Terima H_0 jika probabilitas Jarque-Bera lebih besar dari α yang berarti residual/*error* berdistribusi normal, dengan statistik uji:

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad \dots(2.6)$$

dimana: n = jumlah data

S = skewness histogram

K = kurtosis histogram

Pemeriksaan kestasioneran residual dapat dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan hipotesis [7]:

H_0 : $\delta = 0$, residual tidak stasioner

H_1 : $\delta \neq 0$, residual stasioner

Terima H_0 jika $\delta = 0$ yang berarti bahwa residual tidak stasioner, dengan formulasi:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \dots(2.7)$$

dimana: m = panjang lag yang digunakan

Pemeriksaan masalah autokorelasi dapat dilakukan melalui fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) yang juga dapat digunakan untuk menentukan orde model GARCH(p,q). Jika diberikan suatu observasi data runtun waktu (*time series*) x_1, x_2, \dots, x_n , maka ACF sampel dapat dihitung dengan menggunakan persamaan [3]:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\gamma_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad \dots(2.8)$$

dimana: $\bar{x} = \sum_{t=1}^n \frac{x_t}{n}$ = rata-rata sampel dari data

sedangkan untuk PACF sampel dimulai dengan menghitung $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$, dan untuk menghitung $\hat{\phi}_{kk}$ digunakan persamaan:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad \dots(2.9)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, \quad j = 1, \dots, k \quad \dots(2.10)$$

dimana: $\hat{\rho}_k$ = autokorelasi sampel antara x_t dan x_{t-k}

Pemeriksaan autokorelasi juga dapat dilakukan dengan uji Durbin-Watson dengan hipotesis [10]:

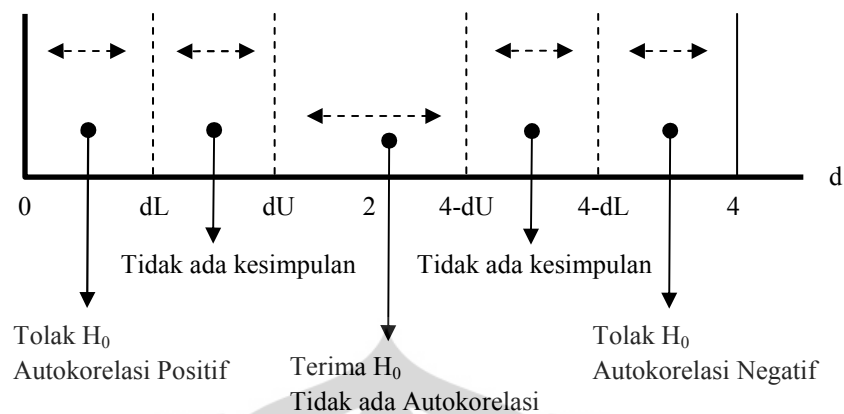
$H_0 : \rho = 0$, tidak ada autokorelasi positif atau negatif

$H_1 : \rho \neq 0$, terdapat autokorelasi positif atau negatif

dengan statistik uji dan kriteria pengujian sebagai berikut:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (\hat{e}_t - \hat{e}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \hat{e}_t^2} \quad \dots(2.11)$$

dimana: d = nilai Durbin-Watson



Gambar 2.3. Kriteria Daerah Pengujian Durbin-Watson.

Sumber: Sofyan Yamin, 2011

Nilai Durbin-Watson kemudian dibandingkan dengan nilai d -tabel. Hasil perbandingan akan menghasilkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Jika $d < dL$, berarti terdapat autokorelasi positif.
2. Jika $d > (4-dL)$, berarti terdapat autokorelasi negatif.
3. Jika $dU < d < (4-dU)$, berarti tidak terdapat autokorelasi.
4. Jika $dL < d < dU$ atau $(4-dU) < d < (4-dL)$, berarti tidak dapat disimpulkan.

Pemeriksaan heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan uji White dengan hipotesis [7]:

H_0 : Probabilitas Chi-Square $> \alpha$, Homoskedastis

H_1 : Probabilitas Chi-Square $< \alpha$, Heteroskedastis

Terima H_0 jika probabilitas Chi-Square lebih besar dari α yang berarti variansi residual homogen (homoskedastis), dengan statistik uji:

$$nR^2 \sim \chi^2 \quad \dots(2.12)$$

dimana: n = jumlah data

R^2 = koefisien determinasi (*R-Squared*)

χ^2 = Chi-Square

Adanya masalah heteroskedastisitas atau variansi residual yang tidak homogen menyebabkan asumsi *white noise* tidak terpenuhi, oleh sebab itu perlu dilakukan pemodelan variansi residual dengan model GARCH.

Pemilihan model terbaik diantara semua kemungkinan model yang mungkin terbentuk dilakukan dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dari masing-masing kemungkinan model, dengan persamaan [7]:

$$\ln AIC = \left(\frac{2k}{n}\right) + \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) \quad \dots(2.13)$$

dimana: k = jumlah parameter dalam model

SSE = *Sum of Squared Error*

Selain menggunakan AIC, pemilihan model terbaik dari semua kemungkinan model yang terbentuk juga dapat dilakukan dengan menghitung dan melihat nilai *R-Squared* (R^2) terbesar dari masing-masing kemungkinan model, dengan persamaan:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum u_i^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad \dots(2.14)$$

dimana: SST = *Sum of Squared Total*

2.3.4 Langkah-langkah Membentuk Model GARCH

Langkah-langkah dalam membentuk model GARCH yaitu:

1. Mengidentifikasi *mean model* dari variabel yang akan diteliti.
2. Melakukan estimasi parameter dari *mean model*.
3. Melakukan uji residual dari *mean model*, dimana:
 - jika residual stasioner, maka proses berhenti karena memiliki ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).
 - jika residual tidak stasioner, maka lanjut ke tahap selanjutnya.
4. Melakukan uji apakah model memiliki heteroskedastisitas, dan jika terdapat heteroskedastisitas maka pemodelan GARCH dapat dilakukan.

5. Melakukan estimasi secara serentak model GARCH yang terdiri dari *mean model* dan *variance conditional model*.
6. Melakukan uji residual dari model GARCH, dimana:
 - jika residual stasioner, maka hasil sudah menunjukkan *goodness of fit*.
 - jika residual tidak stasioner, maka mengulang kembali dari langkah pertama yaitu mengidentifikasi *mean model*.

2.3.5 Persentase Kesalahan (*Error*)

Kesalahan atau *error* merupakan besarnya selisih antara nilai aktual dengan nilai peramalan, sesuai persamaan berikut:

$$\varepsilon_t = X_t - F_t \quad \dots(2.15)$$

dimana:

- ε_t = kesalahan atau *error*
- X_t = nilai aktual
- F_t = nilai hasil peramalan

Nilai kesalahan akan bernilai positif jika nilai hasil peramalan lebih kecil dari nilai aktual dan bernilai negatif jika nilai hasil peramalan lebih besar dari nilai aktual. Pengukuran keakuratan hasil peramalan dapat diukur berdasarkan beberapa indikator kesalahan peramalan [2], yaitu:

- a. Rata-rata Kesalahan (*Average/Mean Error, ME*)

Rata-rata kesalahan atau *mean error* (ME) merupakan rata-rata nilai kesalahan dari sejumlah data, yang dapat dinotasikan sesuai persamaan berikut:

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n} \quad \dots(2.16)$$

ME sulit untuk menentukan kesalahan suatu data secara keseluruhan dan tepat karena terdapat nilai positif dan negatif yang akan saling mengurangi atau menambahkan nilai kesalahan.

b. *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean absolute error (MAE) merupakan rata-rata nilai kesalahan yang bernilai mutlak positif dari sejumlah data, sesuai persamaan berikut:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad \dots(2.17)$$

Hal tersebut bertujuan untuk mengantisipasi kesalahan atau *error* yang bernilai negatif, sehingga dapat menentukan nilai rata-rata kesalahan secara tepat.

c. *Mean Squared Error* (MSE)

Mean squared error (MSE) merupakan rata-rata nilai kuadrat kesalahan dari sejumlah data, sesuai persamaan berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} \quad \dots(2.18)$$

MSE umumnya digunakan untuk menilai kesalahan dengan penyimpangan yang lebih jauh (ekstrem) dibandingkan dengan MAE.

d. *Percentage Error* (PE)

Percentage error (PE) merupakan persentase kesalahan dari nilai aktual dengan nilai hasil peramalan, seperti persamaan berikut:

$$PE = \frac{X_t - F_t}{X_t} \cdot 100 \% \quad \dots(2.19)$$

e. *Mean Percentage Error* (MPE)

Mean percentage error (MPE) merupakan rata-rata persentase kesalahan dari sejumlah data, seperti persamaan berikut:

$$MPE = \frac{\sum_{i=1}^n PE_i}{n} \quad \dots(2.20)$$

f. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mean absolute percentage error (MAPE) merupakan rata-rata persentase kesalahan yang bernilai mutlak positif dari sejumlah data, seperti persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |PE_i|}{n} \quad \dots(2.21)$$

2.4 Pengukuran Beban Listrik

Gardu induk merupakan suatu sistem instalasi listrik (sub sistem) yang menjadi penghubung dalam sistem penyaluran (transmisi) dalam kesatuan sistem tenaga listrik. Gardu induk memiliki fungsi yaitu:

- a. Mentransformasikan daya listrik dengan frekuensi tetap (50 Hz), dari:
 - Tegangan ekstra tinggi 500 kV ke tegangan tinggi 150 kV.
 - Tegangan tinggi 150 kV ke tegangan tinggi 70 kV.
 - Tegangan tinggi 150 kV atau 70 kV ke tegangan menengah 20 kV.
- b. Untuk pengukuran, pengawasan operasi serta pengamanan dari sistem tenaga listrik.
- c. Pengaturan pelayanan beban ke gardu induk lain melalui tegangan tinggi dan ke gardu distribusi, setelah melalui proses penurunan tegangan melalui penyulang (*feeder*) tegangan menengah yang ada di gardu induk.
- d. Untuk sarana telekomunikasi internal, yang dikenal dengan istilah *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA).

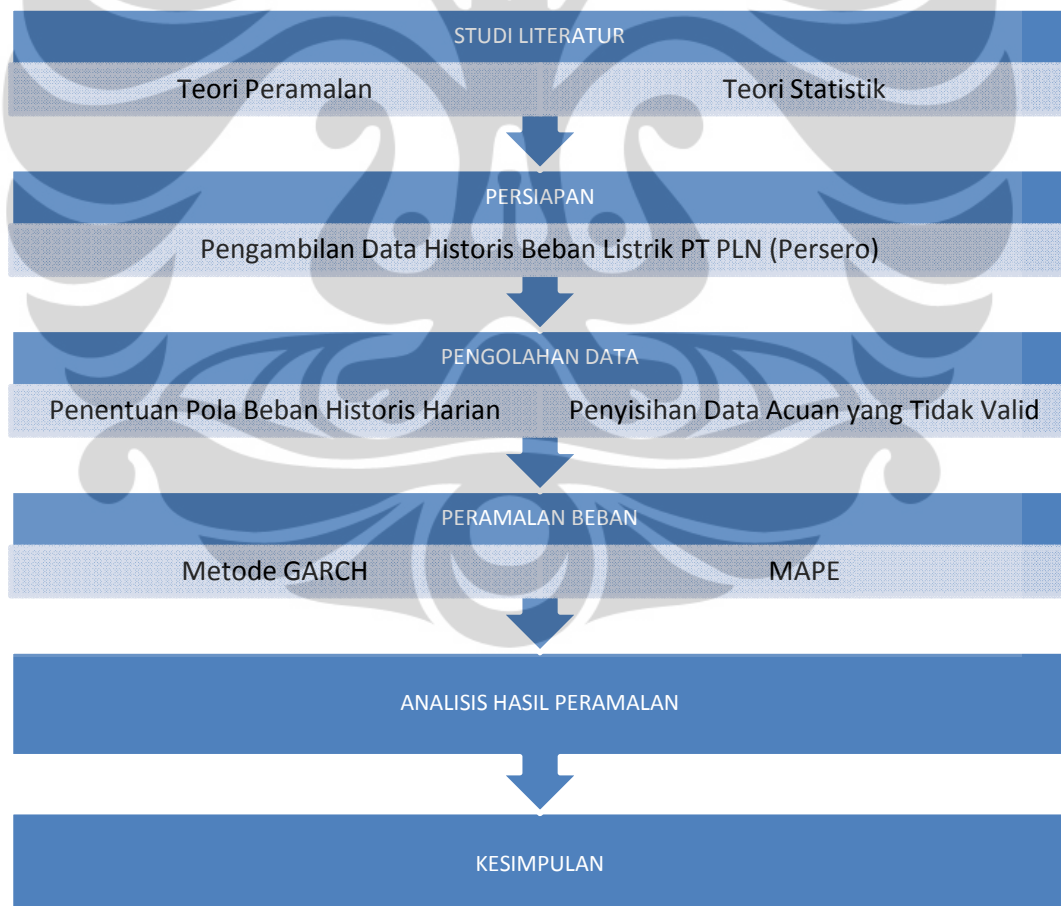
Pengukuran beban listrik pada gardu induk bertujuan untuk memperoleh data besarnya beban pada saat pengoperasian untuk kemudian dapat diolah, dianalisis, dan dievaluasi dalam operasi *real time*. Data beban hasil pengukuran pada gardu induk tersebut yang kemudian dijadikan data acuan dalam proses peramalan beban listrik baik untuk peramalan jangka panjang, menengah, dan pendek.

BAB 3

METODOLOGI

3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian dalam meramalkan beban listrik dibagi dalam tahapan-tahapan yang dilakukan secara urut dan disusun secara sistematis untuk mendapatkan hasil yang sesuai dengan teori. Tahapan-tahapan penelitian tersebut mencakup studi literatur, persiapan atau pengambilan data, dan pengolahan data. Kemudian dilakukan analisis dan evaluasi hasil penelitian yang selanjutnya dapat dibuat kesimpulan. Secara garis besar, diagram alir penelitian dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian.

Penelitian dimulai dengan studi literatur, yaitu dengan mempelajari materi-materi terkait dari buku-buku dan sumber media internet yang dapat dijadikan sebagai acuan dalam melakukan penelitian, serta jurnal-jurnal internasional yang memiliki studi kasus sejenis. Studi literatur yang dilakukan mencakup teori-teori mengenai peramalan secara umum dan peramalan beban listrik secara khusus, serta teori statistik khususnya metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH).

Tahap persiapan merupakan proses mencari sumber-sumber informasi data yang sangat membantu dan bermanfaat dalam proses penelitian, yaitu data beban listrik PT PLN (Persero) pada sistem interkoneksi Jawa-Bali.

Data yang diperoleh selanjutnya diolah sesuai dengan metode yang digunakan, yaitu pengolahan data historis beban listrik dengan menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) yang kemudian dibuat pemodelannya untuk melakukan peramalan.

3.2 Tahapan Persiapan

Tahapan persiapan merupakan proses pengumpulan data dan informasi yang dibutuhkan dalam penelitian. Tahap persiapan ini meliputi penentuan daerah sampel serta permintaan data historis beban listrik PT PLN (Persero).

a. Penentuan Daerah Sampel

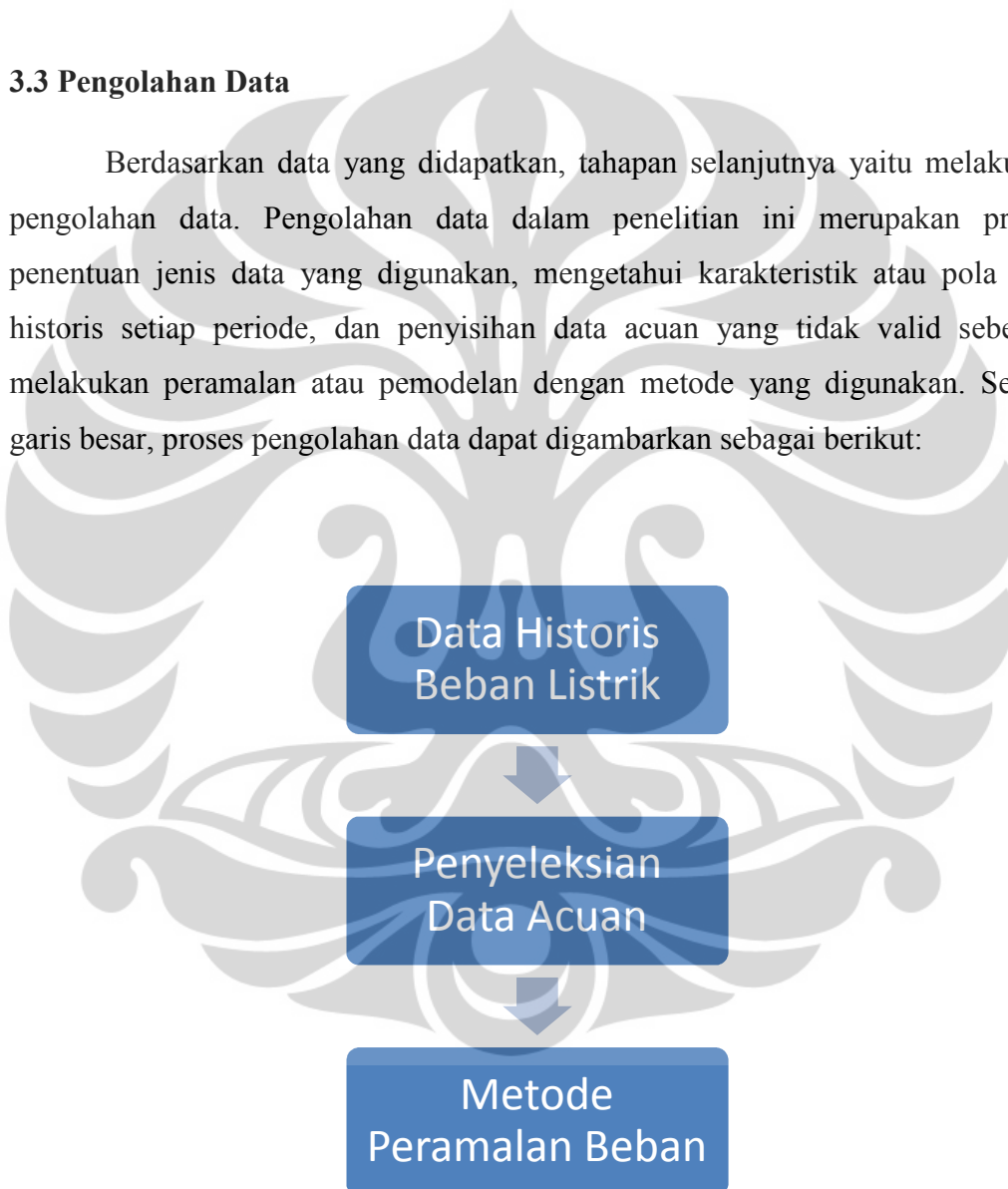
Untuk mendapatkan data serta informasi yang dibutuhkan, perlu ditentukan suatu daerah yang dapat dijadikan sampel. Dalam penelitian ini, sistem interkoneksi Jawa-Bali dipilih dan digunakan sebagai sampel. Alasan pemilihan sistem interkoneksi Jawa-Bali sebagai daerah sampel dikarenakan diantara semua sistem ketenagalistrikan di Indonesia, yang sudah cukup baik berkembang dan memiliki data historis serta perkiraan beban listrik secara lengkap sehingga dapat dijadikan perbandingan terhadap hasil penelitian ini adalah sistem interkoneksi Jawa-Bali.

b. Permintaan Data Historis Beban Listrik PT PLN (Persero)

Data beban listrik yang diminta kepada PT PLN (Persero) dan digunakan dalam penelitian merupakan data beban listrik harian tiap setengah jam selama satu tahun terakhir pada sistem interkoneksi Jawa-Bali. Data ini diperoleh melalui data historis yang dimiliki PT PLN (Persero) P3B.

3.3 Pengolahan Data

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:

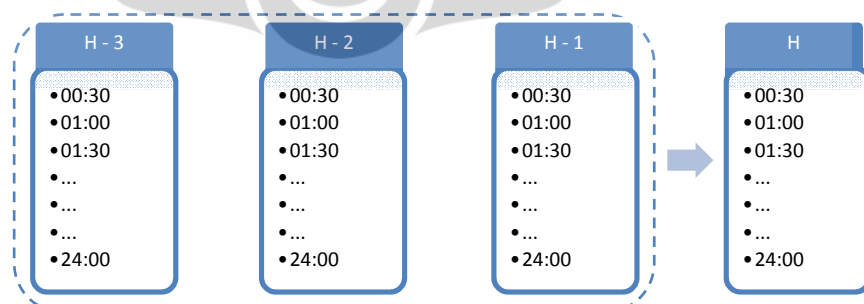


Gambar 3.2. Diagram Alir Proses Pengolahan Data.

a. Penentuan Jenis Data

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

- Data beban listrik per setengah jam pada hari yang sama. Sebagai contoh, misalnya untuk meramalkan beban hari Senin maka data acuan yang digunakan adalah data acuan hari Senin sebelumnya. Alasan digunakan data pada hari yang sama karena pola beban listrik memiliki pola serupa pada hari yang sama, sedangkan untuk hari yang berbeda memiliki perbedaan karakteristik pola beban.
- Data yang digunakan berjumlah 2×24 data (48 data) setiap periode (satu hari pembebanan listrik). Hal tersebut dikarenakan data yang digunakan adalah data beban listrik per setengah jam.
- Data selama tiga pekan terakhir pada hari yang sama dengan penyesuaian hari khusus yang dapat mengubah kebiasaan penggunaan listrik. Hal tersebut berarti bahwa terdapat tiga periode data acuan pada hari yang sama untuk membuat model peramalan, karena nilai tiga periode acuan dianggap sebagai nilai yang terbaik dan stabil dalam menghasilkan satu periode yang mendekati nilai aktual. Penggunaan data historis yang terlalu banyak dapat menyebabkan masalah multikolinieritas sehingga nilai peramalan menjadi kurang sensitif untuk mendapatkan perkembangan peramalan yang paling akurat dan cenderung konstan.

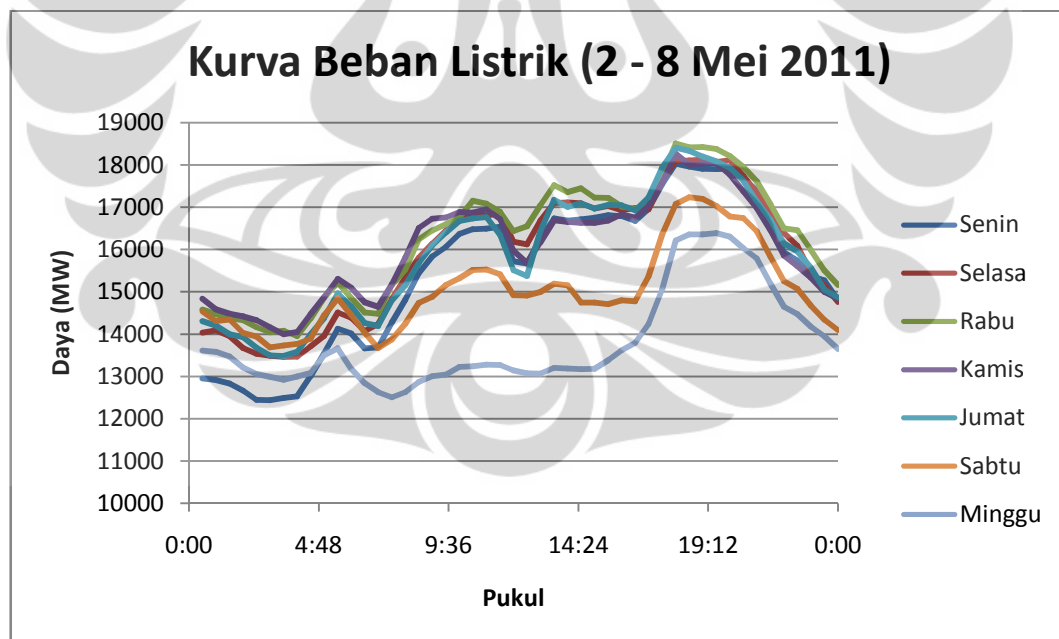


Gambar 3.3. Penggunaan 3 Periode Data Acuan untuk Peramalan 1 Periode Mendatang.

b. Karakteristik Data Historis Setiap Periode

Satu periode data historis menyatakan satu hari pembebanan listrik yang dapat menggambarkan grafik beban listrik dalam satu hari tersebut. Masing-masing hari dalam sepekan, yaitu dari hari senin hingga minggu, memiliki pola beban yang berbeda-beda tergantung dengan pola kebiasaan penggunaan listrik konsumen pada suatu daerah tertentu. Oleh karena itu, peramalan dilakukan sebanyak tujuh kali yaitu masing-masing hari dalam sepekan. Alasan dilakukan peramalan untuk masing-masing hari didasari oleh dua hal, yaitu:

- Satu hari memiliki pola penggunaan listrik yang berbeda dengan hari lainnya, terutama jika dibandingkan antara hari libur (Sabtu dan Minggu) dengan hari kerja (Senin hingga Jumat).
- Peramalan dilakukan dengan menggunakan data acuan pada hari yang sama, maka besarnya persentase kesalahan dapat diketahui untuk setiap harinya.



Grafik 3.1. Pola Beban Listrik Hari Senin, 2 Mei hingga Minggu, 8 Mei 2011.

c. Penyisihan Data Acuan yang Tidak Valid

Dalam melakukan peramalan, dibutuhkan data-data yang valid. Jika terdapat data beban listrik yang kosong (bernilai nol) atau nilai beban rata-rata per harinya jauh lebih kecil (kurang dari 90%) dibanding nilai beban rata-rata hari yang sama pada pekan sebelumnya, maka data beban listrik pada hari tersebut tidak digunakan dalam pengolahan data atau peramalan. Data yang tidak valid tersebut dapat terjadi karena pengaruh adanya hari-hari libur khusus yang dapat mengubah kebiasaan penggunaan listrik atau terjadinya anomali dalam pengukuran yang dilakukan oleh PT PLN (Persero) P3B akibat adanya gangguan pada operasi sistem tenaga listrik.

3.4 Peramalan Data Historis Beban

Metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) yang merupakan salah satu metode atau pemodelan dalam analisis *time series*. Adapun langkah-langkah dalam membentuk suatu model GARCH, yaitu:

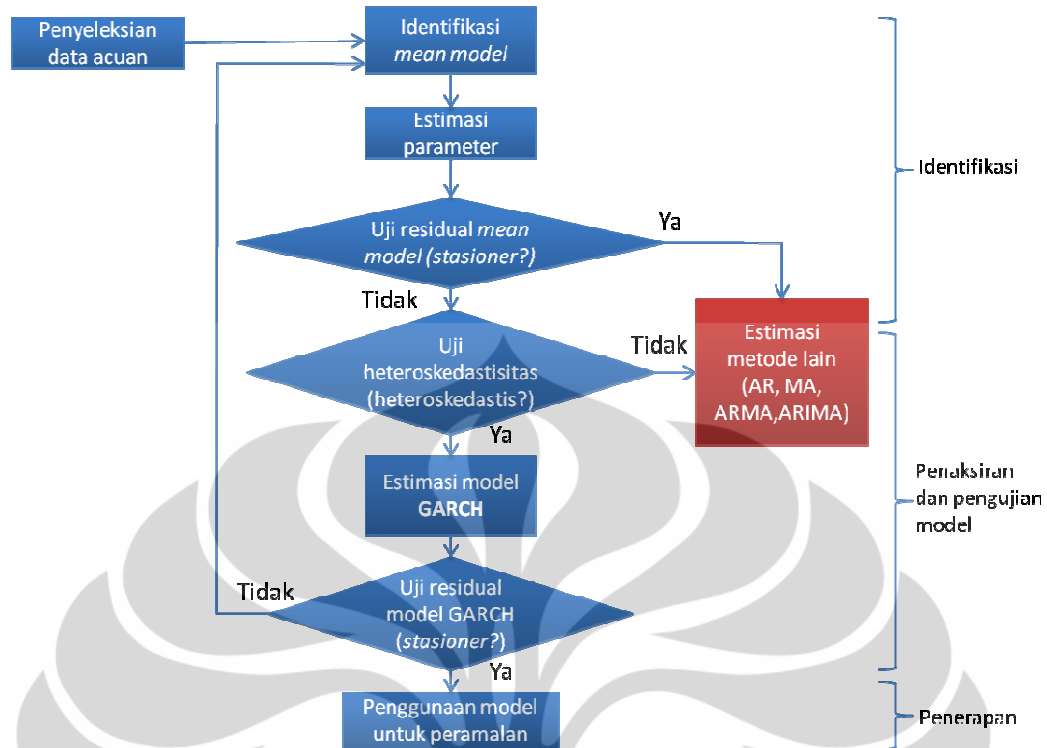
1. Mengidentifikasi *mean model* dari variabel yang akan diteliti.
2. Melakukan estimasi parameter dari *mean model*.
3. Melakukan uji residual dari *mean model*, dimana:
 - jika residual stasioner, maka proses berhenti karena memiliki ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).
 - jika residual tidak stasioner, maka lanjut ke tahap selanjutnya.
4. Melakukan uji apakah model memiliki heteroskedastisitas, dan jika terdapat heteroskedastisitas maka permodelan GARCH dapat dilakukan.
5. Melakukan estimasi secara serentak model GARCH yang terdiri dari *mean model* dan *variance conditional model*.
6. Melakukan uji residual dari model GARCH, dimana:
 - jika residual stasioner, maka hasil sudah menunjukkan *goodness of fit*.

- jika residual tidak stasioner, maka mengulang kembali dari langkah pertama yaitu mengidentifikasi *mean model*.

Tahap identifikasi dilakukan dengan mengamati pola estimasi fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) yang diperoleh dari data yang selanjutnya digunakan untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dengan pola data.

Setelah mendapatkan model 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. Uji statistik yang dilakukan dalam melakukan peramalan dengan metode GARCH ini yaitu uji kestasioneran residual *mean model* dan uji heteroskedastisitas. Setelah itu dilakukan estimasi secara serentak model GARCH yang terdiri dari *mean model* dan *variance conditional model*. Kemudian langkah terakhir dilakukan uji kestasioneran residual. Jika hasil verifikasi dalam menentukan model tidak cocok atau tidak sesuai, maka uji statistik yang dilakukan tersebut haruslah mampu memberikan petunjuk bagaimana model harus diubah. Langkah-langkah identifikasi, estimasi, dan *diagnostic check* akan terus berulang jika model tidak cocok hingga didapatkan model yang paling sesuai dengan data dan dapat digunakan untuk peramalan.

Secara garis besar, pembentukan model GARCH dapat digambarkan dalam diagram alir sebagai berikut:



Gambar 3.4. Diagram Alir Langkah-langkah Peramalan Metode GARCH.

Dalam tahap peramalan beban, yaitu setelah melakukan pengolahan data atau peramalan dengan metode GARCH, selanjutnya yaitu menentukan nilai kesalahan absolut pada peramalan satu hari yang dinyatakan dalam persen. Untuk memperoleh persentase kesalahan (*error*) tersebut, diperlukan perbandingan antara data hasil peramalan dengan data aktual yang telah ada. Perbandingan tersebut akan menghasilkan persentase kesalahan mutlak (*Absolute Percentage Error*, APE) di setiap titik peramalan pada satu hari. Kemudian keseluruhan persentase kesalahan di hari tersebut dirata-ratakan sehingga diperoleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada satu hari tersebut.

Nilai MAPE pada satu hari yang telah didapatkan tersebut selanjutnya dirata-ratakan dengan hari yang sama pada pekan atau bulan berikutnya selama rentang waktu sampel. Sehingga diperoleh nilai MAPE rata-rata untuk masing-masing hari (Senin hingga Minggu).

3.5 Analisis Hasil Peramalan dan Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan data dan peramalan yang dilakukan dengan menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), yaitu disajikan dalam bentuk *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), tahap selanjutnya adalah 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 yang dikaitkan dengan karakteristik pemakaian listrik pada masing-masing hari dalam sepekan.
- Analisis model yang didapatkan untuk mengetahui apakah model yang dihasilkan dengan metode GARCH tersebut dapat diaplikasikan dan lebih baik dibandingkan model dengan metode yang lain, khususnya metode peramalan yang dilakukan oleh PT PLN (Persero) pada sistem interkoneksi Jawa-Bali.

BAB 4

PENGOLAHAN DATA DAN ANALISIS

4.1 Penyiapan Data

Daya beban listrik yang digunakan sebagai data dalam pengolahan data penelitian ini merupakan data daya beban listrik yang terdapat pada sistem interkoneksi Jawa-Bali yang dinyatakan dalam satuan Mega Watt (MW). Data historis yang digunakan sebagai data acuan untuk pengolahan data dalam penelitian ini merupakan data beban listrik harian per setengah jam antara Minggu, 1 Mei 2011 hingga 31 Juli 2011. Pengambilan sampel dalam rentang waktu tersebut cukup untuk melihat dan mengetahui karakteristik serta trend yang terbentuk berdasarkan hasil peramalan.

Tabel 4.1. Data Historis Beban Listrik Hari Rabu dalam 5 Pekan Terakhir (15 Juni – 13 Juli 2011).

Pukul	Daya Beban Listrik (MW)				
	13 Juli	6 Juli	29 Juni	22 Juni	15 Juni
	m_0	m_{-1}	m_{-2}	m_{-3}	m_{-4}
00:30	14850	14356	14465	14738	14631
01:00	14791	14283	14240	14656	14587
01:30	14599	14138	13904	14467	14455
02:00	14418	13941	13747	14323	14247
02:30	14363	13804	13734	14151	14141
03:00	14191	13674	13555	13981	14002
03:30	14073	13553	13463	13998	13994
04:00	14056	13587	13512	13933	13956
04:30	14472	13844	13769	14134	14237
05:00	14795	14346	14186	14562	14746
05:30	15439	14782	14276	15072	15149
06:00	15208	14410	14012	14847	14990
06:30	14846	14161	13452	14603	14639
07:00	14695	14253	13024	14517	14601
07:30	15278	14851	12968	15298	15085
08:00	15726	15407	13147	15685	15571
08:30	16359	15981	13236	16206	16124
09:00	16591	16233	13464	16380	16408
09:30	16847	16391	13593	16585	16622
10:00	16974	16469	13679	16750	16698
10:30	17116	16561	13855	17045	16832
11:00	17148	16621	13757	16955	16819
11:30	17057	16574	13872	16849	16916

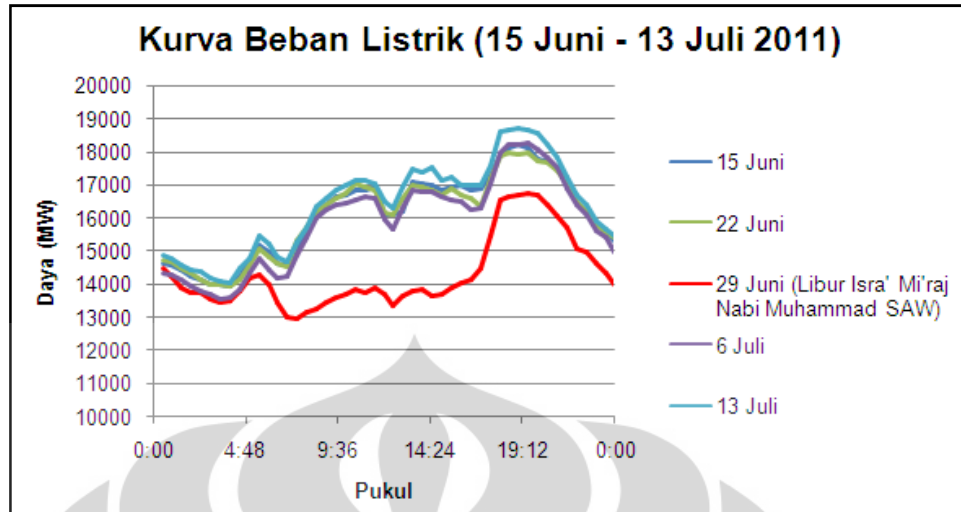
12:00	16500	15974	13699	16172	16088
12:30	16298	15682	13363	16091	16089
13:00	16955	16322	13639	16583	16202
13:30	17493	16823	13781	16969	17093
14:00	17374	16794	13820	16949	17057
14:30	17508	16783	13663	16827	16982
15:00	17126	16621	13705	16712	16830
15:30	17220	16527	13911	16891	16937
16:00	17001	16485	14049	16669	16977
16:30	17001	16252	14127	16578	16852
17:00	16987	16291	14470	16345	16869
17:30	17573	17051	15463	17192	17287
18:00	18613	17967	16523	17865	17915
18:30	18681	18216	16662	17955	18109
19:00	18697	18197	16697	17922	18226
19:30	18675	18262	16720	17981	18120
20:00	18565	18080	16699	17714	17765
20:30	18232	17810	16389	17682	17748
21:00	17828	17509	16062	17427	17512
21:30	17214	16875	15687	17055	17035
22:00	16675	16408	15083	16489	16431
22:30	16409	16115	14988	16219	16175
23:00	15886	15630	14629	15783	15838
23:30	15653	15396	14347	15569	15541
24:00	15465	14989	14006	15437	15292
Rata-rata	16365	15860	14314	16059	16092
Maksimum	18697	18262	16720	17981	18226
Minimum	14056	13553	12968	13933	13956

Sumber: PT PLN (Persero) P3B Jawa Bali, 2011

Data historis beban listrik yang digunakan sebagai data acuan merupakan data yang valid dan memiliki karakteristik pola yang sama. Data yang tidak valid dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang akurat yaitu ditunjukkan dengan tingkat kesalahan yang cukup tinggi. Oleh sebab itu diperlukan penyisihan data yang tidak valid. Adapun kriteria penyisihan data yang tidak valid untuk tidak digunakan sebagai data acuan dalam pengolahan data dan peramalan yaitu:

- a. Data historis beban listrik pada hari libur nasional dan hari libur khusus.

Hari libur nasional dan hari libur khusus seperti cuti bersama dapat mengubah kebiasaan penggunaan listrik. Berdasarkan Tabel 4.1., data konsumsi daya listrik pada hari libur menjadi lebih kecil dibandingkan dengan data pada hari yang sama di hari kerja yang dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang akurat. Hal tersebut dapat terlihat jelas pada grafik perbandingan pemakaian daya listrik (kurva beban listrik) berikut:



Grafik 4.1. Pola Beban Listrik Hari Rabu, 15 Juni – 13 Juli 2011.

- b. Data historis beban listrik yang memiliki nilai nol pada satu hari.

Nilai nol pada data historis menunjukkan bahwa pada hari tersebut tidak adanya pengamatan beban listrik. Hal tersebut dikarenakan terjadinya anomali dalam pengukuran yang dilakukan oleh PT PLN (Persero) P3B akibat adanya gangguan pada operasi sistem tenaga listrik atau pemeliharaan instalasi sistem tenaga listrik dalam skala besar. Data beban listrik yang bernilai nol akan sangat mempengaruhi nilai hasil peramalan menjadi tidak akurat.

- c. Data historis beban listrik yang memiliki pola konsumsi atau grafik yang mengalami penurunan drastis dibandingkan periode sebelumnya.

Data historis dengan nilai beban rata-rata per harinya jauh lebih kecil (kurang dari 90%) dibanding nilai beban rata-rata hari yang sama pada pekan sebelumnya tidak digunakan sebagai data acuan. Hal tersebut bertujuan untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat mengikuti trend. Dengan kata lain, data akan digunakan sebagai acuan jika penurunannya kurang dari 10%.

Untuk meramalkan beban listrik pada satu hari yang akan datang, digunakan data acuan hari yang sama pada 3 pekan atau 3 periode sebelumnya untuk membuat model peramalan. Setelah melakukan penyisihan data yang tidak valid berdasarkan Tabel 4.1., maka untuk meramalkan beban listrik hari Rabu, 20

Juli 2011 digunakan data acuan beban listrik hari Rabu, 22 Juni, 6 Juli, dan 13 Juli 2011.

Tabel 4.2. Data Acuan Beban Listrik Hari Rabu dalam 3 Pekan Terakhir
(22 Juni, 6 Juli, dan 13 Juli 2011).

Pukul	Daya Beban Listrik (MW)		
	m_0	m_1	m_3
00:30	14850	14356	14738
01:00	14791	14283	14656
01:30	14599	14138	14467
02:00	14418	13941	14323
02:30	14363	13804	14151
03:00	14191	13674	13981
03:30	14073	13553	13998
04:00	14056	13587	13933
04:30	14472	13844	14134
05:00	14795	14346	14562
05:30	15439	14782	15072
06:00	15208	14410	14847
06:30	14846	14161	14603
07:00	14695	14253	14517
07:30	15278	14851	15298
08:00	15726	15407	15685
08:30	16359	15981	16206
09:00	16591	16233	16380
09:30	16847	16391	16585
10:00	16974	16469	16750
10:30	17116	16561	17045
11:00	17148	16621	16955
11:30	17057	16574	16849
12:00	16500	15974	16172
12:30	16298	15682	16091
13:00	16955	16322	16583
13:30	17493	16823	16969
14:00	17374	16794	16949
14:30	17508	16783	16827
15:00	17126	16621	16712
15:30	17220	16527	16891
16:00	17001	16485	16669
16:30	17001	16252	16578
17:00	16987	16291	16345
17:30	17573	17051	17192
18:00	18613	17967	17865
18:30	18681	18216	17955
19:00	18697	18197	17922
19:30	18675	18262	17981
20:00	18565	18080	17714
20:30	18232	17810	17682
21:00	17828	17509	17427
21:30	17214	16875	17055
22:00	16675	16408	16489
22:30	16409	16115	16219

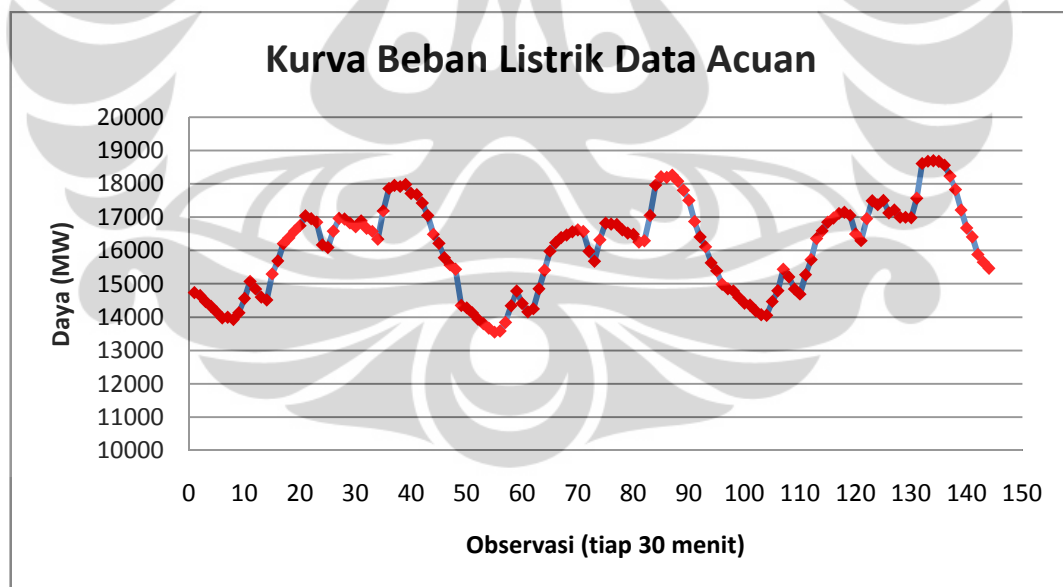
23:00	15886	15630	15783
23:30	15653	15396	15569
24:00	15465	14989	15437
Rata-rata	16365	15860	16059
Maksimum	18697	18262	17981
Minimum	14056	13553	13933

Sumber: PT PLN (Persero) P3B Jawa Bali, 2011

4.2 Peramalan Beban Listrik Berdasarkan Data Historis

4.2.1 Pemeriksaan Pola Data

Tahap pertama dalam membuat peramalan beban listrik dengan menggunakan metode GARCH yaitu mengidentifikasi data acuan. Identifikasi yang dilakukan adalah dengan membuat plot data acuan dan menganalisis grafik yang terbentuk. Pemeriksaan pola data ini bertujuan untuk mengevaluasi awal keragaman data, melihat apakah data acuan tersebut memiliki trend tertentu atau berpola acak dan berguna dalam penentuan strategi mean model yang akan disusun.



Grafik 4.2. Pola Beban Listrik Data Acuan Hari Rabu dalam 3 Pekan Terakhir (22 Juni, 6 Juli, dan 13 Juli 2011).

Berdasarkan Grafik 4.2., terlihat bahwa pola data beban listrik mengalami kenaikan mengikuti trend tertentu seiring berjalannya waktu. Hal tersebut yang menjadi dasar bagi penentuan strategi *mean model*, yaitu interpretasi bahwa semakin tinggi nilai beban listrik satu hari pada pekan atau periode sebelumnya, akan menyebabkan nilai beban listrik untuk hari yang sama pada pekan atau periode berikutnya juga meningkat.

4.2.2 Analisis Mean Model

Setelah melakukan pemeriksaan pola data dan memperoleh strategi untuk *mean model*, langkah berikutnya yaitu menganalisis *mean model* tersebut. Analisis *mean model* ini dilakukan dengan teknik *Ordinary Least Square* (OLS) yang bertujuan untuk melihat normalitas *error*, ada atau tidaknya masalah autokorelasi, dan heteroskedastisitas. Analisis serta pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak (*software*) statistik EViews untuk memudahkan proses estimasi model.

Berdasarkan Tabel 4.2., data acuan beban listrik pada hari sepekan sebelum hari peramalan (13 Juli) digunakan sebagai variabel terikat (Y_t) dari model regresi (*mean model*). Sedangkan data acuan yang lainnya atau data dua pekan sebelumnya (22 Juni dan 6 Juli) digunakan sebagai variabel bebas (X_1 dan X_2) dari model regresi (*mean model*) yang akan dibuat. Sehingga dari pemeriksaan terhadap *mean model* dapat diasumsikan bahwa persamaannya adalah:

$$Y_t = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + e_t \quad \dots(4.1)$$

dimana: Y_t = variabel terikat

b_0 = koefisien konstanta

b_1, b_2 = koefisien variabel independen

X_1, X_2 = variabel bebas

e_t = residual (error)

Pengolahan data dengan perangkat lunak EViews 6 menghasilkan output sebagai berikut:

Tabel 4.3. Hasil *Output Mean Model* dengan Metode OLS.

Dependent Variable: SER03
 Method: Least Squares
 Date: 04/14/12 Time: 11:56
 Sample: 1 48
 Included observations: 48

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	62.60203	363.2525	0.172338	0.8639
SER01	0.275144	0.142595	1.929543	0.0600
SER02	0.749310	0.126710	5.913583	0.0000
R-squared	0.991642	Mean dependent var		16365.01
Adjusted R-squared	0.991271	S.D. dependent var		1385.380
S.E. of regression	129.4371	Akaike info criterion		12.62473
Sum squared resid	753928.8	Schwarz criterion		12.74168
Log likelihood	-299.9935	Hannan-Quinn criter.		12.66892
F-statistic	2669.579	Durbin-Watson stat		0.703783
Prob(F-statistic)	0.000000			

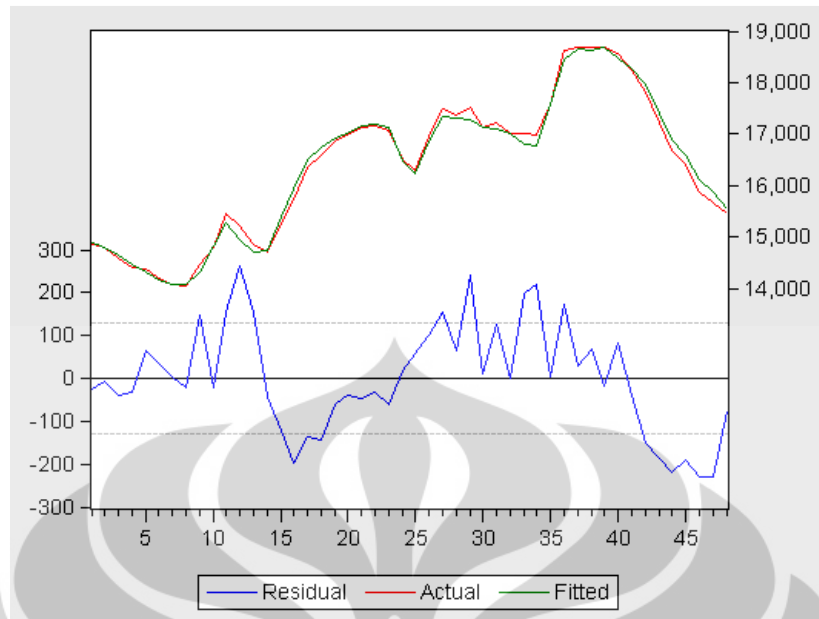
Berdasarkan *output* tersebut, diperoleh *mean model* sebagai berikut:

$$Y_t = 62.60203 + 0.275144 X_1 + 0.749310 X_2$$

Hasil estimasi menunjukkan bahwa koefisien X_1 dan X_2 bertanda positif sesuai dengan interpretasi meskipun koefisien konstanta C dan X_1 tidak signifikan untuk $\alpha = 5\%$. Nilai statistik Durbin-Watson menunjukkan data tersebut memiliki autokorelasi positif karena nilai perhitungannya (0.703783) kurang dari nilai batas bawah dalam tabel Durbin-Watson untuk $\alpha = 5\%$, yaitu $dL = 1.4500$.

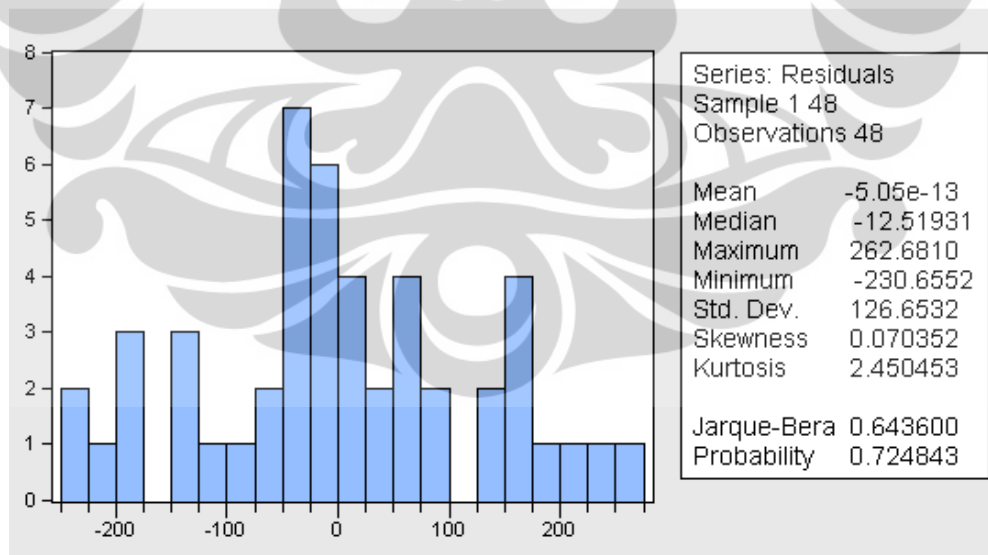
4.2.3 Analisis Residual Mean Model

Langkah selanjutnya setelah mengestimasi parameter dari *mean model* yaitu evaluasi residual dari *mean model*. Uji residual yang dilakukan antara lain untuk mengetahui normalitas *error*, kestasioneran residual, dan heteroskedastisitas dari *mean model* berdasarkan metode OLS tersebut. Langkah sederhana pemeriksaan residual ini adalah melalui plot data residual, seperti berikut:



Gambar 4.1. Residual Plot dari *Mean Model* dengan Metode OLS.

Berdasarkan plot data residual tersebut, terlihat bahwa variansi residual tidak homogen yang mengindikasikan adanya heteroskedastisitas. Berikutnya yaitu pemeriksaan normalitas *error* yang dilakukan dengan melakukan uji Jarque-Bera, hasilnya adalah sebagai berikut:



Gambar 4.2. Histogram Hasil Uji Jarque-Bera untuk Melihat Normalitas Residual.

Hasil *output* uji Jarque-Bera menunjukkan nilai probabilitas sebesar 0.724843 bernilai lebih dari 5% ($0.724843 > 0.05$). Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa *error* mengikuti distribusi normal. Kemudian pengujian selanjutnya yaitu memeriksa kestasioneran residual dengan melakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ADF merupakan langkah penting dalam membentuk model GARCH. Jika hasil uji ADF menunjukkan bahwa residual stasioner, maka model GARCH tidak dapat dilakukan karena model yang sesuai yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Sedangkan jika hasil uji ADF menunjukkan residual yang tidak stasioner, maka tahap selanjutnya dapat dilakukan yaitu menguji apakah model memiliki heteroskedastisitas untuk membuat model GARCH. Hasil uji ADF dengan perangkat lunak EViews adalah sebagai berikut:

Tabel 4.4. Hasil Uji ADF untuk Melihat Kestasioneran Residual.

Null Hypothesis: RESID01 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.193712	0.0981
Test critical values:		
1% level	-4.165756	
5% level	-3.508508	
10% level	-3.184230	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(RESID01)
Method: Least Squares
Date: 04/14/12 Time: 13:08
Sample (adjusted): 2 48
Included observations: 47 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID01(-1)	-0.373126	0.116831	-3.193712	0.0026
C	23.35452	29.83530	0.782781	0.4379
@TREND(1)	-0.993706	1.086592	-0.914516	0.3654
R-squared	0.189212	Mean dependent var		-1.096840
Adjusted R-squared	0.152358	S.D. dependent var		107.3946
S.E. of regression	98.87550	Akaike info criterion		12.08730
Sum squared resid	430160.1	Schwarz criterion		12.20540
Log likelihood	-281.0516	Hannan-Quinn criter.		12.13174
F-statistic	5.134108	Durbin-Watson stat		2.320376
Prob(F-statistic)	0.009907			

Berdasarkan hasil uji ADF tersebut, terlihat bahwa nilai statistik-t pada *output* adalah sebesar -3.193712, masih lebih besar daripada nilai kritis pada nilai statistik MacKinnon pada tingkat kepercayaan 5%. Nilai probabilitas sebesar 0.0981 juga masih lebih besar daripada nilai kritis $\alpha = 5\%$ ($0.0981 > 0.05$). Dengan demikian dapat diambil kesimpulan bahwa data residual tersebut tidak stasioner sehingga dapat melanjutkan ke tahap berikutnya yaitu melihat heteroskedastisitas.

Untuk membuktikan ada atau tidaknya masalah heteroskedastisitas dilakukan uji White dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.5. Hasil Uji White untuk Melihat Heteroskedastisitas.

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	2.802736	Prob. F(5,42)	0.0284
Obs*R-squared	12.00879	Prob. Chi-Square(5)	0.0347
Scaled explained SS	7.654476	Prob. Chi-Square(5)	0.1763

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 04/14/12 Time: 13:02

Sample: 1 48

Included observations: 48

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2339215.	890989.7	-2.625412	0.0120
SER01	575.5495	597.3261	0.963543	0.3408
SER01^2	-0.080699	0.119615	-0.674653	0.5036
SER01*SER02	0.124248	0.211930	0.586272	0.5608
SER02	-277.0050	529.5157	-0.523129	0.6036
SER02^2	-0.052936	0.093805	-0.564322	0.5755

R-squared	0.250183	Mean dependent var	15706.85
Adjusted R-squared	0.160919	S.D. dependent var	19116.68
S.E. of regression	17511.14	Akaike info criterion	22.49553
Sum squared resid	1.29E+10	Schwarz criterion	22.72943
Log likelihood	-533.8927	Hannan-Quinn criter.	22.58392
F-statistic	2.802736	Durbin-Watson stat	1.941589
Prob(F-statistic)	0.028445		

Hasil uji White tersebut menunjukkan bahwa probabilitas *Chi-Square* dari *Obs*R-squared* bernilai 0.0347, lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai $\alpha = 0.05$. Dengan demikian didapat kesimpulan bahwa residual model tersebut mengandung heteroskedastisitas atau variansi residual tidak homogen.

Pemodelan dengan menggunakan metode OLS di atas masih belum memiliki sifat yang linier, tidak bias, dan varian minimum atau BLUE (*Best Linear Unbiased Estimate*). Hal tersebut dikarenakan variansi residual yang tidak homogen (heteroskedastis). Untuk memandang bahwa heteroskedastisitas bukan menjadi suatu permasalahan, maka pemodelan variansi residual tersebut perlu dilakukan. Model inilah yang disebut *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) yang terdiri dari *mean model* dan *variance conditional model*.

4.2.4 Analisis GARCH

Identifikasi model GARCH dilakukan dengan melihat lag signifikan pada plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari kuadrat residualnya. Plot nilai ACF dan PACF dari kuadrat adalah sebagai berikut:

Tabel 4.6. Plot ACF dan PACF dari Kuadrat Residual.

Date: 04/14/12 Time: 13:24
Sample: 1 48
Included observations: 48

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.292	0.292	4.3659	0.037		
2	0.200	0.125	6.4537	0.040		
3	0.098	0.012	6.9700	0.073		
4	0.064	0.013	7.1969	0.126		
5	-0.060	-0.105	7.4008	0.192		
6	-0.210	-0.204	9.9105	0.128		
7	-0.108	0.013	10.598	0.157		
8	-0.263	-0.199	14.737	0.064		
9	-0.150	-0.003	16.114	0.065		
10	-0.127	-0.009	17.138	0.071		
11	-0.011	0.051	17.146	0.104		
12	-0.088	-0.106	17.658	0.126		
13	0.142	0.200	19.045	0.122		
14	-0.014	-0.199	19.059	0.163		
15	0.051	0.048	19.247	0.203		
16	0.117	0.056	20.277	0.208		
17	0.312	0.313	27.794	0.047		
18	0.229	0.004	31.987	0.022		
19	-0.076	-0.178	32.465	0.028		
20	0.022	-0.103	32.505	0.038		

Hasil pada plot ACF dan PACF tersebut menunjukkan adanya beberapa lag yang signifikan (< 0.05) dilihat dari nilai probabilitasnya. Hal tersebut juga menjadi petunjuk bahwa residual mempunyai variansi yang tidak homogen (heteroskedastis) sehingga pembentukan model GARCH yang terdiri dari *mean model* dan *variance conditional model* dapat dilakukan. Lag yang signifikan pada plot PACF menunjukkan orde ARCH(p), sedangkan lag yang signifikan pada plot ACF menunjukkan orde GARCH(q) pada model GARCH(p,q). Berdasarkan plot PACF dan ACF, nilai yang signifikan dilihat dari probabilitasnya yaitu terdapat pada lag 1 (prob = 0.037) dan 2 (prob = 0.040) sehingga model GARCH(p,q) yang mungkin terbentuk adalah GARCH(0,1), GARCH(0,2), GARCH(1,0), GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,0), GARCH(2,1), dan GARCH(2,2). Dari semua kemungkinan model yang terbentuk, beberapa diantaranya memiliki parameter yang tidak signifikan dan tidak memenuhi asumsi residual *white-noise*. Hal tersebut dapat diketahui dengan melihat output yang tidak mencapai hasil konvergen setelah beberapa iterasi pada estimasi dengan bantuan perangkat lunak EViews, seperti untuk estimasi GARCH(2,2) berikut:

Tabel 4.7. Hasil Estimasi Parameter GARCH(2,2).

Dependent Variable: SER03
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 04/14/12 Time: 20:12
Sample: 1 48
Included observations: 48
Failure to improve Likelihood after 12 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	62.41628	126.1778	0.494669	0.6208
SER01	0.267940	0.054564	4.910610	0.0000
SER02	0.756897	0.050166	15.08781	0.0000

Pemilihan model terbaik diantara semua kemungkinan model dengan parameter signifikan yang mungkin terbentuk tersebut dilakukan dengan melihat nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) yang terkecil atau nilai *R-squared* yang paling besar. Nilai AIC dan *R-squared* untuk setiap model yang telah diolah dengan bantuan perangkat lunak EViews dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.8. Nilai Kriteria Pemilihan Model Terbaik.

Model	AIC	R-squared
GARCH(0,1)	12.56764	0.991630
GARCH(0,2)	12.59209	0.991627
GARCH(1,0)	12.58007	0.991031
GARCH(1,1)	12.53797	0.991436
GARCH(1,2)	12.48985	0.991483
GARCH(2,0)	12.48111	0.991438
GARCH(2,1)	12.46750	0.991638

Berdasarkan nilai pada tabel di atas, maka diperoleh model terbaik dengan nilai AIC terkecil atau *R-squared* terbesar yaitu model GARCH(2,1). Hasil pengolahan data untuk model GARCH(2,1) dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 4.9. Hasil *Output* Model GARCH(2,1).

Dependent Variable: SER03
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 04/14/12 Time: 14:05
Sample: 1 48
Included observations: 48
Convergence achieved after 15 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*RESID(-2)^2 + C(7)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	102.5818	268.5637	0.381964	0.7025
SER01	0.263841	0.114244	2.309449	0.0209
SER02	0.758372	0.104573	7.252106	0.0000

Variance Equation				
C	10816.71	4993.230	2.166275	0.0303
RESID(-1)^2	0.485276	0.297014	1.633848	0.1023
RESID(-2)^2	0.681378	0.289349	2.354870	0.0185
GARCH(-1)	-0.618520	0.252613	-2.448486	0.0143

R-squared	0.991638	Mean dependent var	16365.01
Adjusted R-squared	0.990414	S.D. dependent var	1385.380
S.E. of regression	135.6414	Akaike info criterion	12.46750
Sum squared resid	754342.7	Schwarz criterion	12.74038
Log likelihood	-292.2199	Hannan-Quinn criter.	12.57062
F-statistic	810.3123	Durbin-Watson stat	0.704722
Prob(F-statistic)	0.000000		

Berdasarkan *output* di atas, disapat persamaan:

$$Y_t = 102.5818 + 0.263841 X_1 + 0.758372 X_2$$

Dengan persamaan var (e_t):

$$\sigma_t^2 = 10816.71 + 0.485276 e_{t-1}^2 + 0.681378 e_{t-2}^2 - 0.618520 \sigma_{t-1}^2$$

Hasil estimasi menunjukkan bahwa koefisien konstanta masih belum signifikan dengan nilai probabilitas 0.7025. Akan tetapi, koefisien untuk semua variabel bebas telah signifikan dan bertanda positif, yang berarti bahwa semakin tinggi nilai beban listrik satu hari pada pekan atau periode sebelumnya, maka nilai beban listrik untuk hari yang sama pada pekan atau periode berikutnya juga meningkat. Hal tersebut telah sesuai dengan interpretasi yang telah dibuat sebelumnya.

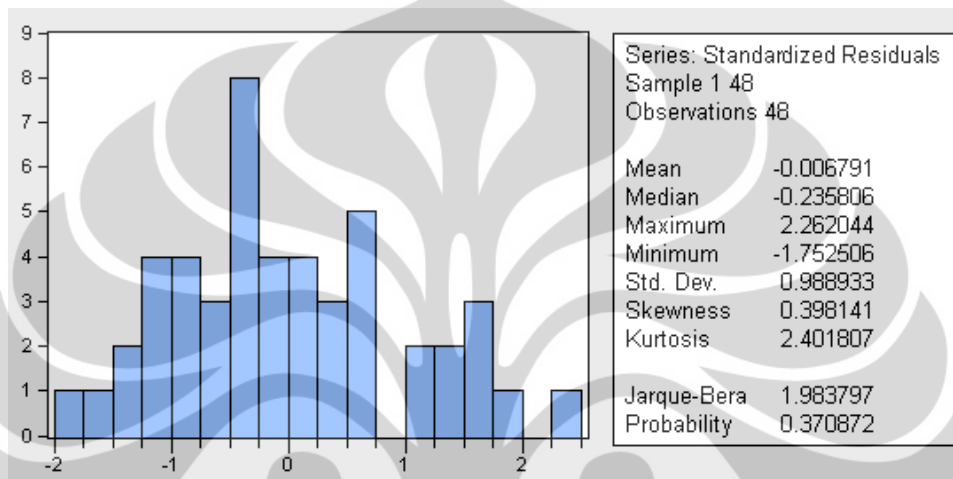
Output di atas juga menunjukkan bahwa model yang dibuat bagi variansi *error* cukup tepat, karena koefisien signifikan pada $\alpha = 5\%$. Meskipun koefisien ARCH(1) belum signifikan ($0.1023 > 0.05$), namun variansi *error* cenderung masih mengikuti pola tersebut. Secara keseluruhan model GARCH(2,1) inilah dianggap model yang paling baik untuk digunakan dalam peramalan karena memiliki nilai AIC yang paling kecil dan *R-squared* yang paling besar diantara model yang lain.

4.2.5 Analisis Residual GARCH Model

Setelah mengestimasi parameter dari *mean model*, langkah selanjutnya yaitu mengevaluasi residual. Sama halnya dengan evaluasi residual yang telah dilakukan sebelumnya, uji residual dari model GARCH yang dilakukan antara lain juga untuk mengetahui normalitas *error*, kestasioneran residual, dan memeriksa apakah masih terdapat autokorelasi atau tidak. Langkah ini menjadi langkah terakhir sekaligus langkah penentu dalam membuat model sebelum digunakan untuk peramalan. Jika semua uji yang dilakukan menunjukkan hasil bahwa data berdistribusi normal, tidak ada masalah autokorelasi, dan residual telah stasioner, maka model yang didapat tersebut merupakan model yang baik (*Goodness of Fit*) dan dapat digunakan untuk peramalan. Namun jika hasil uji residual menunjukkan bahwa adanya masalah autokorelasi atau residual yang tidak stasioner, maka

model tersebut tidak dapat digunakan untuk peramalan dan mengulang kembali langkah pertama yaitu mengidentifikasi *mean model* untuk membuat model GARCH yang baru.

Sama seperti uji residual pada tahap sebelumnya, pemeriksaan normalitas *error* dilakukan dengan uji Jarque-Bera dengan melihat histogram atau nilai probabilitas Jarque-Bera, dimana hasilnya adalah sebagai berikut:



Gambar 4.3. Histogram Hasil Uji Jarque-Bera GARCH(2,1).

Ternyata berdasarkan Gambar 4.9., hasil uji Jarque-Bera menghasilkan nilai probabilitas sebesar 0.370872. Dengan menggunakan $\alpha = 5\%$, maka dapat disimpulkan bahwa *error* telah mengikuti distribusi normal karena nilai probabilitas uji Jarque-Bera lebih besar dari α ($0.370872 > 0.05$).

Pengujian selanjutnya yaitu melihat apakah masih terdapat masalah autokorelasi dengan melihat korelogram atau nilai probabilitas setiap lagnya. Berdasarkan korelogram pada Gambar 4.10. dibawah ini, terbukti bahwa sudah tidak ada masalah autokorelasi pada data. Hal tersebut juga dapat dilihat dari nilai probabilitas tiap lag yang memiliki nilai lebih dari α (> 0.05).

Tabel 4.10. Korelogram Residual Model GARCH(2,1).

Date: 04/14/12 Time: 14:27
 Sample: 1 48
 Included observations: 48

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1			0.003	0.003	0.0006	0.980
2			-0.034	-0.034	0.0601	0.970
3			0.253	0.253	3.4679	0.325
4			0.010	0.005	3.4729	0.482
5			-0.166	-0.159	5.0052	0.415
6			-0.113	-0.189	5.7285	0.454
7			0.000	-0.011	5.7285	0.572
8			-0.238	-0.177	9.1208	0.332
9			-0.140	-0.076	10.327	0.325
10			-0.155	-0.217	11.842	0.296
11			-0.081	-0.046	12.270	0.344
12			-0.162	-0.185	14.027	0.299
13			0.010	0.019	14.034	0.371
14			0.054	-0.048	14.240	0.432
15			0.005	-0.001	14.242	0.507
16			-0.004	-0.174	14.244	0.581
17			0.292	0.233	20.856	0.233
18			0.178	0.063	23.400	0.176
19			-0.071	-0.038	23.813	0.203
20			0.087	-0.190	24.459	0.223

Berikutnya yaitu memeriksa kestasioneran residual dengan melakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika hasil uji ADF menunjukkan bahwa residual stasioner, maka model GARCH yang dibuat tersebut cukup valid untuk digunakan dalam peramalan. Atau dengan kata lain, model GARCH yang dibuat sudah *Goodness of Fit*. Sedangkan jika hasil uji ADF menunjukkan residual yang tidak stasioner, maka model tersebut tidak dapat digunakan untuk peramalan dan mengulang kembali ke tahap pertama yaitu mengidentifikasi *mean model* dari variabel yang akan diteliti.

Berdasarkan korelogram (Gambar 4.10.) yang telah menunjukkan tidak adanya masalah autokorelasi, uji ADF sebenarnya tidak perlu dilakukan. Hal tersebut dikarenakan sudah pasti *error* telah memiliki variansi yang konstan atau stasioner. Untuk lebih memastikan hal tersebut, hasil uji ADF untuk model GARCH(2,1) di atas adalah sebagai berikut:

Tabel 4.11. Hasil Uji ADF Residual Model GARCH(2,1).

Null Hypothesis: RESID02 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.030857	0.0142
Test critical values:		
1% level	-4.165756	
5% level	-3.508508	
10% level	-3.184230	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RESID02)
 Method: Least Squares
 Date: 04/14/12 Time: 14:37
 Sample (adjusted): 2 48
 Included observations: 47 after adjustments

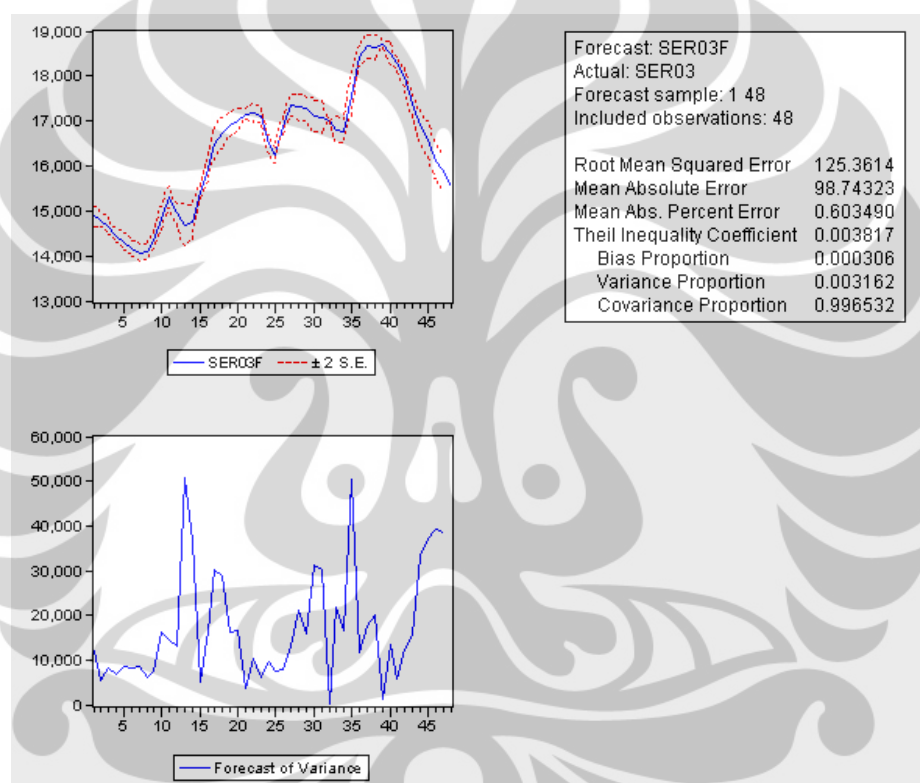
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID02(-1)	-0.536316	0.133052	-4.030857	0.0002
C	0.176163	0.266374	0.661336	0.5118
@TREND(1)	-0.007411	0.009688	-0.764973	0.4484
R-squared	0.270030	Mean dependent var		-0.001903
Adjusted R-squared	0.236849	S.D. dependent var		1.019903
S.E. of regression	0.890972	Akaike info criterion		2.668693
Sum squared resid	34.92854	Schwarz criterion		2.786788
Log likelihood	-59.71429	Hannan-Quinn criter.		2.713133
F-statistic	8.138215	Durbin-Watson stat		2.240251
Prob(F-statistic)	0.000983			

Hasil uji ADF di atas menunjukkan bahwa residual stasioner atau mempunyai variansi yang konstan dengan melihat nilai probabilitas yang lebih kecil dari α ($0.0142 < 0.05$).

Dengan melihat semua uji residual yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa model GARCH(2,1) tersebut sesuai dengan interpretasi, cukup valid dan baik untuk digunakan dalam peramalan beban listrik hari yang sama di pekan depan. Dengan kata lain, model tersebut sudah *Goodness of Fit*.

4.2.6 Peramalan Beban Listrik

Peramalan beban listrik untuk hari yang sama pada pekan berikutnya dilakukan dengan menggunakan *mean model* GARCH yang telah dibuat dan dianggap paling baik dan sesuai (*Goodness of Fit*) agar mendapatkan nilai *error* yang paling kecil atau sekecil mungkin. Berdasarkan pengolahan data, hasil estimasi model GARCH(2,1) terhadap data aktual yang digunakan sebagai data acuan untuk membuat model tersebut juga memiliki nilai kesalahan atau *error*. Besarnya *error* tersebut dapat dilihat pada hasil estimasi data acuan berikut:



Gambar 4.4. Error Model GARCH(2,1) Terhadap Data Acuan Rabu, 13 Juli 2011.

Nilai *error* yang ditunjukkan dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.603490 % berarti bahwa jika data acuan diterapkan atau dimasukkan kembali ke persamaan GARCH(2,1) tersebut, maka perbandingan antara hasil dari persamaan GARCH(2,1) dengan data aktualnya (Rabu, 13 Juli 2011) akan menghasilkan error sebesar 0.603490 %. Besarnya *error* tersebut tidak menjamin apakah untuk peramalan beban listrik hari yang sama pada pekan

berikutnya (Rabu, 20 Juli 2011) akan memiliki nilai MAPE yang sama besar, lebih kecil, ataupun lebih besar. Karena sekali lagi yang perlu diperhatikan adalah bahwa jumlah konsumsi energi listrik konsumen tidak dapat diramalkan secara pasti meskipun mengikuti pola atau *trend* yang sama untuk hari yang sama pada pekan-pekan berikutnya.

Dengan menggunakan persamaan GARCH(2,1) tersebut, dimana:

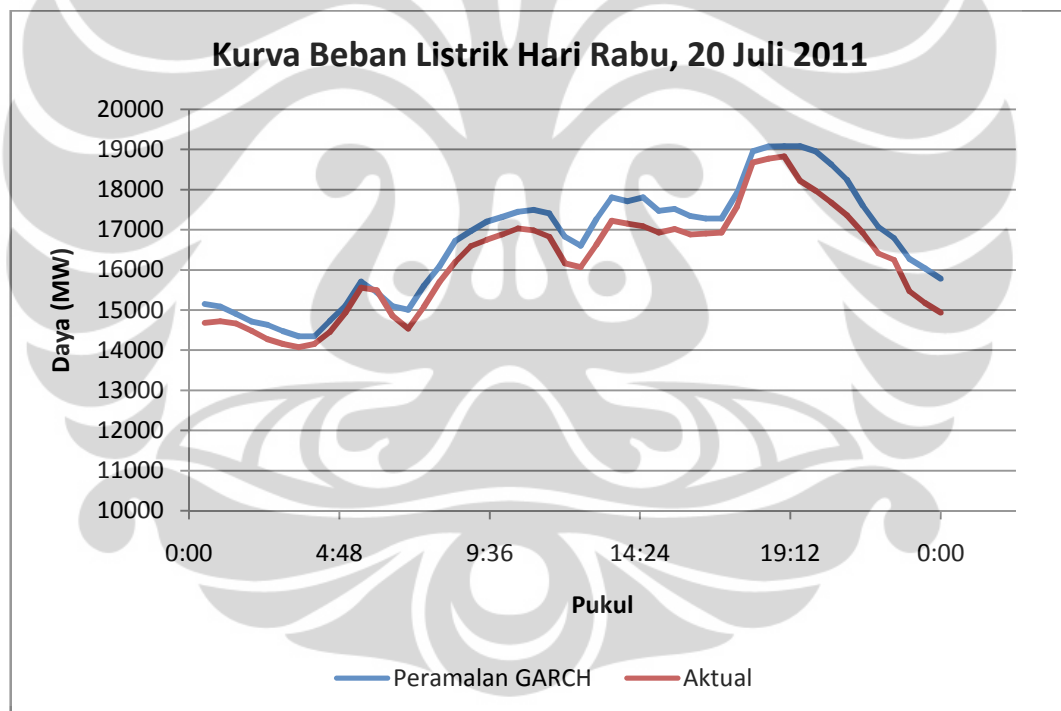
$$Y_t = 102.5818 + 0.263841 X_1 + 0.758372 X_2$$

maka hasil untuk peramalan hari Rabu pekan berikutnya (20 Juli 2011) dan perbandingannya terhadap data aktual dapat dilihat pada tabel dan grafik berikut:

Tabel 4.12. Hasil Peramalan Beban Listrik Hari Rabu, 20 Juli 2011.

Pukul	Daya Aktual (MW)	Daya Perkiraan (MW)	Absolute Percentage Error (%)
00:30	14680	15152	3.2162
01:00	14724	15088	2.4726
01:30	14666	14904	1.6199
02:00	14487	14715	1.5726
02:30	14276	14637	2.5292
03:00	14155	14472	2.2388
03:30	14078	14351	1.9355
04:00	14159	14347	1.3316
04:30	14448	14730	1.9557
05:00	14941	15108	1.1176
05:30	15557	15711	0.9904
06:00	15494	15438	0.3582
06:30	14861	15098	1.5949
07:00	14539	15007	3.2194
07:30	15085	15607	3.4661
08:00	15706	16093	2.468
08:30	16200	16725	3.2388
09:00	16592	16968	2.2654
09:30	16747	17204	2.7249
10:00	16882	17320	2.5974
10:30	17037	17452	2.4353
11:00	16985	17493	2.9862
11:30	16826	17411	3.4771
12:00	16164	16830	4.1221
12:30	16073	16600	3.2758
13:00	16629	17267	3.8383
13:30	17229	17807	3.3547
14:00	17152	17709	3.2473
14:30	17088	17808	4.213
15:00	16931	17476	3.2193

15:30	17014	17522	2.9843
16:00	16880	17345	2.7567
16:30	16910	17284	2.2105
17:00	16931	17283	2.0815
17:30	17587	17928	1.942
18:00	18678	18958	1.5019
18:30	18775	19076	1.6039
19:00	18824	19083	1.3753
19:30	18221	19084	4.7324
20:00	17979	18952	5.4151
20:30	17678	18628	5.3781
21:00	17360	18242	5.082
21:30	16927	17610	4.031
22:00	16410	17078	4.0669
22:30	16256	16798	3.3341
23:00	15473	16274	5.1745
23:30	15175	16036	5.6705
24:00	14941	15786	5.6529
Mean Absolute Percentage Error			2.9599



Grafik 4.3. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan.

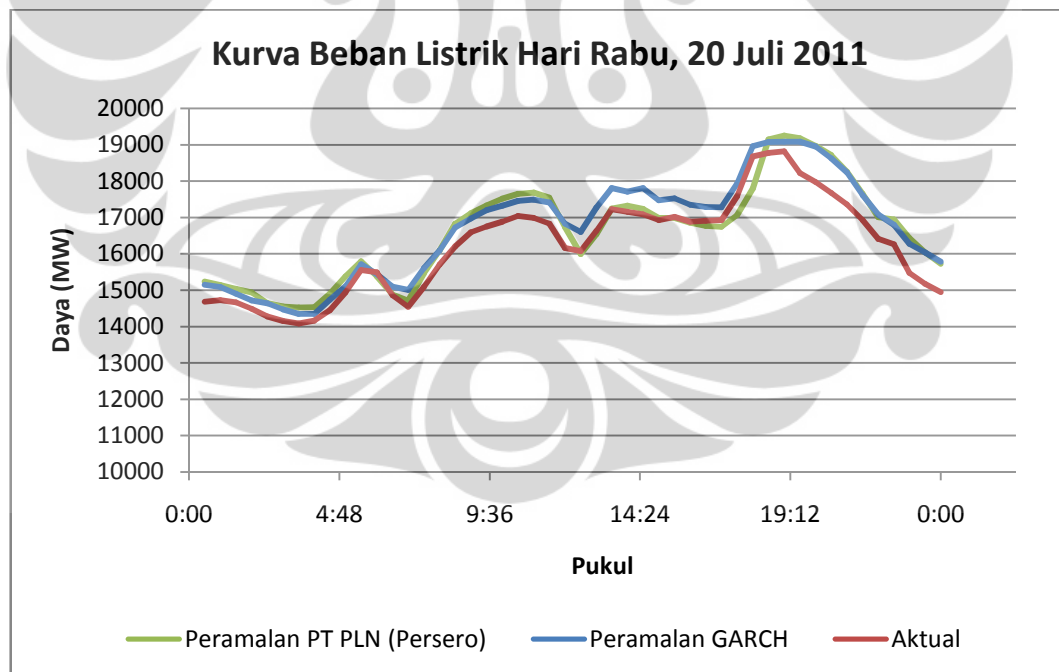
Untuk peramalan hari Rabu, 20 Juli 2011 tersebut, nilai variabel bebas (X_1 dan X_2) yang dimasukkan ke dalam persamaan berbeda dengan nilai yang digunakan untuk membuat model GARCH. Data acuan yang digunakan dalam persamaan untuk melakukan peramalan beban listrik hari Rabu, 20 Juli 2011 yaitu data pada Rabu, 6 Juli sebagai variabel X_1 dan Rabu, 13 Juli sebagai variabel X_2 .

Berdasarkan hasil peramalan tersebut, perbedaan antara daya aktual dengan hasil peramalan GARCH menghasilkan persentase *error* pada tiap titik waktu pengamatan (tiap 30 menit). Grafik 4.3. 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 2.9599 % dapat dikatakan nilai yang cukup kecil untuk persentase kesalahan peramalan beban listrik. Namun, baik atau buruknya hasil peramalan dilihat berdasarkan perbandingan nilai MAPE yang dihasilkan antara peramalan menggunakan metode GARCH dengan peramalan menggunakan metode koefisien yang dilakukan oleh PT PLN (Persero). Adapun perbandingan MAPE kedua metode peramalan tersebut dapat dilihat pada tabel dan grafik berikut:

Tabel 4.13. Perbandingan Hasil Peramalan Model GARCH(2,1) dengan Metode Koefisien Hari Rabu, 20 Juli 2011.

Pukul	Daya Aktual (MW)	Daya Peramalan GARCH (MW)	Absolute Percentage Error (%)	Daya Peramalan PT PLN (Persero) (MW)	Absolute Percentage Error (%)
00:30	14680	15152	3.2162	15233	3.7667
01:00	14724	15088	2.4726	15135	2.7956
01:30	14666	14904	1.6199	15037	2.5283
02:00	14487	14715	1.5726	14939	3.1216
02:30	14276	14637	2.5292	14645	2.584
03:00	14155	14472	2.2388	14547	2.7657
03:30	14078	14351	1.9355	14520	3.1372
04:00	14159	14347	1.3316	14531	2.6284
04:30	14448	14730	1.9557	14905	3.165
05:00	14941	15108	1.1176	15373	2.8939
05:30	15557	15711	0.9904	15790	1.4958
06:00	15494	15438	0.3582	15376	0.7585
06:30	14861	15098	1.5949	14881	0.1343
07:00	14539	15007	3.2194	14717	1.2234
07:30	15085	15607	3.4661	15453	2.4413
08:00	15706	16093	2.468	16093	2.4648
08:30	16200	16725	3.2388	16828	3.8761
09:00	16592	16968	2.2654	17124	3.2049
09:30	16747	17204	2.7249	17328	3.4661
10:00	16882	17320	2.5974	17514	3.7492
10:30	17037	17452	2.4353	17648	3.5821
11:00	16985	17493	2.9862	17681	4.0955
11:30	16826	17411	3.4771	17546	4.2808
12:00	16164	16830	4.1221	16736	3.5415

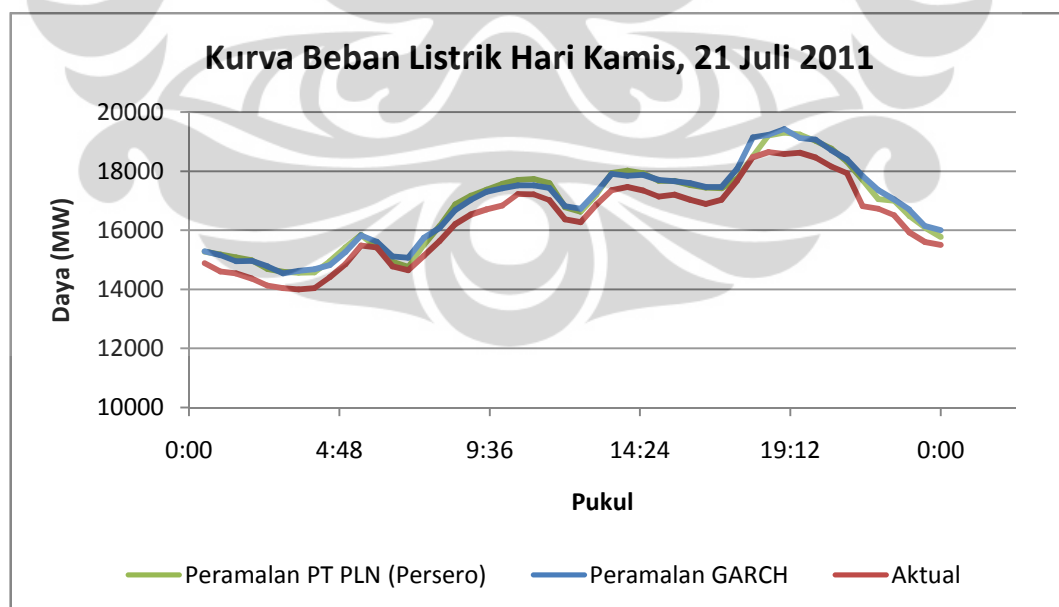
12:30	16073	16600	3.2758	15989	0.5219
13:00	16629	17267	3.8383	16543	0.5154
13:30	17229	17807	3.3547	17247	0.1025
14:00	17152	17709	3.2473	17321	0.9833
14:30	17088	17808	4.213	17237	0.8677
15:00	16931	17476	3.2193	16986	0.3229
15:30	17014	17522	2.9843	16986	0.1694
16:00	16880	17345	2.7567	16855	0.1475
16:30	16910	17284	2.2105	16772	0.8141
17:00	16931	17283	2.0815	16745	1.0953
17:30	17587	17928	1.942	17067	2.9546
18:00	18678	18958	1.5019	17794	4.7325
18:30	18775	19076	1.6039	19148	1.9883
19:00	18824	19083	1.3753	19249	2.2562
19:30	18221	19084	4.7324	19180	5.263
20:00	17979	18952	5.4151	18969	5.5094
20:30	17678	18628	5.3781	18710	5.8383
21:00	17360	18242	5.082	18266	5.2168
21:30	16927	17610	4.031	17654	4.2907
22:00	16410	17078	4.0669	17002	3.6052
22:30	16256	16798	3.3341	16944	4.2275
23:00	15473	16274	5.1745	16434	6.2075
23:30	15175	16036	5.6705	16037	5.6804
24:00	14941	15786	5.6529	15723	5.2356
Mean Absolute Percentage Error			2.9599		2.8385



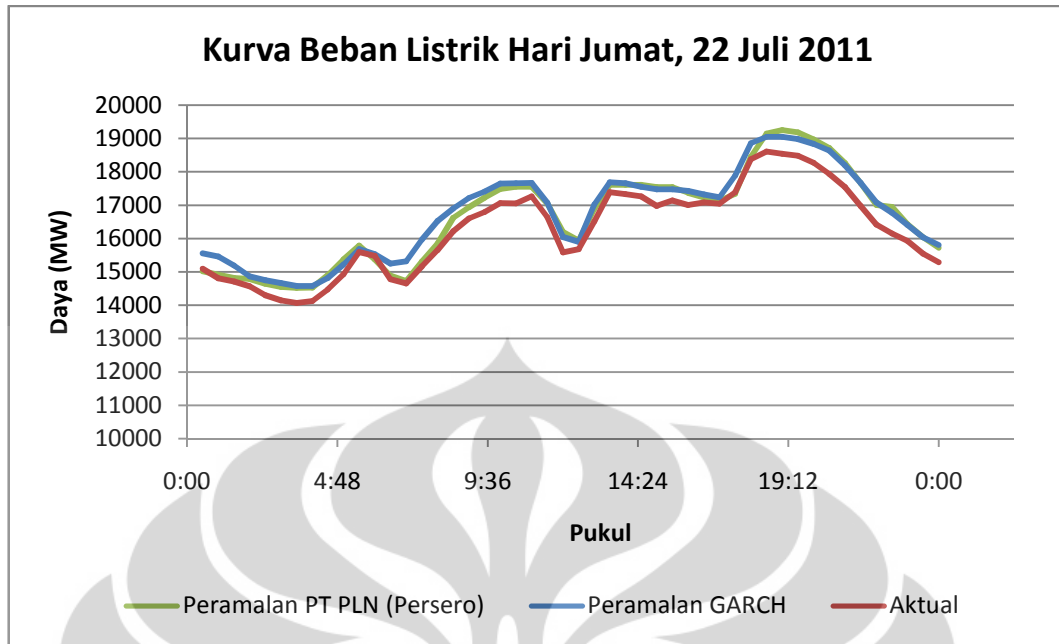
Grafik 4.4. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Rabu, 20 Juli 2011.

Grafik 4.4. menunjukkan bahwa kedua hasil peramalan tersebut memiliki kesamaan pola terhadap data aktualnya. Hasil peramalan pada Tabel 4.5. menunjukkan nilai MAPE untuk peramalan dengan metode koefisien yang dilakukan oleh PT PLN (Persero) adalah sebesar 2.8385 %. Nilai MAPE tersebut sedikit lebih kecil dari nilai MAPE yang dihasilkan dari peramalan dengan metode GARCH, yaitu sebesar 2.9599 %. Berdasarkan hasil tersebut dapat dikatakan bahwa hasil peramalan GARCH untuk hari tersebut cukup mendekati nilai aktualnya dengan MAPE sebesar 2.9599 %, namun masih belum lebih baik dari hasil peramalan metode koefisien dengan MAPE sebesar 2.8385 %.

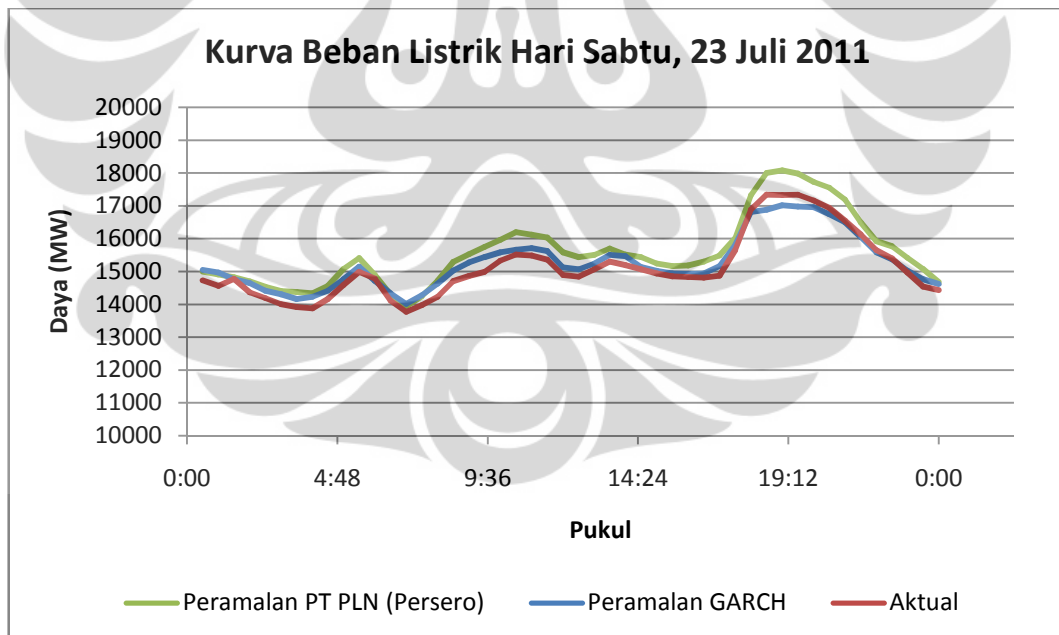
Baik atau buruknya peramalan metode GARCH dibandingkan dengan peramalan metode koefisien tidak dapat dilihat dan disimpulkan berdasarkan satu hari peramalan saja. Oleh karena itu, untuk mengetahui seberapa validnya peramalan dengan metode GARCH ini, diperlukan pembuktian peramalan hari-hari yang lain selama rentang waktu tertentu dengan menggunakan langkah-langkah yang sama dalam peramalan metode GARCH. Berikut ini adalah grafik hasil peramalan dengan menggunakan metode GARCH dibandingkan dengan kurva hasil peramalan metode koefisien dan kurva aktualnya untuk hari Kamis, 21 Juli hingga Selasa, 26 Juli 2011:



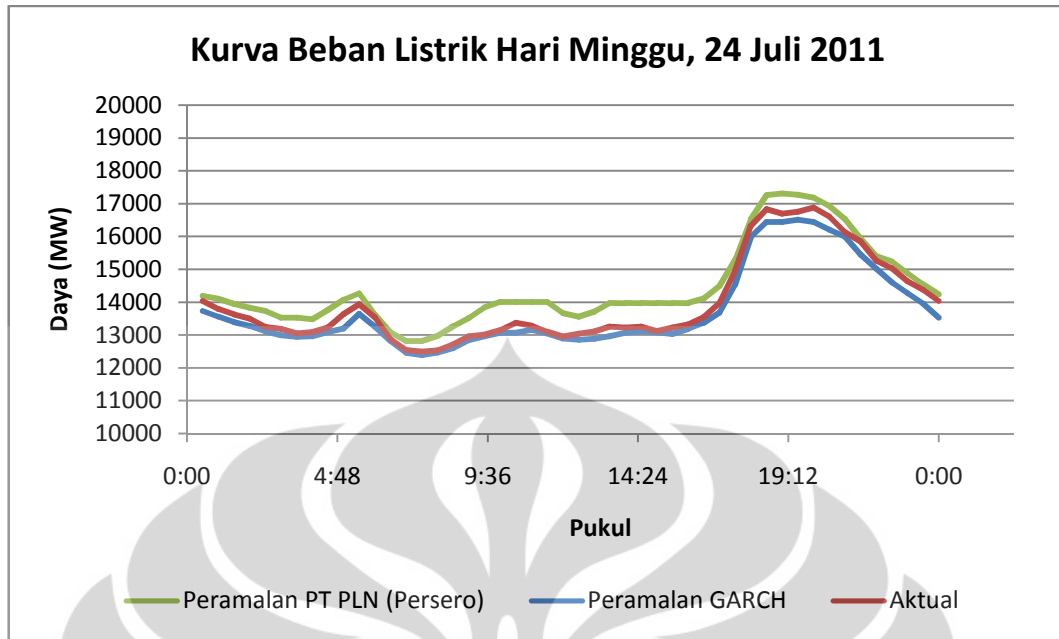
Grafik 4.5. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Kamis, 21 Juli 2011.



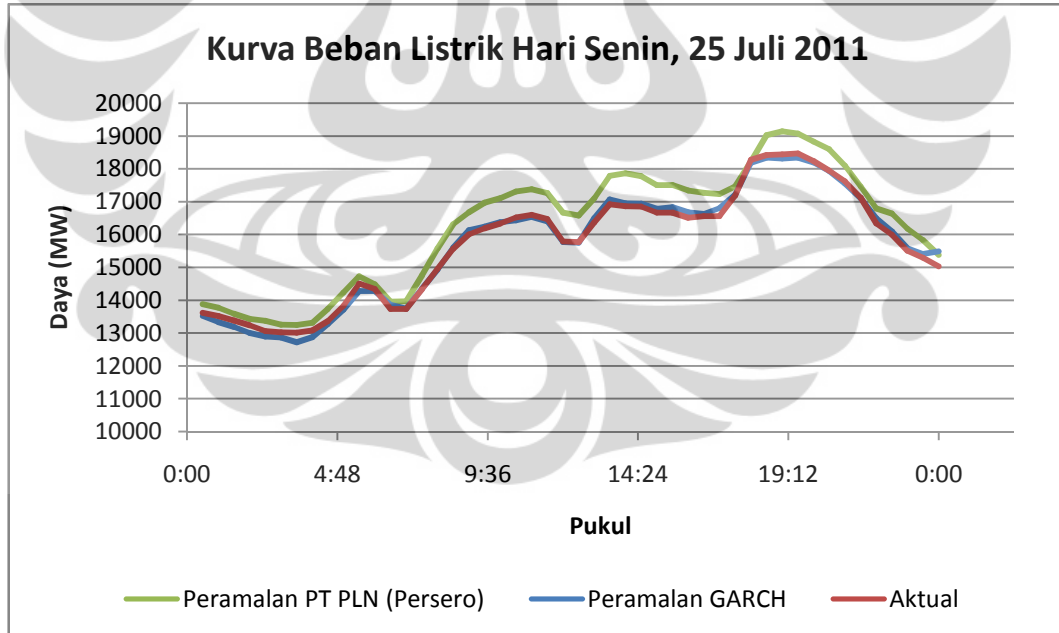
Grafik 4.6. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Jumat, 22 Juli 2011.



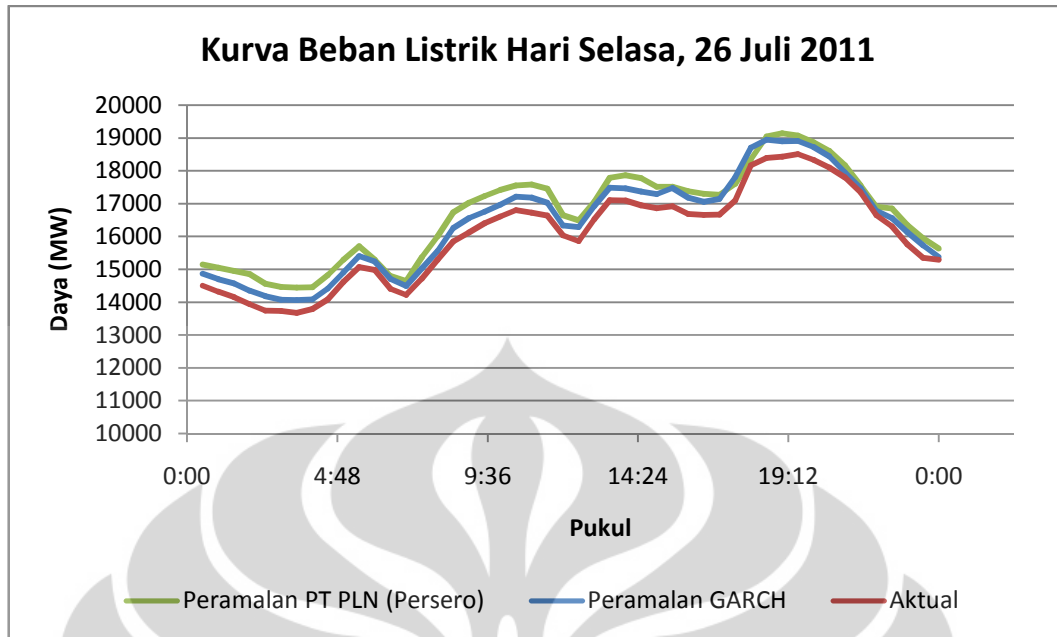
Grafik 4.7. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Sabtu, 23 Juli 2011.



Grafik 4.8. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Minggu, 24 Juli 2011.



Grafik 4.9. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Senin, 25 Juli 2011.



Grafik 4.10. Perbandingan Daya Beban Listrik Aktual dengan Hasil Peramalan GARCH dan PT PLN (Persero) Hari Selasa, 26 Juli 2011.

Dengan langkah-langkah yang sama dalam membuat model dan peramalan beban listrik, grafik hasil peramalan dengan menggunakan metode GARCH dalam sepekan tersebut (Rabu, 20 Juli hingga Selasa, 26 Juli 2011) 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 hari peramalan. Grafik-grafik tersebut juga menunjukkan bahwa sebagian besar kurva peramalan metode GARCH lebih mendekati kurva aktualnya dibandingkan dengan kurva peramalan metode koefisien. Hal tersebut berarti bahwa sebagian besar peramalan menggunakan metode GARCH memiliki *error* yang lebih kecil dibandingkan peramalan menggunakan metode koefisien. Perbandingan MAPE hasil peramalan metode GARCH dengan metode koefisien menggunakan data acuan 1 Mei hingga 31 Juli 2011 dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.14. Perbandingan MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH dengan Metode Koefisien Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011).

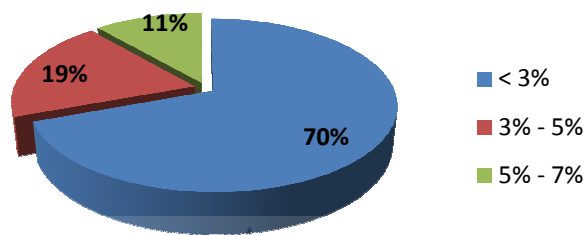
Hari	Jumlah Hari	MAPE metode GARCH (%)	MAPE metode koefisien (%)
Senin	10	3.01522	3.5724
Selasa	8	1.627625	3.361
Rabu	8	2.5075125	3.3254125
Kamis	8	3.3328375	3.8322
Jumat	9	3.3612	3.731244
Sabtu	9	2.285733	3.866289
Minggu	10	2.55061	4.48566
Rata-rata		2.668676	3.739172

Berdasarkan Tabel 4.6. di atas, sebanyak 62 jumlah hari merupakan jumlah peramalan yang telah dilakukan dengan menggunakan data acuan yang valid. Nilai rata-rata MAPE peramalan metode GARCH lebih rendah dibandingkan dengan peramalan metode koefisien, baik itu untuk masing-masing hari maupun rata-rata keseluruhan. Perbedaan antara rata-rata MAPE peramalan metode GARCH (2.668676 %) dengan metode koefisien (3.739172 %) dari hasil tersebut cukup besar, yaitu lebih dari 1 %. Hasil tersebut adalah rata-rata keseluruhan MAPE dari rentang waktu pengamatan yang dijadikan data acuan (1 Mei – 31 Juli 2011). Jika ditinjau besarnya MAPE untuk masing-masing hari peramalan, maka akan terlihat nilai MAPE yang berbeda. Persebaran MAPE selama rentang waktu pengamatan tersebut dapat dilihat pada tabel dan grafik berikut:

Tabel 4.15. Persebaran MAPE Peramalan Metode GARCH Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011).

MAPE (%)	Jumlah Hari							Total	%
	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat	Sabtu	Minggu		
< 3	5	8	6	4	5	7	8	43	69.354838
3 – 5	3	-	1	2	3	2	1	12	19.354838
5 – 7	2	-	1	2	1	-	1	7	11.290322
7 – 10	-	-	-	-	-	-	-	-	-
> 10	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Total	10	8	8	8	9	9	10	62	100

Persebaran MAPE metode GARCH



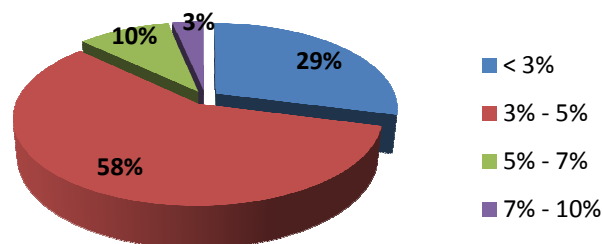
Grafik 4.11. Persentase Persebaran MAPE Peramalan Metode GARCH.

Pada Tabel 4.7. dan Grafik 4.11., MAPE sebagian besar dan dominan bernilai kurang dari 3 %, yaitu sebanyak 43 dari 62 peramalan atau sebesar 69.354838 %. Sedangkan MAPE yang bernilai kurang dari 5 % berjumlah 55 peramalan atau sebesar 88.709677 %. Jika dibandingkan dengan persebaran MAPE peramalan metode koefisien PT PLN (Persero) di bawah ini:

Tabel 4.16. Persebaran MAPE Peramalan Metode Koefisien Masing-Masing Hari (1 Mei – 31 Juli 2011).

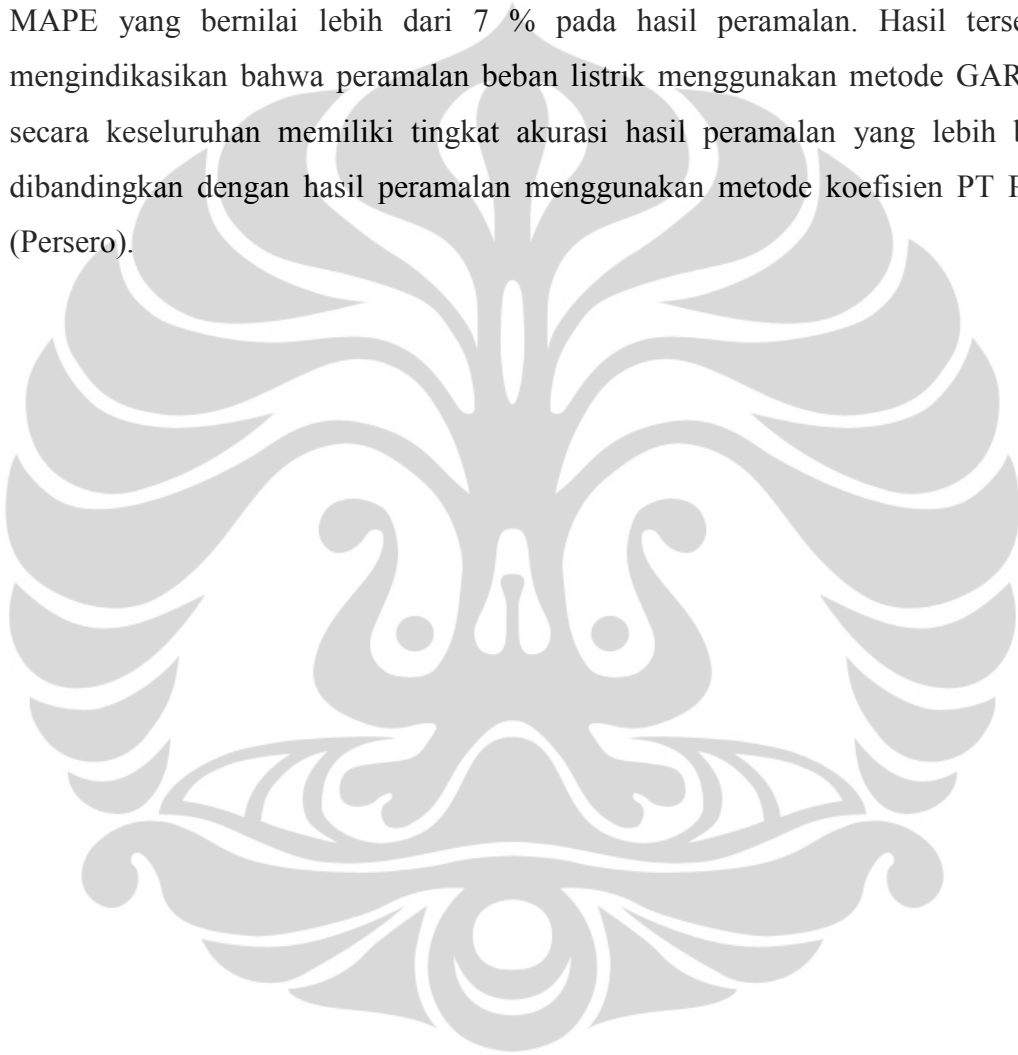
MAPE (%)	Jumlah Hari							Total	%
	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat	Sabtu	Minggu		
< 3	2	2	5	2	4	3	-	18	29.032258
3 – 5	7	6	2	4	4	5	8	36	58.064516
5 – 7	1	-	1	2	1	-	1	6	9.677419
7 – 10	-	-	-	-	-	1	1	2	3.225806
> 10	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Total	10	8	8	8	9	9	10	62	100

Persebaran MAPE metode koefisien



Grafik 4.12. Persentase Persebaran MAPE Peramalan Metode Koefisien.

Hasil MAPE peramalan metode koefisien lebih dominan bernilai antara 3 % hingga 5 %, yaitu sebanyak 36 dari 62 peramalan atau sebesar 58.064516 % dengan data acuan yang sama dengan peramalan metode GARCH. Sedangkan ditinjau dari MAPE yang bernilai kurang dari 5 %, akan berjumlah 54 peramalan atau sebesar 87.096774 %. Hal lain yang menunjukkan bahwa peramalan metode GARCH lebih baik dibandingkan dengan metode koefisien yaitu tidak adanya MAPE yang bernilai lebih dari 7 % pada hasil peramalan. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa peramalan beban listrik menggunakan metode GARCH secara keseluruhan memiliki tingkat akurasi hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan hasil peramalan menggunakan metode koefisien PT PLN (Persero).



BAB 5

KESIMPULAN

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

1. Variansi beban listrik yang tidak homogen (heteroskedastis) karena pola konsumsi listrik yang berbeda-beda menjadikan model GARCH baik untuk digunakan dalam peramalan. Hal ini dikarenakan metode GARCH tidak memandang heteroskedastisitas sebagai masalah, tetapi memanfaatkan kondisi tersebut untuk membuat model, yaitu GARCH model yang terdiri dari *mean model* dan *variance residual model*.
2. Peramalan beban listrik jangka pendek (harian) menggunakan metode GARCH dapat memberikan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan peramalan menggunakan metode koefisien PT PLN (Persero) P3B. Terbukti dari 62 peramalan, rata-rata MAPE hasil peramalan metode GARCH (2.668676 %) lebih kecil dibandingkan hasil peramalan metode koefisien (3.739172 %) pada sistem interkoneksi Jawa-Bali.

DAFTAR ACUAN

- [1] Supranto, J. (1981). *Metode Ramalan Kuantitatif untuk Perencanaan*. Jakarta: Gramedia.
- [2] Nasution, Hakim Arman dan Yudha Prasetyawan. (2008). *Perencanaan dan Pengendalian Produksi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [3] Wei, William W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd Edition). New York: Addison Wesley Publishing Company, Inc.
- [4] Box, George E.P., Gwilym M. Jenkins, dan Gregory C. Reinsel. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- [5] Engle, Robert F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
http://www.unc.edu/~jbhill/Engle_ARCH.pdf
- [6] Bollerslev, Tim. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327. North-Holland.
http://econ.duke.edu/~boller/Published_Papers/joe_86.pdf
- [7] Nachrowi, Nachrowi Djalal dan Hardius Usman. (2006). *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*. Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- [8] Khair, Aulia. (2011). Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Kombinasi Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dengan Regresi Linear Antara Suhu dan Daya Listrik. *Skripsi*. Fakultas Teknik. Universitas Indonesia. Depok.
- [9] Republik Indonesia. (2007). *Peraturan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral No. 03 Tahun 2007 tentang Aturan Jaringan Sistem Tenaga Listrik Jawa-Madura-Bali*. Sekretariat Negara. Jakarta.
http://bops.pln-jawa-bali.co.id/artikel/Aturan_Jaringan_2007.pdf
- [10] Yamin, Sofyan, Lien A. Rachmach, dan Heri Kurniawan. (2011). *Regresi dan Korelasi dalam Genggaman Anda: Aplikasi dengan Software SPSS, EViews, MINITAB, dan STATGRAPHICS*. Jakarta: Penerbit Salemba Empat.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, I Gusti Ngurah. (2009). *Time Series Data Analysis Using EViews*. Singapore: John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd.
- Bollerslev, Tim. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327. North-Holland.
- Box, George E.P., Gwilym M. Jenkins, dan Gregory C. Reinsel. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- Enders, Walter. (1995). *Applied Econometric Time Series*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc.
- Franco, Christian dan Jean-Michel Zakoian. (2010). *GARCH Models: Structure, Statistical Inference, and Financial Applications*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Harris, Richard dan Robert Sollis. (2003). *Applied Time Series Modelling and Forecasting*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Lilien, David, dkk. (2008). *EViews 6* [Software Komputer]. USA: Quantitative Micro Software LLC.
- Nachrowi, Nachrowi Djalal dan Hardius Usman. (2006). *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*. Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- Nasution, Hakim Arman dan Yudha Prasetyawan. (2008). *Perencanaan dan Pengendalian Produksi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Soliman, S.A. dan A.M. Al-Kandari. (2010). *Electrical Load Forecasting: Modeling and Model Construction*. United States of America: Elsevier Inc.
- Wei, William W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd Edition). New York: Addison Wesley Publishing Company, Inc.
- Yamin, Sofyan, Lien A. Rachmach, dan Heri Kurniawan. (2011). *Regresi dan Korelasi dalam Genggaman Anda: Aplikasi dengan Software SPSS, EViews, MINITAB, dan STATGRAPHICS*. Jakarta: Penerbit Salemba Empat.

LAMPIRAN 1. Data Hasil Peramalan Metode GARCH 1 Mei – 31 Juli 2011

Hari Senin

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)									
	23 Mei	30 Mei	6 Juni	13 Juni	20 Juni	27 Juni	4 Juli	11 Juli	18 Juli	25 Juli
00:30	13095	13428	14046	13133	13576	13356	13834	12751	13232	13525
01:00	12877	13088	13973	12994	13366	13168	13655	12669	13060	13333
01:30	12700	12889	13829	12816	13247	13073	13505	12440	12998	13187
02:00	12668	12846	13717	12689	13149	12885	13335	12308	12808	13003
02:30	12667	12795	13580	12539	13016	12858	13217	11779	12565	12895
03:00	12508	12571	13410	12389	12913	12758	13145	11944	12476	12872
03:30	12481	12538	13395	12338	12908	12676	13136	11888	12500	12719
04:00	12574	12652	13461	12491	12942	12718	13178	11972	12561	12881
04:30	12751	12952	13865	12736	13163	12969	13352	12226	12864	13276
05:00	13118	13464	14379	13218	13617	13437	13744	12677	13326	13714
05:30	13441	13904	14915	13831	14109	13946	14302	13119	13963	14286
06:00	13308	13726	14814	13640	13975	13719	14196	13142	13837	14284
06:30	13079	13421	14492	13276	13682	13709	14249	13146	13761	13859
07:00	13113	13528	14552	13184	13664	13707	14391	13265	13692	13748
07:30	13508	14049	15210	14004	14269	14336	15001	14123	14510	14351
08:00	13967	14719	15972	14732	14949	14980	15697	14698	15019	14934
08:30	14425	15375	16674	15403	15566	15614	16281	15505	15738	15605
09:00	14718	15800	17019	15805	15915	15940	16625	16003	16184	16129
09:30	14765	15828	17301	16073	16196	16167	16827	16147	16418	16240
10:00	15031	16180	17516	16320	16348	16371	17004	16370	16677	16372
10:30	15153	16361	17671	16627	16565	16644	17200	16513	16854	16438
11:00	15220	16473	17840	16757	16648	16643	17291	16504	16958	16541
11:30	15184	16449	17776	16621	16584	16605	17201	16419	16933	16406
12:00	14759	15837	17147	16079	16087	15896	16505	15699	16295	15768
12:30	14713	15746	17067	15982	16008	15803	16371	15671	16149	15753
13:00	15003	16172	17626	16539	16437	16387	16827	16106	16724	16506
13:30	15444	16765	18105	17066	16883	16819	17320	16518	17197	17070
14:00	15409	16749	18109	16980	16873	16760	17218	16476	17244	16947
14:30	15420	16733	18055	16905	16790	16622	17183	16472	17235	16945
15:00	15252	16467	17863	16764	16651	16540	17060	16290	17034	16787
15:30	15344	16663	17975	16857	16647	16524	17154	16248	16955	16833
16:00	15229	16482	17913	16685	16566	16493	17080	16154	16922	16673
16:30	15205	16493	17886	16566	16472	16410	17042	16127	16684	16628
17:00	15319	16630	18037	16681	16463	16439	17138	16156	16846	16801
17:30	15967	17590	18914	17431	17221	17262	17637	16799	17476	17210
18:00	16562	18416	19582	18066	17818	17636	18318	17838	18538	18188
18:30	16524	18327	19526	18258	17930	17703	18310	17977	18685	18341
19:00	16478	18254	19411	18146	17890	17670	18264	17947	18784	18312
19:30	16447	18097	19318	18164	17864	17660	18359	17962	18694	18345
20:00	16413	17985	19085	18075	17739	17426	18089	17768	18525	18194
20:30	16144	17637	18765	17801	17503	17404	17925	17453	18295	17939
21:00	15831	17157	18257	17518	17152	17051	17600	17075	17778	17550
21:30	15431	16590	17683	16888	16672	16664	17208	16548	17245	17105
22:00	14998	15938	17109	16346	16146	16105	16645	15901	16677	16490
22:30	14823	15688	16847	15986	15838	15762	16411	15502	16349	16093
23:00	14535	15289	16366	15426	15473	15327	15882	15023	15837	15591
23:30	14319	14919	15984	15237	15131	14983	15607	14790	15414	15409
24:00	14150	14711	15855	15043	14926	14617	15313	14694	15372	15487

Hari Selasa

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)							
	7 Juni	14 Juni	21 Juni	28 Juni	5 Juli	12 Juli	19 Juli	26 Juli
00:30	14968	14965	14833	14534	14870	14815	14729	14866
01:00	14718	14806	14653	14313	14696	14671	14589	14702
01:30	14699	14606	14462	14189	14516	14551	14425	14576
02:00	14467	14434	14262	14000	14391	14368	14240	14346
02:30	14398	14367	14173	13822	14229	14210	14048	14183
03:00	14211	14283	14082	13644	14027	14020	13925	14074
03:30	14150	14218	14020	13678	14003	13881	13809	14066
04:00	14235	14244	14038	13663	14044	13947	13816	14084
04:30	14576	14518	14328	13912	14303	14250	14119	14420
05:00	14968	15012	14853	14360	14680	14556	14671	14904
05:30	15332	15367	15243	14770	15043	14931	15183	15402
06:00	15107	15083	14944	14525	14843	14792	14995	15233
06:30	14829	14670	14527	14322	14707	14706	14466	14714
07:00	14773	14668	14496	14343	14796	14681	14522	14496
07:30	15349	15161	15029	14868	15226	15192	15129	15030
08:00	16053	15631	15540	15401	15688	15614	15769	15557
08:30	16639	16087	16054	16034	16376	16348	16485	16262
09:00	16899	16529	16513	16305	16555	16519	16738	16559
09:30	17165	16613	16624	16509	16674	16586	16883	16757
10:00	17298	16605	16634	16674	16850	16758	17066	16966
10:30	17493	16773	16807	16790	16965	16861	17185	17213
11:00	17507	16830	16867	16776	16988	16848	17078	17182
11:30	17344	16751	16783	16968	17092	16729	17080	17028
12:00	16828	16319	16358	16122	16129	16131	16434	16339
12:30	16701	16101	16069	15925	16084	15928	16367	16289
13:00	17278	16589	16525	16185	16572	16451	16830	16928
13:30	17718	16976	17028	16910	17029	16947	17409	17490
14:00	17637	16978	17026	16809	16942	16943	17436	17470
14:30	17556	16989	17032	16637	16795	16920	17335	17372
15:00	17506	16919	16941	16568	16733	16763	17252	17289
15:30	17494	16809	16842	16615	16804	16748	17166	17478
16:00	17416	16765	16784	16426	16661	16762	17118	17187
16:30	17207	16728	16758	16414	16620	16780	17033	17057
17:00	17345	16926	16945	16373	16635	16815	17118	17141
17:30	18007	17582	17668	17187	17331	17416	17714	17809
18:00	18763	18211	18358	18102	18030	18044	18634	18703
18:30	18606	18148	18295	18124	18027	18019	18870	18944
19:00	18601	18153	18303	18301	18183	18005	18912	18902
19:30	18544	17755	17909	18318	18198	17922	18827	18904
20:00	18381	17659	17810	18160	18025	17804	18670	18727
20:30	18204	17354	17488	17881	17699	17463	18469	18438
21:00	17971	16924	17028	17482	17351	17063	17845	17953
21:30	17463	16626	16678	16979	16912	16590	17350	17474
22:00	16863	16055	16065	16432	16459	16119	16809	16785
22:30	16652	15804	15790	16066	16115	15740	16338	16558
23:00	16309	15399	15339	15542	15664	15393	16003	16134
23:30	15829	15426	15336	15239	15347	15056	15665	15729
24:00	15489	15279	15166	14837	14992	14877	15344	15378

Hari Rabu

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)							
	25 Mei	1 Juni	8 Juni	15 Juni	22 Juni	6 Juli	13 Juli	20 Juli
00:30	12774	13814	15070	15080	14661	14764	14171	15152
01:00	12654	13685	15169	15105	14603	14686	14089	15088
01:30	12474	13541	15070	14841	14405	14504	13914	14904
02:00	12237	13389	14692	14589	14235	14365	13726	14715
02:30	12104	13289	14576	14446	14120	14199	13564	14637
03:00	11953	13203	14420	14367	14023	14036	13407	14472
03:30	11966	13202	14494	14374	13999	14052	13338	14351
04:00	11987	13207	14423	14378	13993	13989	13331	14347
04:30	12387	13523	14678	14582	14234	14184	13582	14730
05:00	13165	14085	15112	15066	14720	14596	14086	15108
05:30	13783	14565	15532	15542	15133	15086	14587	15711
06:00	13445	14297	15290	15201	14917	14870	14253	15438
06:30	13060	14067	14871	14785	14575	14635	13988	15098
07:00	13174	14101	14734	14667	14525	14552	14008	15007
07:30	13976	14705	15128	15123	14999	15303	14730	15607
08:00	14763	15242	15564	15503	15416	15677	15251	16093
08:30	15732	15958	16039	16053	15960	16178	15843	16725
09:00	16213	16293	16282	16328	16235	16347	16079	16968
09:30	16339	16428	16461	16528	16443	16544	16268	17204
10:00	16608	16610	16682	16816	16580	16702	16391	17320
10:30	16692	16668	16841	16904	16672	16986	16579	17452
11:00	16699	16666	16920	17028	16700	16899	16577	17493
11:30	16634	16599	16789	16935	16759	16798	16501	17411
12:00	15906	16109	16348	16390	16015	16146	15824	16830
12:30	15941	16091	16456	16461	16014	16068	15604	16600
13:00	16618	16587	16894	16887	16189	16540	16224	17267
13:30	17049	16930	17358	17395	16959	16914	16711	17807
14:00	17027	16959	17264	17272	16904	16894	16683	17709
14:30	16951	16879	17212	17184	16818	16777	16622	17808
15:00	16708	16691	17142	17130	16696	16666	16469	17476
15:30	16935	16842	17102	17066	16760	16838	16489	17522
16:00	17156	17041	16997	16946	16756	16626	16365	17345
16:30	16873	16856	16923	16939	16685	16538	16178	17284
17:00	17037	17007	17150	17246	16787	16314	16100	17283
17:30	17786	17629	17759	17954	17284	17128	16952	17928
18:00	18501	18131	18326	18497	17849	17777	17827	18958
18:30	18358	18004	18216	18378	17957	17864	18023	19076
19:00	18430	18053	18240	18426	18058	17832	17996	19083
19:30	18490	18064	18196	18418	17988	17889	18064	19084
20:00	18184	17839	17944	18158	17678	17631	17831	18952
20:30	17596	17392	17765	17947	17608	17601	17647	18628
21:00	17383	17173	17410	17529	17320	17355	17345	18242
21:30	16645	16638	16921	17076	16883	16996	16781	17610
22:00	15962	16086	16390	16535	16322	16451	16237	17078
22:30	15501	15774	16320	16286	16032	16191	15933	16798
23:00	15116	15515	15785	15714	15656	15771	15435	16274
23:30	14746	15215	15598	15569	15415	15565	15193	16036
24:00	14475	15090	15274	15225	15159	15437	14878	15786

Hari Kamis

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)							
	26 Mei	9 Juni	16 Juni	23 Juni	30 Juni	7 Juli	14 Juli	21 Juli
00:30	14690	14658	14875	14655	14882	12272	13454	15285
01:00	14535	14506	14720	14559	14634	12156	13326	15161
01:30	14369	14425	14666	14378	14431	11903	13121	14955
02:00	14164	14243	14505	14234	14225	11757	12988	14959
02:30	13951	14083	14361	14005	14082	11575	12843	14776
03:00	13929	14072	14340	13877	13695	11644	12843	14537
03:30	13887	13972	14260	13865	13685	11559	12778	14622
04:00	13953	14043	14314	13907	13768	11599	12810	14676
04:30	14099	14298	14540	14256	14259	11840	13033	14821
05:00	14717	14752	14902	14534	14637	12496	13565	15267
05:30	15128	15094	15202	15010	15200	13056	14036	15829
06:00	14840	14883	15041	14761	15048	13011	13983	15617
06:30	14379	14524	14717	14503	14642	12922	13871	15119
07:00	14412	14434	14633	14316	14534	13316	14134	15075
07:30	15065	14903	15026	14882	15381	13837	14626	15745
08:00	15658	15495	15521	15320	15877	14738	15340	16078
08:30	16347	15839	15861	15872	16483	15378	15888	16681
09:00	16716	16242	16158	16055	16919	15835	16283	17030
09:30	16839	16333	16266	16284	17066	15863	16333	17305
10:00	17064	16470	16390	16397	17311	16109	16545	17421
10:30	17375	16570	16470	16486	17433	16396	16755	17515
11:00	17491	16661	16511	16454	17426	16945	17154	17515
11:30	17228	16554	16435	16371	17396	16643	16917	17436
12:00	16570	15867	15876	16003	16664	15755	16180	16819
12:30	16568	15905	15837	15614	16272	15918	16252	16728
13:00	17048	16442	16298	16040	16906	16370	16670	17296
13:30	17483	16935	16655	16406	17515	16865	17110	17905
14:00	17680	16837	16581	16444	17405	16815	17052	17846
14:30	17626	16854	16560	16405	17399	16445	16790	17878
15:00	17471	16651	16393	16234	17163	16349	16682	17707
15:30	17514	16716	16445	16187	17169	16380	16716	17664
16:00	17351	16674	16412	16161	16954	16274	16609	17596
16:30	17350	16640	16367	16094	16943	15873	16316	17463
17:00	17418	16877	16531	16145	17005	15841	16312	17459
17:30	18381	17607	17075	16595	17785	16808	17101	18080
18:00	19038	18324	17708	17226	18492	17645	17818	19142
18:30	19020	18138	17592	17146	18444	17504	17735	19229
19:00	19126	18073	17543	17179	18446	17582	17781	19423
19:30	18915	18023	17533	17312	18471	17387	17649	19120
20:00	18741	18003	17510	17197	18220	17230	17491	19066
20:30	18507	17676	17260	17207	18228	16946	17271	18712
21:00	18115	17350	17003	16973	17876	16457	16869	18397
21:30	17530	16854	16629	16348	17330	15876	16373	17838
22:00	16872	16368	16273	16193	16901	15376	15942	17356
22:30	16498	16003	15993	15952	16494	14909	15550	17037
23:00	16082	15675	15704	15583	16087	14360	15113	16692
23:30	15576	15293	15402	15210	15711	14141	14919	16140
24:00	15282	15236	15291	14946	15310	13685	14525	15999

Hari Jumat

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)								
	27 Mei	3 Juni	10 Juni	17 Juni	24 Juni	1 Juli	8 Juli	15 Juli	22 Juli
00:30	15156	14564	13492	14733	14741	15130	14103	14757	15557
01:00	15089	14388	13303	14532	14579	14963	13936	14618	15463
01:30	14868	14129	13104	14475	14472	14863	13831	14375	15193
02:00	14617	13934	12973	14257	14324	14695	13517	14015	14865
02:30	14538	13777	12845	14182	14216	14506	13400	13898	14752
03:00	14365	13609	12656	13999	14119	14406	13234	13764	14664
03:30	14276	13486	12570	13973	14024	14293	13140	13645	14572
04:00	14307	13637	12772	14079	14108	14368	13097	13607	14580
04:30	14615	13973	12989	14277	14267	14610	13395	13886	14814
05:00	15084	14450	13483	14745	14684	15005	13756	14294	15217
05:30	15631	15053	13868	15114	14991	15260	14311	14901	15678
06:00	15257	14623	13570	14868	14722	15076	14177	14717	15524
06:30	14818	14310	13243	14500	14551	14916	13865	14451	15251
07:00	14738	14228	13234	14371	14473	14864	13937	14638	15313
07:30	15428	14765	13713	14947	14933	15370	14416	15259	15972
08:00	16045	15426	14361	15490	15330	15838	14872	15784	16530
08:30	16610	15926	14847	16023	15811	16267	15330	16170	16900
09:00	16972	16326	15160	16123	16029	16574	15717	16609	17216
09:30	17224	16574	15381	16349	16221	16736	15867	16810	17403
10:00	17426	16843	15589	16614	16375	16869	16068	17057	17644
10:30	17487	17100	15770	17117	16736	17057	16171	17104	17657
11:00	17381	17031	15856	17134	16723	17102	16073	17010	17665
11:30	16871	16483	15158	16497	16107	16480	15512	16364	17073
12:00	16007	15552	14418	15645	15454	15786	14612	15288	16050
12:30	15935	15427	14399	15655	15356	15714	14445	15114	15903
13:00	16921	16449	15306	16517	16298	16572	15240	16196	17023
13:30	17438	17180	15989	17132	16785	17184	16037	16970	17686
14:00	17334	17134	15980	17081	16828	17250	16053	16932	17660
14:30	17270	17084	15897	17085	16710	17095	16012	16854	17551
15:00	17307	16950	15756	17000	16565	16983	15806	16677	17477
15:30	17279	16951	15793	16951	16628	17008	15779	16684	17474
16:00	17176	16909	15697	16806	16369	16847	15694	16615	17428
16:30	17243	16864	15609	16729	16383	16764	15635	16591	17319
17:00	17330	16962	15845	16949	16351	16724	15699	16528	17231
17:30	18000	17820	16652	17665	16805	17256	16378	17242	17891
18:00	18545	18520	17413	18637	17592	17991	17242	18261	18862
18:30	18343	18426	17320	18567	17515	17972	17238	18366	19045
19:00	18421	18475	17357	18546	17606	18027	17236	18385	19048
19:30	18398	18376	17318	18531	17622	18059	17205	18302	18981
20:00	18216	18086	17093	18433	17460	17862	17051	18125	18841
20:30	17895	17944	16974	18195	17283	17694	16869	17913	18636
21:00	17574	17385	16506	17796	16985	17342	16430	17423	18191
21:30	17087	16803	15990	17346	16618	16967	16032	16942	17666
22:00	16627	16272	15377	16870	16197	16548	15484	16262	17083
22:30	16242	16098	15303	16557	15995	16375	15229	15977	16773
23:00	15869	15618	14913	16221	15723	16063	14910	15609	16414
23:30	15474	15199	14584	15876	15352	15697	14620	15241	16039
24:00	15084	14786	14389	15613	15034	15384	14349	14919	15809

Hari Sabtu

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)								
	28 Mei	4 Juni	11 Juni	18 Juni	25 Juni	2 Juli	9 Juli	16 Juli	23 Juli
00:30	14829	14711	14451	14964	14177	14744	14410	14609	15052
01:00	14633	14467	14172	14689	14192	14664	14205	14476	14970
01:30	14420	14489	14078	14510	14050	14514	13979	14321	14770
02:00	14162	14342	13951	14395	13964	14416	13834	14099	14648
02:30	14000	14138	13784	14202	13751	14247	13646	13925	14420
03:00	13864	14069	13667	14075	13570	14119	13511	13787	14306
03:30	13889	13994	13630	14012	13493	14054	13433	13697	14165
04:00	13960	14031	13679	14096	13601	14071	13387	13717	14229
04:30	14146	14250	13934	14396	13824	14243	13577	13875	14418
05:00	14547	14497	14208	14676	14121	14513	13927	14218	14768
05:30	15078	14856	14397	14937	14548	14816	14265	14809	15147
06:00	14758	14496	14094	14615	14328	14606	13983	14420	14715
06:30	14208	14033	13630	14097	13637	14188	13627	14075	14339
07:00	13756	13783	13347	13761	13450	14013	13387	13795	14022
07:30	14125	14084	13544	13976	13834	14344	13790	14089	14286
08:00	14415	14453	13956	14369	13953	14503	14058	14447	14628
08:30	14994	14889	14313	14818	14366	14867	14515	14908	15029
09:00	15308	15096	14605	15120	14689	15082	14733	15272	15272
09:30	15475	15526	14858	15374	14993	15286	14935	15521	15440
10:00	15701	15637	15058	15612	15093	15410	15120	15569	15583
10:30	15923	15726	15080	15667	15088	15515	15347	15631	15664
11:00	15861	15791	15030	15596	15200	15489	15204	15608	15710
11:30	15816	15652	15002	15571	15125	15466	15213	15458	15627
12:00	15342	14889	14477	15066	14617	15056	14734	14884	15130
12:30	15231	15012	14567	15092	14585	14889	14400	14801	15073
13:00	15351	15237	14594	15136	14731	15088	14708	14996	15242
13:30	15603	15370	14836	15370	14833	15220	14911	15234	15506
14:00	15472	15234	14713	15288	14673	15126	14853	15220	15468
14:30	15361	15145	14606	15161	14681	14954	14477	15094	15142
15:00	15207	15001	14345	14847	14489	14906	14509	14855	15019
15:30	15109	14884	14354	14897	14562	14930	14485	14694	14941
16:00	15111	14812	14335	14854	14551	14882	14381	14607	14931
16:30	15329	14865	14393	14923	14578	14884	14400	14730	14941
17:00	15644	15196	14828	15400	14826	15042	14548	14946	15165
17:30	16873	16278	15790	16418	15632	15706	15395	16004	15808
18:00	17653	17283	16798	17532	16491	16456	16410	17358	16815
18:30	17621	17195	16731	17484	16753	16666	16615	17584	16879
19:00	17563	17277	16673	17391	16602	16562	16509	17498	17015
19:30	17501	17158	16616	17354	16597	16517	16410	17432	16983
20:00	17269	16934	16458	17168	16457	16423	16307	17307	16957
20:30	17118	16799	16256	16957	16223	16184	15991	17126	16741
21:00	16591	16493	16105	16714	15843	15902	15669	16745	16504
21:30	16103	16056	15569	16201	15540	15718	15489	16296	16054
22:00	15557	15564	14992	15571	15072	15284	14899	15624	15583
22:30	15339	15276	14714	15272	14895	15147	14747	15509	15368
23:00	14922	15019	14543	15044	14560	14859	14368	14963	15029
23:30	14575	14609	14306	14780	14067	14557	14107	14664	14771
24:00	14202	14429	14155	14664	14056	14492	13965	14446	14621

Hari Minggu

Pukul	Daya Peramalan Beban Listrik (MW)									
	22 Mei	29 Mei	5 Juni	12 Juni	19 Juni	26 Juni	3 Juli	10 Juli	17 Juli	24 Juli
00:30	13980	13989	13604	13757	14268	13857	13665	13513	14497	13733
01:00	13894	13808	13432	13550	14121	13675	13493	13382	14344	13560
01:30	13803	13756	13420	13514	13957	13499	13332	13192	14125	13398
02:00	13601	13575	13105	13327	13696	13330	13203	13009	14034	13275
02:30	13430	13383	13093	13286	13694	13258	13075	12842	13925	13112
03:00	13331	13237	12962	13233	13524	13146	12969	12663	13825	12999
03:30	13233	13110	12926	13180	13453	13115	12939	12601	13793	12944
04:00	13322	13175	12775	13082	13361	13089	12970	12660	13703	12967
04:30	13499	13484	12819	13217	13601	13214	13044	12792	13730	13097
05:00	13839	13737	13193	13530	13884	13483	13315	13143	14014	13200
05:30	14000	13942	13469	13652	14200	13695	13462	13351	14324	13647
06:00	13525	13474	12775	13082	13587	13240	13174	13117	14136	13258
06:30	13171	13002	12165	12627	13036	12742	12573	12199	13590	12820
07:00	12939	12710	11846	12318	12687	12519	12374	11838	13293	12460
07:30	12848	12686	11809	12296	12795	12505	12317	11852	13201	12392
08:00	12929	12726	11965	12353	12893	12645	12411	11837	13284	12468
08:30	13152	12947	12228	12538	13060	12734	12483	11928	13443	12607
09:00	13307	13119	12327	12559	13270	12916	12639	12094	13568	12850
09:30	13387	13291	12551	12762	13308	12985	12754	12297	13767	12969
10:00	13541	13414	12729	12948	13436	13117	12873	12381	13838	13069
10:30	13599	13557	12696	12935	13511	13258	12974	12390	13890	13077
11:00	13616	13552	12685	12906	13587	13205	12918	12422	13908	13165
11:30	13592	13500	12777	12964	13496	13199	12917	12336	13823	13049
12:00	13464	13330	12677	12912	13231	12931	12707	12193	13689	12898
12:30	13413	13302	12666	12881	13248	12937	12712	12227	14047	12858
13:00	13421	13361	12736	12929	13379	13037	12800	12364	13702	12888
13:30	13547	13499	12910	13114	13570	13180	12923	12514	13871	12970
14:00	13508	13439	12910	13122	13536	13155	12942	12603	13830	13077
14:30	13518	13452	12836	13076	13558	13157	12952	12617	13807	13111
15:00	13525	13408	12793	13059	13482	13100	12901	12559	13696	13081
15:30	13671	13463	12768	13117	13690	13208	12989	12712	13755	13037
16:00	13901	13669	13052	13302	13727	13302	13103	12839	13917	13192
16:30	14102	13946	13303	13511	13999	13482	13254	13021	13949	13377
17:00	14602	14581	13946	14018	14384	13894	13705	13615	14201	13683
17:30	15439	15598	15412	15231	15557	14959	14692	14735	15213	14546
18:00	16453	16536	16767	16321	16839	16164	15655	15630	16699	15985
18:30	16497	16428	17085	16600	17013	16315	15825	15888	16999	16446
19:00	16502	16423	17101	16631	17052	16338	15828	15882	17064	16444
19:30	16522	16411	17145	16644	16999	16358	15829	15828	17009	16510
20:00	16464	16363	17043	16621	16849	16243	15681	15566	16985	16443
20:30	16203	16104	16747	16360	16587	15995	15534	15518	16837	16209
21:00	15915	15639	16192	16008	16387	15798	15332	15251	16493	15999
21:30	15377	15169	15631	15530	15906	15281	14881	14848	16110	15448
22:00	14876	14690	15030	15004	15275	14726	14400	14341	15618	15025
22:30	14695	14466	14739	14810	14766	14470	14285	14189	15306	14604
23:00	14410	14146	14326	14438	14552	14218	14008	13856	14924	14282
23:30	14205	13942	13982	14185	14305	13936	13839	13818	14681	13960
24:00	13897	13625	13622	13909	14149	13895	13788	13644	14557	13533

LAMPIRAN 2. MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH 1 Mei – 31 Juli 2011

Hari Senin

Pukul	Absolute Percentage Error (%)									
	23 Mei	30 Mei	6 Juni	13 Juni	20 Juni	27 Juni	4 Juli	11 Juli	18 Juli	25 Juli
00:30	1.57	1.203	4.323	3.865	1.356	2.672	4.783	3.328	1.312	0.681
01:00	1.481	4.141	4.846	2.871	0.933	2.685	3.885	2.606	1.11	1.372
01:30	2.043	4.469	5.132	3.494	0.766	2.1	4.484	4.151	0.322	1.511
02:00	1.745	3.825	5.26	3.766	1.81	2.548	4.146	3.745	0.324	1.749
02:30	0.444	3.501	5.384	3.87	0.62	1.287	7.783	6.635	1.405	1.313
03:00	0.675	3.836	5.25	4.364	0.647	1.667	5.574	4.284	2.02	1.169
03:30	0.515	4.184	5.555	4.936	1.626	2.757	6.115	5.052	0.397	2.289
04:00	0.305	3.757	4.837	3.483	1.288	2.598	5.708	4.776	1.344	1.552
04:30	2.389	3.876	6.031	3.379	0.958	1.581	4.951	4.978	2.227	0.633
05:00	3.225	3.535	6.168	3.404	0.864	0.633	4.479	4.727	2.119	0.874
05:30	3.832	4.355	5.499	2.393	0.561	0.99	5.618	5.979	1.68	1.536
06:00	4.49	4.678	6.177	2.928	1.615	2.577	4.638	4.799	2.681	0.358
06:30	3.815	4.934	6.574	3.526	1.292	2.782	5.021	4.176	0.204	0.871
07:00	5.05	3.71	7.722	4.381	1.313	4.359	5.359	2.635	0.564	0.097
07:30	5.938	4.641	6.322	2.379	1.712	3.745	3.473	1.844	2.001	0.135
08:00	7.486	4.699	6.396	2.38	1.21	4.131	4.642	1.141	1.164	0.103
08:30	8.693	4.399	6.461	2.288	1.254	3.444	3.133	0.16	1.219	0.226
09:00	8.943	3.544	6.023	2.007	1.029	3.533	2.195	0.374	0.475	0.789
09:30	9.316	5.602	6.07	2.337	0.446	3.376	2.666	0.223	1.288	0.3
10:00	9.358	4.217	5.821	1.521	1.003	2.934	2.371	0.391	2.117	0.196
10:30	9.46	3.962	4.868	0.816	1.555	2.041	2.719	0.579	2.85	0.518
11:00	10.2	3.967	5.081	0.432	0.888	2.956	3.489	1.371	2.819	0.365
11:30	10.33	3.563	5.527	1.071	1.017	2.517	3.399	1.795	3.643	0.389
12:00	9.568	3.854	5.066	1.119	0.792	3.111	3.426	2.651	4.017	0.169
12:30	9.305	4.071	5.187	1.236	0.932	2.788	2.624	1.833	3.075	0.098
13:00	10.52	4.492	5.132	0.321	0.555	1.175	2.794	2.593	1.507	0.785
13:30	10.07	3.793	4.794	0.079	0.442	1.652	3.514	2.828	0.701	0.902
14:00	10.64	3.616	5.33	0.633	0.086	1.411	3.081	3.413	1.88	0.517
14:30	9.901	3.762	5.462	0.499	0.538	2.434	2.941	3.39	1.831	0.556
15:00	9.835	4.369	5.182	0.393	0.008	1.98	3.253	3.354	1.608	0.733
15:30	10.42	3.338	5.276	0.54	0.034	2.906	4.26	3.164	0.758	1.017
16:00	10.34	4.44	5.958	0.277	0.344	2.524	4.355	3.604	1.674	0.968
16:30	10.47	4.133	6.527	0.436	0.422	2.946	4.299	2.23	0.369	0.395
17:00	9.973	4.619	6.727	0.772	0.94	3.38	4.797	3.107	0.259	1.455
17:30	11.25	3.099	7.3	0.041	1.255	0.32	3.741	2.694	1.558	0.177
18:00	11.44	1.65	7.337	0.095	0.66	3.252	1.895	2.412	1.726	0.488
18:30	11.21	2.013	5.937	0.548	0.914	2.61	0.954	2.376	1.631	0.455
19:00	11.23	1.564	5.934	0.065	0.959	2.56	0.843	3.144	2.428	0.675
19:30	9.55	3.174	5.338	0.348	0.758	3.373	1.409	2.537	1.66	0.677
20:00	8.426	2.784	4.549	0.781	1.59	3.242	0.84	2.75	1.602	0.221
20:30	8.73	2.785	4.309	0.639	0.174	1.742	1.583	3.397	1.87	0.029
21:00	7.526	3.229	3.053	1.583	0.344	1.963	1.805	2.704	1.189	0.416
21:30	6.927	3.443	3.381	0.587	1.023	1.935	2.535	2.911	0.779	0.139
22:00	6.214	4.403	3.197	0.91	0.874	2.015	2.927	3.735	1.317	0.916
22:30	5.824	4.488	3.803	0.678	0.568	3.176	4.097	4.456	1.973	0.585
23:00	4.79	4.342	4.339	1.014	0.299	2.645	3.576	4.489	2.128	0.513
23:30	3.838	4.552	3.098	0.921	0.021	3.229	3.191	3.271	0.425	0.76
24:00	4.299	5.059	3.526	1.253	1.475	4.272	1.715	3.689	0.464	3.024
MAPE	6.95	3.827	5.356	1.701	0.87	2.553	3.564	3.052	1.536	0.744

Hari Selasa

Pukul	Absolute Percentage Error (%)							
	7 Juni	14 Juni	21 Juni	28 Juni	5 Juli	12 Juli	19 Juli	26 Juli
00:30	0.273	0.953	1.119	2.398	1.075	0.953	0.311	2.458
01:00	0.199	1.503	1.33	2.935	0.929	0.794	0.151	2.643
01:30	1.238	0.096	1.42	2.651	0.054	1.251	0.465	2.994
02:00	0.994	1.044	0.816	2.881	0.809	1.01	0.153	2.898
02:30	1.04	2.138	1.252	2.748	0.413	1.318	0.402	3.215
03:00	0.396	2.236	2.252	2.682	0.405	0.536	0.506	2.486
03:30	0.493	1.797	1.383	1.408	1.241	0.221	1.326	2.861
04:00	0.884	2.381	1.444	2.181	1.334	0.706	1.408	2.092
04:30	1.087	2.429	1.796	2.642	1.02	0.941	1.592	2.407
05:00	0.08	2.599	2.377	1.864	1.731	1	0.957	1.918
05:30	0.32	1.916	2.381	1.635	1.48	1.754	0.758	2.197
06:00	0.32	1.642	2.056	2.252	0.954	1.428	0.935	1.69
06:30	1.635	0.227	0.567	3.21	0.927	2.137	1.159	2.144
07:00	1.252	2.027	0.971	2.723	1.438	1.505	0.838	1.901
07:30	1.33	1.625	0.755	1.638	0.863	1.699	1.349	2.137
08:00	2.385	1.05	0.739	1.044	0.544	0.206	2.17	1.709
08:30	2.746	0.434	1.153	2.763	0.647	0.351	2.244	2.605
09:00	1.223	0.314	0.213	1.82	0.101	0.064	1.943	2.735
09:30	2.24	0.797	0.08	1.033	0.455	0.479	1.605	2.127
10:00	3.091	1.748	1.025	1.284	0.741	0.531	1.452	2.135
10:30	3.087	1.411	0.68	1.343	0.982	0.631	0.655	2.431
11:00	2.775	1.384	0.014	2.264	2.709	0.479	0.207	2.699
11:30	2.347	1.329	2.586	0.443	2.669	0.972	1.165	2.329
12:00	2.254	3.182	2.545	0.946	0.63	1.129	1.436	1.874
12:30	3.04	0.5	0.103	0.519	1.09	2.122	1.326	2.705
13:00	3.085	2.901	0.123	2.572	1.355	1.428	0.216	2.422
13:30	3.018	1.607	0.373	1.247	0.979	1.601	0.369	2.225
14:00	2.528	1.356	1.17	1.695	0.291	1.754	0.657	2.21
14:30	1.978	1.076	2.739	2.634	0.315	1.264	0.625	2.481
15:00	2.162	0.318	2.117	1.996	0.081	1.857	0.628	2.505
15:30	2.847	1.257	1.244	2.413	1.901	1.804	1.031	3.311
16:00	2.688	0.734	2.245	3.256	0.359	1.149	0.421	2.974
16:30	1.698	1.344	2.462	3.217	0.342	0.262	0.669	2.394
17:00	1.172	0.119	3.98	4.188	0.402	0.901	0.711	2.851
17:30	0.669	1.109	3.43	3.115	1.097	0.48	0.304	4.194
18:00	0.886	1.927	1.67	0.074	1.017	1.16	0.485	2.935
18:30	0.434	2.134	1.029	0.513	1.376	2.732	0.494	2.999
19:00	0.374	2.255	0.383	1.429	0.219	3.188	0.983	2.54
19:30	2.58	3.797	3.047	2.119	0.163	3.188	0.485	2.109
20:00	2.287	3.972	2.468	2.027	0.268	2.977	0.58	2.141
20:30	3.292	4.234	2.74	2.992	0.874	3.944	1.081	1.856
21:00	4.866	4.314	3.316	2.828	0.046	2.973	0.224	0.885
21:30	3.929	2.796	2.851	2.818	0.245	3.251	0.097	0.791
22:00	4.386	2.819	3.533	2.099	1.085	3.408	1	0.823
22:30	4.917	2.506	2.89	1.813	2.186	3.364	0.584	1.53
23:00	5.826	1.713	2.663	1.29	0.848	3.54	0.067	2.37
23:30	2.477	0.164	0.659	1.644	1.029	3.869	0.36	2.426
24:00	1.362	0.99	1.352	0.44	0.452	2.839	0.508	0.564
MAPE	2.004	1.713	1.657	2.036	0.879	1.607	0.814	2.311

Hari Rabu

Pukul	Absolute Percentage Error (%)							
	25 Mei	1 Juni	8 Juni	15 Juni	22 Juni	6 Juli	13 Juli	20 Juli
00:30	14.12	6.908	0.131	3.071	0.525	2.845	4.576	3.216
01:00	12.87	8.845	1.268	3.546	0.365	2.823	4.746	2.473
01:30	13.46	9.117	3.534	2.669	0.43	2.588	4.691	1.62
02:00	13.59	7.322	1.551	2.396	0.615	3.036	4.795	1.573
02:30	14.07	7.116	1.852	2.158	0.217	2.864	5.563	2.529
03:00	14.06	6.551	0.715	2.608	0.302	2.643	5.523	2.239
03:30	13.89	7.197	1.769	2.714	0.003	3.688	5.223	1.935
04:00	13.5	6.601	0.664	3.023	0.43	2.961	5.161	1.332
04:30	13.55	6.129	1.278	2.425	0.704	2.453	6.15	1.956
05:00	10.68	5.538	0.769	2.172	1.089	1.745	4.791	1.118
05:30	9.352	5.363	0.167	2.591	0.407	2.058	5.522	0.99
06:00	10.46	5.343	1.331	1.408	0.477	3.189	6.279	0.358
06:30	11.12	3.689	1.07	0.992	0.195	3.352	5.779	1.595
07:00	9.262	2.438	0.785	0.45	0.054	2.097	4.67	3.219
07:30	8.074	1.113	0.118	0.247	1.952	3.048	3.589	3.466
08:00	4.993	0.949	0.862	0.437	1.72	1.753	3.016	2.468
08:30	2.558	0.24	0.017	0.443	1.517	1.238	3.156	3.239
09:00	1.088	0.573	0.323	0.487	0.886	0.698	3.089	2.265
09:30	2.112	0.22	0.587	0.568	0.858	0.933	3.437	2.725
10:00	1.832	0.217	1.29	0.705	1.014	1.418	3.435	2.597
10:30	1.009	1.123	0.246	0.424	2.188	2.564	3.138	2.435
11:00	0.793	1.748	0.668	1.239	1.507	1.676	3.332	2.986
11:30	0.792	1.214	1.209	0.112	0.537	1.352	3.26	3.477
12:00	2.438	1.153	0.14	1.879	0.97	1.071	4.097	4.122
12:30	1.084	2.242	0.573	2.315	0.483	2.466	4.259	3.276
13:00	0.32	2.227	0.854	4.229	2.373	1.338	4.309	3.838
13:30	0.955	3.131	0.363	1.769	0.059	0.537	4.472	3.355
14:00	1.802	2.193	0.513	1.257	0.263	0.6	3.976	3.247
14:30	1.262	2.407	1	1.19	0.055	0.031	5.062	4.213
15:00	1.488	3.137	0.889	1.783	0.091	0.271	3.835	3.219
15:30	1.35	1.814	0.985	0.761	0.776	1.884	4.243	2.984
16:00	0.564	0.05	1.14	0.182	0.521	0.852	3.738	2.757
16:30	1.062	0.483	0.264	0.511	0.648	1.757	4.841	2.211
17:00	1.059	1.171	0.552	2.235	2.706	0.141	5.223	2.082
17:30	2.25	1.319	1.652	3.859	0.536	0.456	3.533	1.942
18:00	1.1	2.136	1.12	3.247	0.092	1.059	4.22	1.502
18:30	1.044	2.181	1.046	1.485	0.011	1.933	3.523	1.604
19:00	0.827	2.063	1.294	1.102	0.758	2.002	3.747	1.375
19:30	0.135	1.784	1.649	1.646	0.038	2.044	3.276	4.732
20:00	1.305	1.294	1.808	2.216	0.203	2.481	3.954	5.415
20:30	3.339	2.684	1.51	1.125	0.419	1.174	3.209	5.378
21:00	1.315	1.818	0.802	0.1	0.612	0.882	2.707	5.082
21:30	2.311	1.765	1.358	0.242	1.009	0.722	2.517	4.031
22:00	2.851	1.521	1.415	0.631	1.011	0.262	2.629	4.067
22:30	4.418	3.057	0.835	0.684	1.156	0.472	2.899	3.334
23:00	4.757	0.726	0.979	0.786	0.805	0.906	2.841	5.175
23:30	4.684	1.459	0.534	0.183	0.989	1.094	2.94	5.671
24:00	5.812	0.351	0.509	0.441	1.796	2.99	3.797	5.653
MAPE	5.141	2.911	0.958	1.516	0.758	1.718	4.099	2.96

Hari Kamis

Pukul	Absolute Percentage Error (%)							
	26 Mei	9 Juni	16 Juni	23 Juni	30 Juni	7 Juli	14 Juli	21 Juli
00:30	0.476	2.504	0.981	1.482	9.831	15.92	9.567	2.666
01:00	0.402	1.694	0.152	0.337	8.933	15.21	9.632	3.831
01:30	0.996	2.004	1.539	0.575	9.091	16.05	9.799	2.879
02:00	1.07	1.71	1.296	0.255	8.596	16.15	10.68	4.093
02:30	1.392	1.358	2.113	1.313	8.715	16.71	10.59	4.595
03:00	1.459	0.981	3.157	0.488	5.632	15.31	9.14	3.541
03:30	0.934	1.261	2.54	0.494	6.087	15.59	10.08	4.481
04:00	1.028	1.027	2.575	0.238	6.415	15.01	10.14	4.478
04:30	2.029	1.112	1.222	0.267	8.324	14.23	9.493	2.822
05:00	1.025	0.758	1.937	0.7	6.889	12.5	8.592	2.75
05:30	0.72	1.213	0.274	0.562	7.317	11.18	8.758	2.228
06:00	1.144	1.649	1.283	1.742	6.551	10.31	7.859	1.256
06:30	1.719	0.806	0.397	0.859	4.479	9.992	5.701	2.289
07:00	0.741	0.792	1.495	1.848	1.592	6.294	3.584	2.929
07:30	0.303	0.906	0.258	2.909	4.09	7.191	4.528	4.031
08:00	0.051	0.795	0.215	2.726	2.436	4.316	2.034	2.809
08:30	2.112	2.769	1.138	2.335	2.796	4.01	2.249	2.888
09:00	1.58	1.403	0.515	3.734	3.021	3.712	1.918	2.977
09:30	1.733	2.335	1.316	2.874	3.725	5.227	3.198	3.559
10:00	2.228	2.695	1.095	3.615	3.88	4.769	2.627	3.438
10:30	3.535	2.86	1.096	3.716	3.201	2.859	1.876	1.683
11:00	3.629	1.944	0.72	3.899	0.694	0.532	0.401	1.741
11:30	2.688	2.08	0.643	4.359	1.868	0.463	0.442	2.435
12:00	3.413	2.786	2.14	2.41	2.023	2.605	1.28	2.735
12:30	3.129	0.72	0.45	3.043	0.933	0.443	0.262	2.764
13:00	2.329	0.831	0.734	3.855	0.473	1.157	1.09	2.539
13:30	1.593	0.984	0.059	4.712	1.504	1.172	1.925	3.149
14:00	3.6	0.129	0.616	3.729	1.171	0.781	1.912	2.187
14:30	3.151	1.202	0.768	3.918	2.808	2.931	3.58	3.078
15:00	3.621	1.017	0.66	3.756	1.977	1.973	3.23	3.304
15:30	3.438	1.107	0.188	4.236	1.851	2.42	2.853	2.657
16:00	2.685	1.232	0.08	3.035	1.198	2.402	3.073	3.287
16:30	2.922	1.647	0.177	3.479	2.993	4.015	4.053	3.375
17:00	1.663	2.938	0.774	3.449	3.484	5.204	4.125	2.504
17:30	2.642	4.468	1.086	4.852	3.186	2.261	2.921	2.272
18:00	1.799	3.636	1.163	4.5	3.141	2.602	4.466	3.636
18:30	2.92	2.269	1.304	4.894	3.492	4.545	5.393	3.16
19:00	4.009	1.798	0.783	4.652	3.168	3.537	6.003	4.503
19:30	3.039	1.29	0.308	3.761	4.185	5.258	5.348	2.69
20:00	2.133	1.696	0.327	3.115	3.604	4.476	5.838	3.303
20:30	2.917	0.889	1.584	2.961	4.935	4.723	5.287	3.055
21:00	2.731	0.524	1.678	2.542	5.346	5.673	5.88	2.626
21:30	2.524	0.562	0.835	4.163	5.073	5.287	5.709	6.072
22:00	1.725	1.773	0.608	2.541	5.168	5.649	5.619	3.752
22:30	1.923	2.595	0.706	1.8	5.194	6.521	6.189	3.21
23:00	1.556	2.148	0.106	2.061	5.616	8.677	6.96	4.778
23:30	0.921	2.517	0.685	2.651	4.487	9.208	5.135	3.451
24:00	0.739	0.194	1.456	1.973	4.481	9.374	6.687	3.19
MAPE	2.002	1.617	0.984	2.654	4.284	6.8	5.16	3.16

Hari Jumat

Pukul	Absolute Percentage Error (%)								
	27 Mei	3 Juni	10 Juni	17 Juni	24 Juni	1 Juli	8 Juli	15 Juli	22 Juli
00:30	2.22	4.643	7.344	0.656	1.671	4.706	4.743	2.215	3.038
01:00	3.366	4.511	7.214	0.503	1.518	4.687	5.195	2.692	4.425
01:30	3.854	3.588	8.408	1.329	1.891	4.939	4.008	2.897	3.283
02:00	2.907	3.258	7.711	0.798	1.406	6.439	4.139	2.982	2.049
02:30	3.627	2.753	8.151	1.378	0.408	5.47	3.96	3.529	3.183
03:00	3.477	3.207	8.377	0.701	0.188	6.154	4.62	3.752	3.65
03:30	3.912	2.554	8.853	1.671	0.206	6.068	4.468	4.381	3.588
04:00	2.812	1.995	7.81	1.574	0.037	7.311	4.807	4.743	3.201
04:30	2.673	3.519	7.772	1.762	1.3	6.954	4.338	4.186	2.347
05:00	2.778	3.005	7.234	1.336	0.842	6.991	4.358	4.239	1.988
05:30	2.542	5.593	7.341	1.571	0.35	3.585	3.476	3.282	0.565
06:00	2.827	4.06	7.686	2.296	1.655	3.479	3.251	3.792	0.276
06:30	1.626	4.689	7.591	0.599	1.337	4.94	4.327	2.42	3.227
07:00	1.595	3.729	6.335	0.036	1.352	3.525	5.087	0.217	4.486
07:30	3.047	3.977	7.049	0.421	2.199	4	6.158	0.337	5.344
08:00	2.845	3.846	5.891	0.981	3.186	4.312	6.454	0.033	5.634
08:30	3.709	3.448	6.024	0.591	2.387	3.708	5.032	1.403	4.183
09:00	3.645	4.222	4.249	1.095	2.868	2.875	4.895	0.226	3.682
09:30	3.882	4.265	4.233	1.1	2.467	2.852	5.142	0.512	3.643
10:00	3.374	4.985	4.816	0.19	2.568	2.333	5.276	0.534	3.431
10:30	2.166	5.85	7.48	0.945	1.082	2.862	4.685	0.609	3.517
11:00	1.911	4.071	6.655	1.011	1.665	4.302	5.198	0.227	2.332
11:30	2.011	6.188	7.685	2.168	2.045	4.055	5.053	0.973	2.599
12:00	2.241	4.277	6.716	1.178	1.031	5.919	4.587	1.583	2.973
12:30	2.623	2.93	6.743	2.349	1.661	7.21	5.097	1.121	1.443
13:00	2.356	4.102	6.309	0.078	0.04	6.86	6.587	1.374	3.075
13:30	1.266	4.319	5.623	0.209	1.591	5.288	5.358	0.932	1.695
14:00	0.507	4.28	5.358	0.706	1.58	5.672	4.912	1.425	1.918
14:30	0.402	4.705	6.135	0.7	1.635	4.778	4.493	1.366	1.662
15:00	1.784	4.466	6.504	1.503	2.281	5.952	5.326	1.947	2.949
15:30	1.529	4.114	5.765	0.254	1.371	6.078	5.535	1.75	1.962
16:00	1.011	4.916	5.555	1.767	3.013	5.951	5.975	1.5	2.458
16:30	1.841	5.287	5.691	0.937	1.61	5.302	6.031	0.364	1.392
17:00	1.893	3.525	5.21	3.135	2.051	4.562	4.76	1.038	1.128
17:30	0.945	3.805	4.394	4.569	3.356	3.546	4.352	0.793	2.86
18:00	0.12	3.023	5.732	4.88	2.967	2.299	4.56	0.628	2.662
18:30	0.802	3.325	6.016	5.172	3.743	2.413	5.597	0.907	2.368
19:00	0.41	3.231	5.534	3.936	2.939	2.579	5.672	0.697	2.75
19:30	0.067	2.559	5.595	3.597	3.002	3.111	5.386	1.032	2.684
20:00	0.753	1.805	6.422	4.506	2.899	2.799	5.289	1.71	3.127
20:30	0.81	2.07	5.72	4.263	2.899	2.91	5.241	1.771	3.878
21:00	0.424	1.201	6.213	3.934	2.166	3.505	5.279	2.263	3.668
21:30	1.053	0.409	6.7	3.877	2.029	3.73	4.988	1.57	4.052
22:00	1.719	1.151	8.046	4.432	2.306	5.188	4.734	2.744	4.006
22:30	0.777	1.049	6.356	3.581	2.3	5.951	4.848	1.978	3.863
23:00	0.137	0.027	6.731	3.487	1.737	5.956	4.65	2.257	3.025
23:30	0.189	0.958	6.57	4.425	1.983	5.395	4.119	2.519	3.139
24:00	0.792	2.988	5.831	5.501	2.219	5.158	3.896	4.305	3.443
MAPE	1.943	3.468	6.529	2.035	1.855	4.68	4.915	1.87	2.955

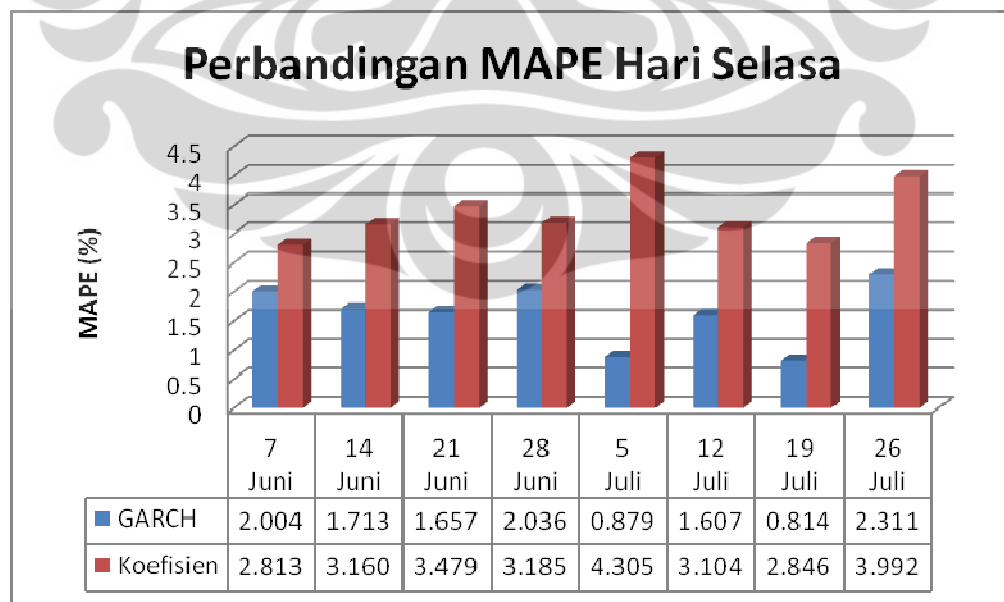
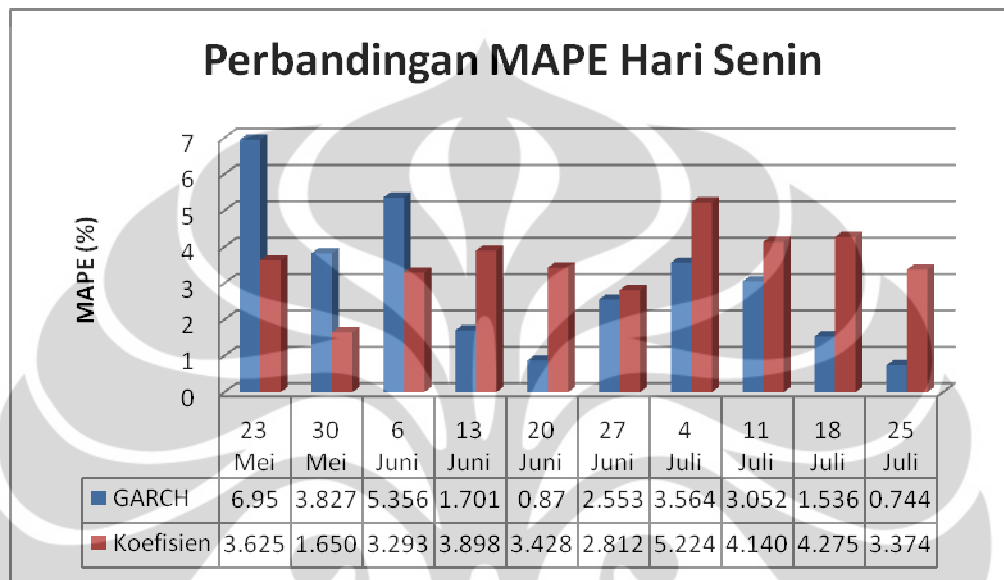
Hari Sabtu

Pukul	Absolute Percentage Error (%)								
	28 Mei	4 Juni	11 Juni	18 Juni	25 Juni	2 Juli	9 Juli	16 Juli	23 Juli
00:30	1.182	0.186	2.888	4.038	5.066	4.383	0.662	2.349	2.2
01:00	1.69	0.629	3.568	1.928	3.702	5.19	1.492	2.592	2.8
01:30	3E-04	1.742	2.463	1.722	3.263	5.816	2.424	1.712	0.039
02:00	0.853	1.684	2.947	1.586	2.916	5.982	1.721	2.608	1.944
02:30	0.364	1.407	2.414	1.856	3.11	5.361	1.65	1.842	1.616
03:00	0.887	1.954	2.659	2.423	3.574	5.95	2.012	1.755	2.096
03:30	0.086	1.603	1.947	2.556	3.569	5.636	1.761	1.101	1.791
04:00	0.173	1.443	2.555	2.316	2.423	5.435	2.138	1.692	2.533
04:30	0.185	0.967	2.934	2.74	2.162	5.978	1.981	2.234	1.809
05:00	0.884	0.547	2.437	2.365	2.378	5.568	1.674	2.868	1.2
05:30	1.868	1.962	4.339	0.96	1.477	4.147	3.173	1.407	1.003
06:00	2.419	1.614	4.192	0.349	1.112	4.009	2.115	0.531	0.459
06:30	2.116	1.908	3.87	2.086	3.767	4.764	3.184	0.789	1.567
07:00	0.571	2.476	3.477	1.056	3.502	4.976	2.912	1.715	1.819
07:30	0.938	3.325	3.968	0.443	3.458	4.974	1.69	1.38	2.212
08:00	0.195	2.626	2.667	1.472	4.311	4.091	2.274	0.963	2.793
08:30	1.025	3.071	4.278	1.542	4.461	4.715	2.508	1.025	2.145
09:00	1.649	2.122	3.638	1.144	3.539	3.769	3.17	1.68	2.707
09:30	0.333	3.517	4.003	0.645	2.745	3.573	3.291	2.116	3.002
10:00	0.367	2.621	4.06	1.528	3.299	4.109	2.365	0.986	1.624
10:30	1.222	3.155	4.873	1.983	4.799	4.774	1.439	0.749	0.945
11:00	0.327	4.195	5.046	0.681	3.123	4.208	1.956	0.073	1.411
11:30	1.099	3.234	4.678	1.043	3.682	4.237	0.624	0.702	1.696
12:00	3.574	1.455	4.89	1.359	4.069	4.045	0.218	0.806	1.572
12:30	1.802	1.721	3.659	1.748	2.092	3.81	1.754	0.866	1.513
13:00	0.983	3.46	4.796	0.999	3.157	4.386	1.088	0.81	1.143
13:30	1.739	2.327	3.758	1.808	3.758	4.379	1.482	1.343	1.316
14:00	1.858	2.287	4.692	2.505	4.425	3.868	1.81	1.045	1.813
14:30	1.768	2.516	4.558	1.532	1.865	3.192	3.41	1.297	0.467
15:00	1.748	3.743	4.436	0.79	3.503	4.072	1.595	0.354	0.539
15:30	1.984	2.592	4.699	0.586	2.947	5.124	0.672	0.337	0.55
16:00	2.544	2.127	4.017	0.325	2.349	5.278	0.809	1.056	0.664
16:30	3.694	2.029	4.085	0.614	2.069	3.111	0.716	0.326	0.86
17:00	3.384	0.859	3.748	2.05	1.34	3.281	1.288	0.671	1.952
17:30	3.604	1.37	3.8	2.945	1.09	0.695	1.679	1.823	1.011
18:00	1.563	0.9	4.286	3.998	1.414	2.681	2.569	2.872	0.402
18:30	2.016	0.748	4.592	1.908	1.168	1.203	3.308	4.462	2.644
19:00	1.144	1.85	4.581	2.363	1.5	0.98	3.689	2.469	1.815
19:30	1.512	1.407	4.792	2.173	0.985	0.64	4.061	2.297	2.068
20:00	1.598	0.97	4.289	1.945	1.276	0.336	4.135	1.583	1.218
20:30	1.535	1.601	4.701	2.261	0.772	1.014	4.959	2.19	1.172
21:00	0.244	0.479	2.736	3.302	1.289	0.486	4.995	1.427	0.312
21:30	0.112	1.535	4.346	2.207	2.31	0.91	3.69	2.233	0.493
22:00	0.019	2.584	4.574	1.425	1.813	1.949	3.618	1.257	0.457
22:30	0.577	2.675	4.589	0.691	1.99	1.509	3.833	2.534	0.244
23:00	0.451	2.05	3.433	1.591	1.944	2.807	3.081	1.208	0.4
23:30	0.27	0.617	2.46	3.575	3.748	3.259	3.368	1.444	1.549
24:00	1.042	0.448	3.359	2.841	2.928	3.88	2.84	0.99	1.309
MAPE	1.275	1.924	3.829	1.792	2.734	3.72	2.352	1.512	1.435

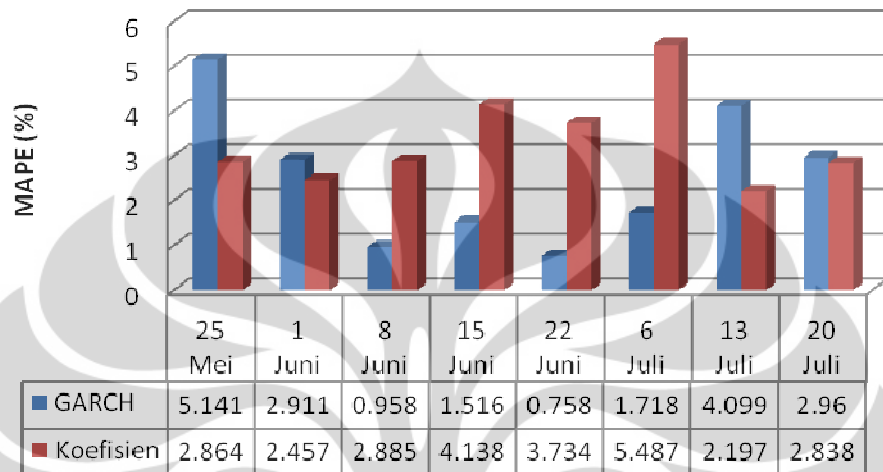
Hari Minggu

Pukul	Absolute Percentage Error (%)									
	22 Mei	29 Mei	5 Juni	12 Juni	19 Juni	26 Juni	3 Juli	10 Juli	17 Juli	24 Juli
00:30	0.995	1.501	1.365	2.252	2.571	0.592	0.85	3.389	5.2	2.138
01:00	1.163	1.411	0.826	2.715	3.159	0.859	0.083	3.293	5.427	1.683
01:30	0.976	0.808	0.176	1.806	3.482	1.078	1.111	3.05	4.92	1.705
02:00	1.936	1.061	1.307	1.266	2.541	1.107	1.764	3.675	5.218	1.645
02:30	1.438	0.778	0.398	1.574	3.472	0.295	1.318	4.137	5.768	1.026
03:00	1.338	0.949	1.497	0.685	2.871	0.172	1.794	4.722	5.919	1.464
03:30	0.948	1.775	1.099	0.558	2.417	0.49	1.632	4.967	6.156	0.867
04:00	1.999	0.055	2.088	0.598	1.641	0.302	2.106	3.889	5.073	0.964
04:30	2.654	2.404	3.715	1.37	2.896	0.115	0.864	3.196	4.1	1.011
05:00	2.474	2.192	3.476	1.128	2.793	0.587	0.247	2.703	5.804	3.199
05:30	1.395	2.379	1.988	2.525	3.827	0.159	1.503	3.461	4.449	2.12
06:00	1.018	4.148	3.709	2.28	2.396	2.209	0.582	3.71	6.373	2.095
06:30	2.563	4.299	5.109	1.596	2.226	1.176	0.499	6.587	5.432	0.474
07:00	3.094	3.969	4.781	1.314	0.865	1.904	1.93	7.096	6.125	0.721
07:30	2.183	4.366	5.253	2.349	2.42	2.008	0.032	6.429	5.93	0.82
08:00	1.845	3.552	3.883	2.676	1.775	3.281	0.855	7.121	5.964	0.515
08:30	1.772	3.593	3.058	2.508	2.657	2.941	2.056	7.471	6.103	0.889
09:00	2.225	4.36	2.047	3.956	2.842	3.024	2.247	7.101	4.891	0.871
09:30	1.712	3.971	1.815	2.665	2.381	2.052	1.327	7.013	5.648	0.375
10:00	1.605	3.852	2.251	2.192	2.197	2.219	2.524	6.837	5.336	0.625
10:30	1.34	5.866	3.1	2.839	1.261	3.546	2.074	7.19	5.765	2.196
11:00	1.178	6.173	3.053	3.627	2.87	2.667	2.275	7.033	5.069	0.886
11:30	1.259	4.516	2.118	2.516	1.849	3.211	3.209	7.056	5.379	0.392
12:00	1.976	3.084	2.02	0.896	2.117	2.213	2.67	7.17	5.568	0.468
12:30	1.968	2.719	1.495	1.282	2.264	2.092	2.044	9.304	9.43	1.436
13:00	1.142	3.038	1.558	1.909	2.545	1.997	0.995	6.108	5.838	1.74
13:30	0.724	3.163	2.119	1.927	2.985	1.901	1.1	6.174	6.647	2.18
14:00	0.539	2.632	2.165	1.611	2.894	0.984	0.805	5.254	5.212	1.171
14:30	1.12	3.171	2.458	2.125	3.147	0.616	1.934	4.929	4.653	1.112
15:00	2.408	2.417	2.15	1.691	2.969	0.707	1.574	4.605	3.904	0.324
15:30	2.725	3.679	3.935	2.78	4.077	0.255	1.701	3.882	4.881	1.411
16:00	3.633	2.705	2.207	1.679	3.284	0.111	1.346	4.126	4.928	0.984
16:30	2.868	3.66	2.331	2.108	4.179	0.097	2.236	3.005	3.471	1.303
17:00	2.356	4.418	1.316	1.192	3.43	1.223	1.266	0.646	3.004	2.132
17:30	0.034	2.662	0.396	0.867	3.574	1.365	1.351	0.005	4.25	2.778
18:00	0.678	1.411	1.981	2.004	3.291	1.632	1.15	3.772	4.458	2.109
18:30	0.615	1.793	3.003	1.369	3.388	0.956	1.397	3.958	3.173	2.286
19:00	0.215	2.208	3.106	1.423	3.538	1.201	1.647	4.364	3.676	1.512
19:30	0.021	2.715	3.655	1.025	2.806	1.998	2.65	4.461	2.788	1.494
20:00	0.399	2.651	2.967	0.254	2.552	3.031	2.575	5.846	3.097	2.602
20:30	0.398	2.853	3.013	0.249	2.609	1.433	1.965	5.227	3.747	2.383
21:00	2.216	3.452	1.669	1.197	2.753	1.754	1.324	4.83	2.727	0.815
21:30	1.962	3.718	1.459	1.211	3.591	0.745	1.043	4.975	4.074	2.512
22:00	2.002	3.736	1.271	0.538	3.289	0.376	1.35	5.191	3.547	1.571
22:30	2.375	3.648	0.313	1.671	0.738	0.517	0.592	4.214	4.512	2.827
23:00	3.085	3.76	0.454	0.572	1.369	0.021	0.425	3.975	4.042	2.459
23:30	4.077	3.499	0.145	0.543	2.017	2.369	1.199	2.485	4.768	2.916
24:00	3.085	3.093	1.481	0.31	0.751	1.343	1.397	2.869	7.643	3.57
MAPE	1.703	2.997	2.225	1.655	2.658	1.394	1.471	4.844	5.002	1.558

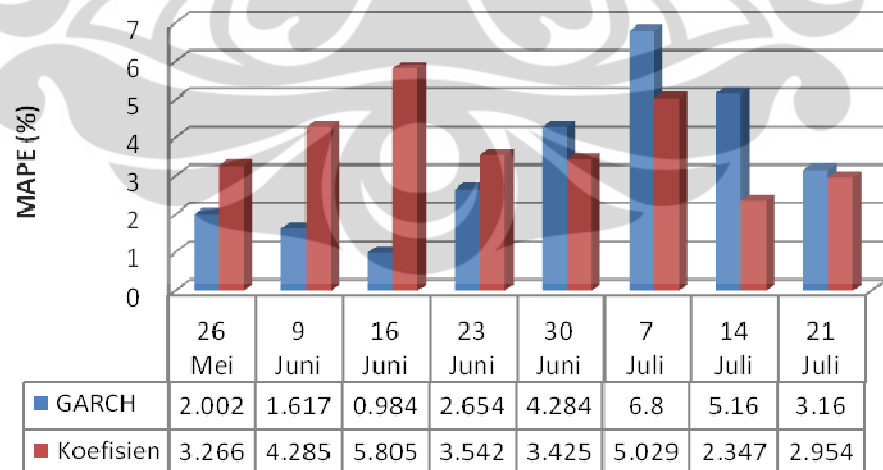
LAMPIRAN 3. Grafik Perbandingan MAPE Hasil Peramalan Metode GARCH dengan Metode Koefisien 1 Mei – 31 Juli 2011



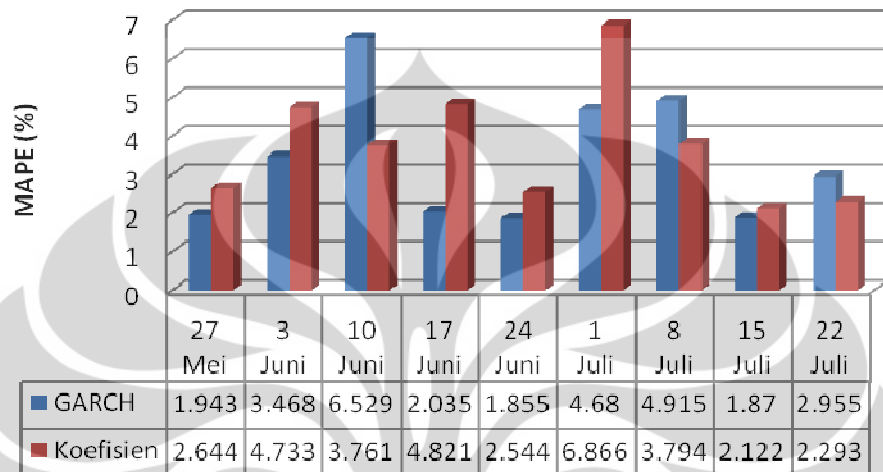
Perbandingan MAPE Hari Rabu



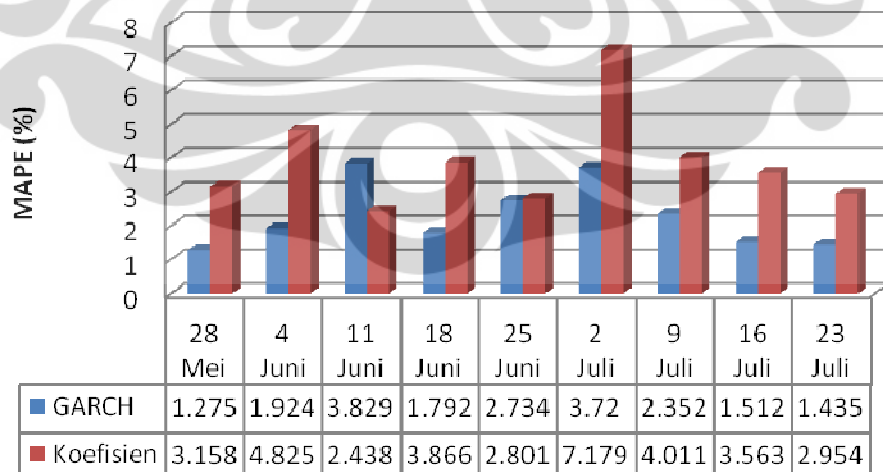
Perbandingan MAPE Hari Kamis



Perbandingan MAPE Hari Jumat



Perbandingan MAPE Hari Sabtu



Perbandingan MAPE Hari Minggu

