



TUGAS AKHIR - SS 141501

PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)

INDANA LA ZULFA
NRP 1311 100 076

Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono, S.Si., M. Sc.

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



TUGAS AKHIR - SS 141501

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK
DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE
ARIMA DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

INDANA LA ZULFA
NRP 1311 100 076

Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SS 141501

**SHORT-TERM ELECTRIC LOAD FORECASTING
IN EAST JAVA BY USING ARIMA AND
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE
SYSTEM (ANFIS)**

**INDANA LA ZULFA
NRP 1311 100 076**

**Supervisor
Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.**

**DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015**

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK DI
JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

TUGAS AKHIR

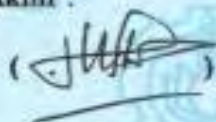
Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Kelulusan
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :


INDANA LA ZULFA
NRP. 1311 100 076

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.
NIP. 19710929 199512 1 001



Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



Dr. Muhammad Mashuri, M.T.
NIP. 19620408 198701 1 001

SURABAYA, JANUARI 2015

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK DI JAWA TIMUR
MENGUNAKAN METODE ARIMA DAN ADAPTIVE
NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

Nama : Indana La Zulfa
NRP : 1311100076
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

ABSTRAK

Listrik merupakan salah satu sumber energi utama yang digunakan hampir pada seluruh aspek kehidupan. Faktanya, kebutuhan energi listrik semakin berkembang seiring dengan adanya kemajuan pembangunan di bidang teknologi, industri, dan informasi. Perkembangan dalam berbagai bidang tersebut dapat menimbulkan permasalahan kualitas dan kuantitas daya listrik yang dihantarkan. Oleh karena itu, ramalan konsumsi listrik untuk beberapa waktu ke depan berdasarkan data konsumsi listrik waktu sebelumnya diperlukan sebagai bahan perencanaan pendistribusian listrik yang lebih efisien. Tujuan dari penelitian yaitu meramalkan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 di Jawa Timur dengan metode ARIMA dan ANFIS. Kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada data out sample. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode ARIMA memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik untuk meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 dibandingkan dengan metode ANFIS.

Kata Kunci : ANFIS, ARIMA, Listrik, MAPE, Ramalan, RMSE, SMAPE.

Halaman ini sengaja dikosongkan

SHORT-TERM ELECTRIC LOAD FORECASTING IN EAST JAVA BY USING ARIMA AND ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Name : Indana La Zulfa
NRP : 1311100076
Department : Statistika FMIPA-ITS
Supervisor : Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

ABSTRACT

Electricity is one of the main sources of energy that is used almost in all aspects of life. In fact, the electrical energy was a developing along with the lack of progress development in field of technology, industry, and information. The development of the various fields could lead to quality and quantity problems that transmit power. Thus the electricity consumption for some time to future based on data electricity consumption previous times needed as material for planning distribute electrical energy that is more efficient. The purpose of this research is to forecast electricity consumption at 05:00, 1:00 pm, and 6:30 pm in East Java by using ARIMA and ANFIS. Selection Criteria best models based on the value RMSE, SMAPE, and MAPE in data out samples. The analysis of the result shows that method ARIMA gives high accuracy that it is better to predict electricity consumption in East Java at 05:00, 1:00 pm, and 6:30 pm than ANFIS method.

Key Word : ANFIS, ARIMA, electricity, forecasts, MAPE, RMSE, SMAPE.

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Puji syukur kepada Allah S.W.T., atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)”**. Selain itu tidak lupa sholawat serta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad SAW. Dalam penulisan laporan ini penulis ucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang membantu dalam menyelesaikan proses Tugas Akhir ini, khususnya kepada :

1. Bapak Dr. Suhartono selaku dosen pembimbing dan dosen wali atas segala bimbingan, saran, semangat, kesabaran dan waktu yang diberikan kepada penulis hingga laporan Tugas Akhir ini selesai.
2. Bapak Dr. Drs. Agus Suharsono, MS. dan Dr. Ir. Setiawan, M.S selaku dosen penguji atas kritik dan saran demi perbaikan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T. selaku Ketua Jurusan Statistika ITS.
4. Ibu Lucia Aridinanti, M.T. Selaku Ketua Program studi S1 Statistika ITS.
5. Seluruh dosen jurusan Statistika ITS, atas ilmu yang telah diberikan selama penulis berada di bangku kuliah.
6. Kedua orang tua tercinta Bapak Abd. Wahid, BA dan Ibu Mutamimah, serta kakak perempuan satu-satunya Sun Sufi, S.Pd, kakak ipar Nanang Wahyudi, S.Pd, tidak lupa juga kedua keponakan tersayang Fina dan Fiza yang selalu memberi dukungan, motivasi, dan doa untuk kesuksesan penulis.
7. Sahabat-sahabat kuliah tercinta Ratu, Indah, dan Charisma, atas kebersamaannya selama ini baik di asrama, kos, dan kampus.

8. Teman-teman sedosen pembimbing Clara Agustin, Rizki Hildalia, Indah, dan Hidayatul Husna, atas bantuannya dalam berbagi ilmu selama pengerjaan Tugas Akhir ini.
9. Teman-teman sigma 22 yang telah banyak memberikan dukungan dan doa.
10. Sahabat-sahabat “GURAMI” Uun, Luthfi, dan Bagus atas semangat, doa, dan kebersamaan selama ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu yang telah membantu hingga pelaksanaan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis merasa masih banyak kekurangan dari segi teknis penulisan maupun materi dari tugas Akhir ini. Oleh karena itu kritik dan saran dari semua pihak sangat diharapkan untuk perbaikan penelitian-penelitian selanjutnya. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan banyak manfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Januari 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
TITLE PAGE.....	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Masalah	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Definisi Peramalan (<i>forecasting</i>).....	7
2.2 Analisis <i>Time Series</i>	7
2.2.1 Stasioneritas.....	8
2.2.2 <i>Autocorrelation Function</i> (ACF).....	9
2.2.3 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF) ...	10
2.3 Model <i>Autoregressive Integrated Moving</i>	
<i>Average</i> (ARIMA)	11
2.3.1 Identifikasi Model.....	12
2.3.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi	
Parameter Model.....	13
2.3.3 Uji Kesesuaian Model.....	14
2.3.4 Uji Asumsi Distribusi Residual	
Berdistribusi Normal	15
2.3.5 Deteksi <i>Outlier</i>	15
2.3.6 Kriteria Model Terbaik	18

2.4 Konsep Logika <i>Fuzzy</i>	19
2.4.1 Himpunan Klasik (<i>crisp</i>).....	20
2.4.2 Himpunan <i>Fuzzy</i>	20
2.4.3 Fungsi Keanggotaan.....	21
2.5 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	23
2.5.1 Metode Tsukamoto	23
2.5.2 Metode Sugeno	24
2.6 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS) ..	24
2.7 Ketenagalistrikan.....	27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	29
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian	29
3.2 Metode Analisis Data.....	29
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	33
4.1 Karakteristik Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur	33
4.2 Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA.....	37
4.3 Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ANFIS	56
4.4 Perbandingan Hasil Ramalan Metode ARIMAX dan ANFIS.....	86
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	91
5.1 Kesimpulan.....	91
5.2 Saran.....	92
DAFTAR PUSTAKA	93
LAMPIRAN	97
BIODATA PENULIS	175

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Nilai λ dan <i>Power Transformation</i>	9
Tabel 2.2 Struktur ACF dan PACF yang Stasioner	13
Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskriptif Konsumsi Beban Listrik di Jawa timur	33
Tabel 4.2 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA	47
Tabel 4.3 Hasil Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA ..	47
Tabel 4.4 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1) ⁷ dengan <i>Outlier</i> Data Pukul 05:00	48
Tabel 4.5 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ⁷ dengan <i>Outlier</i> Data Pukul 13:00	49
Tabel 4.6 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ dengan <i>Outlier</i> Data Pukul 18:00	50
Tabel 4.7 Hasil Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA dengan <i>Outlier</i>	51
Tabel 4.8 Persamaan Matematis Model ARIMA dengan <i>Outlier</i>	53
Tabel 4.9 Hasil Ramalan Data <i>Out Sample</i> dengan Model ARIMA	55
Tabel 4.10 Hasil Pemilihan Model ARIMA dengan Deteksi <i>Outlier</i> Untuk Peramalan Konsumsi Beban Listrik Data Pukul 00:30 Hingga 23:30	55
Tabel 4.11 Parameter Nonlinier Fungsi <i>Gaussian</i>	58
Tabel 4.12 Parameter Nonlinier Fungsi <i>Trapezoidal</i>	59
Tabel 4.13 Parameter Nonlinier Fungsi <i>Generalized Bell</i>	59
Tabel 4.14 Persamaan Fungsi <i>Gaussian</i>	60
Tabel 4.15 Persamaan Fungsi <i>Trapezoidal</i>	61
Tabel 4.16 Persamaan Fungsi <i>Generalized Bell</i>	64
Tabel 4.17 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Gaussian</i>	65
Tabel 4.18 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Trapezoidal</i>	66

Tabel 4.19	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Generalized Bell</i>	66
Tabel 4.20	Operasi Logika <i>Fuzzy</i> Pada Lapisan 2	67
Tabel 4.21	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Gaussian</i>	68
Tabel 4.22	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Trapezoidal</i>	68
Tabel 4.23	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Generalized Bell</i>	69
Tabel 4.24	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi <i>Gaussian</i>	70
Tabel 4.25	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi <i>Trapezoidal</i>	70
Tabel 4.26	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi <i>Generalized Bell</i>	71
Tabel 4.27	Nilai Parameter Linier Fungsi <i>Gaussian</i>	72
Tabel 4.28	Nilai Parameter Linier Fungsi <i>Trapezoidal</i>	73
Tabel 4.29	Nilai Parameter Linier Fungsi <i>Generalized Bell</i>	74
Tabel 4.30	Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi <i>Gaussian</i>	75
Tabel 4.31	Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i>	76
Tabel 4.32	Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi <i>Generalized Bell</i>	77
Tabel 4.33	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Gaussian</i>	78
Tabel 4.34	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Trapezoidal</i>	79
Tabel 4.35	Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Generalized Bell</i>	80
Tabel 4.36	Hasil Perbandingan Keباikannya Ramalan <i>In Sample</i> dan <i>Out Sample</i> Model ANFIS	81
Tabel 4.37	Hasil Pemilihan Model ANFIS Terbaik Untuk Peramalan Konsumsi Bebaan Listrik Data Pukul 00:00 Hingga 23:30	84

Tabel 4.38	Hasil Perbandingan Kebaikan Ramalan <i>In Sample</i> dan <i>Out Sample</i> Metode ARIMA dan ANFIS	86
Tabel 4.39	Hasil Ramalan Konsumsi Beban Listrik.....	89

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Grafik Fungsi <i>Gaussian</i>	21
Gambar 2.2 Grafik Fungsi <i>Trapezoidal</i>	22
Gambar 2.3 Grafik Fungsi <i>Generalized Bell</i>	23
Gambar 2.4 Struktur ANFIS.....	25
Gambar 3.1 Diagram Alir Model Peramalan ARIMA	30
Gambar 3.2 Diagram Alir Model Peramalan ANFIS	32
Gambar 4.1 Rata-Rata dan Standar Deviasi Konsumsi Beban Listrik Tiap Setengah Jam	35
Gambar 4.2 Rata-Rata dan Standar Deviasi Konsumsi Beban Listrik Tiap Hari	36
Gambar 4.3 <i>Box Plot</i> Konsumsi Beban Listrik Tiap Setengah Jam	37
Gambar 4.4 <i>Time Series Plot</i> Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur	37
Gambar 4.5 <i>Time Series Plot</i> Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Tiap Setengah Jam	38
Gambar 4.6 <i>Time Series Plot</i> Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	43
Gambar 4.7 <i>Box Cox Transformation</i> Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)	43
Gambar 4.8 Plot ACF Pukul 05:00 (a), Plot ACF <i>differencing</i> 7 Pukul 05:00 (b), Plot ACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 05:00 (c) dan Plot PACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 05:00 (d)	45
Gambar 4.9 Plot ACF Pukul 13:00 (a), Plot ACF <i>differencing</i> 7 Pukul 13:00 (b), Plot ACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 13:00 (c) dan Plot PACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 13:00 (d)	45
Gambar 4.10 Plot ACF Pukul 18:30 (a), Plot ACF <i>differencing</i> 7 Pukul 18:30 (b), Plot ACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 18:30 (c) dan Plot PACF <i>differencing</i> 7 dan 1 Pukul 18:30 (d)	46

Gambar 4.11 Uji Kenormalan Data Pukul 13:00	52
Gambar 4.12 Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan <i>In Sample</i> Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)	54
Gambar 4.13 Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan <i>Out Sample</i> Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	54
Gambar 4.14 Struktur ANFIS dengan 3 <i>Input</i>	57
Gambar 4.15 Perbandingan Ramalan <i>In Sample</i> Model ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)..	83
Gambar 4.16 Perbandingan Ramalan <i>Out Sample</i> Model ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)..	83
Gambar 4.17 Perbandingan Ramalan <i>In Sample</i> Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	87
Gambar 4.18 Perbandingan Ramalan <i>Out Sample</i> Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	87
Gambar 4.19 Perbandingan <i>Error In Sample</i> Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	88
Gambar 4.20 Perbandingan <i>Error Out Sample</i> Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c).....	88

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Listrik merupakan salah satu sumber energi utama yang digunakan hampir pada seluruh aspek kehidupan. Faktanya, kebutuhan energi listrik semakin berkembang seiring dengan adanya kemajuan pembangunan di bidang teknologi, industri, dan informasi. Perkembangan dalam berbagai bidang tersebut dapat menimbulkan permasalahan kualitas dan kuantitas daya listrik yang dihantarkan. Selain itu, permasalahan yang terjadi akibat perkembangan dibidang industri salah satunya adalah krisis listrik di kawasan industri Jawa Timur. Hal ini disebabkan oleh PT. PLN (persero) tidak dapat membangun instalasi distribusi yang menyalurkan listrik dari pembangkit ke konsumen. Meskipun jumlah kapasitas listrik yang ada di Jawa Timur mengalami *surplus* lebih dari 3000 MW, tetap saja tidak semuanya dapat didistribusikan karena terjadinya beberapa kendala (Bisnis, 2014). Berdasarkan data dari *Indonesia Energy Outlook and Statistics* 2004 dan Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) 2004 hingga 2013 menunjukkan bahwa rasio elektrifikasi tiap wilayah di Indonesia pada tahun 2008 diperkirakan mencapai 63,5%. Pada 5 tahun berikutnya yaitu tahun 2013 diharapkan rasio elektrifikasi dapat meningkat hingga 75%. Hasil dari proyeksi kebutuhan listrik tahun 2003 hingga 2020 oleh Dinas Perencanaan Sistem PT. PLN (persero) dan tim Energi Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT) diperkirakan mengalami peningkatan sebesar 6,5% per tahun (BPPT, 2006).

Berdasarkan data dari Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010-2014 menunjukkan bahwa distribusi tenaga listrik tertinggi di Indonesia terjadi di ketiga wilayah yang berdekatan yaitu Jawa, Madura, dan Bali. Total dari panjang jaringan untuk JTM (Jaringan Tegangan Menengah) di ketiga wilayah tersebut adalah 128.364 kms (kilometer sirkuit) atau

sekitar 14,5% dari seluruh tenaga listrik yang didistribusikan di Indonesia. Sedangkan untuk total JTR (Jaringan Tegangan Rendah) dari wilayah Jawa, Madura, dan Bali mencapai 217.912 kms atau 61,6% dari total JTR yang didistribusikan (ESDM, 2009). Hal ini sangat wajar sekali bila ketiga wilayah tersebut mempunyai kebutuhan tenaga listrik yang tinggi, karena daerah Jawa, Madura, dan Bali merupakan pusat dari segala kegiatan seperti pemerintahan, industri, pendidikan, pariwisata, dan lain-lain. Oleh karena itu, PT. PLN mempunyai peranan yang penting dalam mengupayakan kesejahteraan rakyat demi berlangsungnya kehidupan perekonomian di Indonesia melalui pemenuhan dan pendistribusian listrik secara merata.

Distribusi tenaga listrik terhadap konsumen harus dilakukan secara optimal dan sesuai dengan kebutuhan. Tujuannya adalah agar dapat melakukan tindakan yang tepat seiring dengan pertumbuhan kebutuhan tenaga listrik, mempertahankan tingkat keandalan, dan meningkatkan kualitas pelayanan kepada konsumen. Sebagai salah satu perusahaan penyedia jasa listrik di Indonesia, PT. PLN (persero) harus mampu mengatasi terjadinya pemborosan listrik jika terdapat data yang dikirim melalui suatu pembangkit lebih besar dari permintaan daya bebannya. Selain itu masalah yang lain bila pendistribusian tidak tepat adalah terjadinya pemadaman bergilir. Hal ini disebabkan oleh daya yang dibangkitkan atau disediakan pembangkit listrik kurang dari permintaan kebutuhan energi listrik. Oleh karena itu, diperlukan suatu cara yang tepat dalam menyesuaikan jumlah kapasitas listrik dengan permintaan konsumen. Salah satu cara yang bisa dilakukan adalah dengan melakukan prediksi permintaan beban listrik yang dibutuhkan oleh konsumen dalam beberapa jangka waktu kedepan. Peramalan beban listrik jangka pendek bertujuan untuk memprediksi besarnya konsumsi tenaga listrik dalam jangka waktu menit, jam, hari atau minggu. Prediksi beban listrik jangka pendek ini mempunyai peranan penting dalam *real-time control* dan fungsi-fungsi keamanan dari suatu sistem manajemen energi. Jika hasil

dari prediksi beban listrik jangka pendek menghasilkan akurasi yang tepat, maka akan didapatkan optimalisasi penyediaan energi listrik kepada konsumen (El-Sharkawi *et al.*, 1999).

Penelitian yang berkaitan dengan peramalan pada sistem ketenagalistrikan pernah dilakukan oleh Widyapratwi *et al.* (2012). Metode yang digunakan adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan *case study* tentang peramalan beban listrik mingguan di Bali. Selain metode ANFIS, dalam penelitian tersebut juga menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai pembandingan hasil peramalan terbaik. Dari kedua metode tersebut membuktikan bahwa metode ANFIS mempunyai tingkat akurasi peramalan yang lebih baik untuk meramalkan beban listrik mingguan di Bali dibandingkan dengan metode ANN. Penelitian lain yang berhubungan dengan peramalan beban listrik juga pernah dilakukan oleh Azadeh *et al.* (2010). Pada penelitian tersebut juga menggunakan metode ANFIS untuk peramalan konsumsi listrik jangka panjang di Eropa. Hasil dari pendekatan ANFIS menunjukkan bahwa model yang disulkan telah sesuai dan akurat dalam memprediksi kebutuhan listrik di negara-negara industri seperti Belanda, Luksemburg, Irlandia, dan Italia. Algoritma ANFIS dalam penelitian ini juga mampu mengatasi kompleksitas data, ambiguitas, dan ketidakpastian. Perbandingan peramalan beban listrik pada penelitian yang dilakukan oleh Syukriyadin & Syahputra (2012) menggunakan model ANFIS menunjukkan hasil yang lebih baik daripada metode *Moving Average*. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE pada metode ANFIS lebih kecil dari metode *Moving Average*.

Penerapan metode ANFIS juga pernah digunakan dalam penelitian selain untuk peramalan beban listrik yaitu penentuan status aktivitas gunung Merapi oleh Fatkhurrozi *et al.* (2012). Dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan yang dihasilkan oleh metode ANFIS masih relatif tinggi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 10,2041%. Besarnya nilai MAPE tersebut disebabkan oleh pola data yang mempunyai deviasi tinggi.

Metode ANFIS dapat bekerja dengan baik apabila datanya mempunyai pola yang teratur. Penelitian lain juga pernah dilakukan oleh Nurvitasari & Irhamah (2012) tentang peramalan kecepatan angin harian rata-rata di Sumenep menggunakan pendekatan fungsi transfer sebagai input ANFIS. Hasil yang diperoleh dalam penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode ANFIS dengan input fungsi transfer lebih cocok digunakan untuk peramalan kecepatan angin harian daripada hanya menggunakan fungsi transfer saja. Kelebihan dari metode ANFIS yang lain yaitu dapat memberikan hasil yang cukup baik jika digunakan untuk prediksi tanpa pengelompokan data berdasarkan musim. Hal ini telah dibuktikan dalam penelitian yang dilakukan oleh Dewi *et al.* (2014) tentang prediksi cuaca pada data *time series* menggunakan ANFIS.

ANFIS merupakan suatu metode yang biasanya sering digunakan untuk memprediksi dengan tingkat akurasi yang cukup baik (Singla *et al.*, 2011). Menurut Jang (1993), metode ANFIS merupakan suatu gabungan antara konsep Backpropagation Neural Network dengan konsep logika fuzzy. Sistem berbasis fuzzy dapat dinyatakan dalam bentuk “*if-then*” yang memberikan keuntungan tidak memerlukan analisis matematik dalam pemodelan. Selain itu, sistem fuzzy dapat memproses penalaran dan pengetahuan manusia yang berorientasi pada aspek kualitatif. ANFIS terdiri dari 5 lapisan dan setiap lapisannya mempunyai perlakuan berbeda. Pada metode ini, proses pelatihan dalam jaringan neural yang terdapat pada beberapa lapisan dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbarui parameter-parameter sistem inferensi fuzzy (Fariza, 2007). Sedangkan menurut Duda (2001), jaringan syaraf tiruan mempunyai kelebihan dalam memudahkan pengklasifikasian suatu objek berdasarkan sekumpulan fitur yang menjadi masukan sistem, karena hanya dengan memasukkan pelatihan dengan data tersebut dapat membedakan satu objek dengan yang lainnya.

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka dalam tugas akhir ini akan dilakukan penelitian terhadap

peramalan beban listrik jangka pendek yang dibutuhkan di wilayah Jawa Timur tiap 1/2 jam dengan metode ARIMA dan ANFIS. Dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi tambahan kepada PT. PLN maupun pihak terkait tentang peramalan beban listrik di wilayah Jawa Timur untuk mengoptimalkan pendistribusian energi listrik berdasarkan hasil model terbaik dari metode yang digunakan.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang menjadi dasar dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana karakteristik pemakaian beban listrik di Jawa Timur pada tahun 2013 hingga 2014?
2. Bagaimana hasil dari model ARIMA dan ANFIS yang sesuai untuk peramalan beban listrik di Jawa Timur?
3. Berdasarkan kedua metode yang digunakan, metode apa yang paling sesuai dalam meramalkan beban listrik di Jawa Timur?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui karakteristik pemakaian beban listrik per setengah jam di wilayah Jawa Timur pada tahun 2013 hingga 2014.
2. Mendapatkan model ARIMA dan ANFIS yang sesuai untuk peramalan jangka pendek beban listrik di wilayah Jawa Timur.
3. Mendapatkan metode yang sesuai untuk meramalkan konsumsi beban listrik di Jawa Timur.

1.4 Manfaat Penelitian

Dari hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi bagi PT. PLN (persero) untuk mengoptimalkan pendistribusian listrik di wilayah Jawa Timur pada periode kedepan. Manfaat bagi peneliti dapat menerapkan metode

ARIMA dan ANFIS dalam kasus nyata yaitu menentukan model terbaik untuk peramalan data beban listrik di wilayah Jawa Timur.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan merupakan data konsumsi beban listrik di regional Jawa Timur pada tanggal 6 Januari 2013 hingga 25 Agustus 2014.
2. Peramalan yang dilakukan pada penelitian ini merupakan peramalan untuk konsumsi listrik jangka pendek selama 14 hari ke depan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka yang ada dalam penelitian ini merupakan penjelasan dari metode yang digunakan diantaranya analisis *time series*, model ARIMA, ANFIS, serta uraian tentang sistem ketenagalistrikan.

2.1 Definisi Peramalan (*forecasting*)

Peramalan merupakan suatu kegiatan yang dilakukan untuk memperkirakan kejadian di masa depan berdasarkan data masa lalu. Berbagai macam contoh peristiwa yang dapat diramalkan yaitu seperti penjualan, curah hujan, kapasitas penumpang, dan lain-lain. Dalam melakukan suatu peramalan tentunya diperlukan metode yang sesuai dengan data dan informasi yang akan diramalkan agar dapat mencapai tujuan yang diinginkan. Berdasarkan jangka waktunya, peramalan terbagi menjadi 3 yaitu peramalan jangka pendek (< 1 tahun), jangka menengah (1 hingga 3 tahun), dan jangka panjang (> 3 tahun). Peramalan berdasarkan metode atau pendekatan dibagi menjadi 2 yaitu metode kuantitatif dan kualitatif. Pada metode kuantitatif, peramalan biasanya menggunakan metode statistika dan matematika yang membutuhkan data masa lalu dalam bentuk numerik. Sedangkan metode kualitatif menggunakan analisis berdasarkan intuisi, pendapat, dan informasi yang diperoleh pada masa lalu.

2.2 Analisis *Time Series*

Data *time series* merupakan serangkaian nilai dari suatu variabel tertentu yang berurutan tiap periodenya. Adanya data *time series* ini dapat dijadikan sebagai dasar dalam melakukan perencanaan kegiatan di masa depan (peramalan). Sedangkan menurut Wei (2006), *time series* merupakan suatu rangkaian kegiatan dalam melakukan pengamatan terhadap variabel yang akan diamati secara berurutan berdasarkan urutan waktu kejadiannya dalam interval waktu tertentu secara konstan. Setiap pengamatan yang dilakukan dapat dinyatakan dalam bentuk

variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu t_i dengan $i = 1, 2, \dots, n$, sehingga penulisan dari data *time series* adalah $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$. Ada beberapa hal yang harus diperhatikan dalam melakukan analisis data *time series*, diantaranya : kestasioneran data, fungsi autokorelasi, dan fungsi autokorelasi parsial.

2.2.1 Stasioneritas

Stasioneritas dalam data *time series* ditunjukkan apabila rata-rata dan variansnya berfluktuasi konstan setiap waktu. Menurut Cryer & Chan (2008), suatu proses $\{Z_t\}$ dapat dinyatakan *strictly stationary* jika distribusi bersama dari $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ dengan $Z_{t_1-k}, Z_{t_2-k}, \dots, Z_{t_n-k}$ adalah sama pada setiap waktu t_1, t_2, \dots, t_n dan semua waktu pada lag k . Hal ini menyebabkan nilai dari $E(Z_t) = E(Z_{t-k})$ dan $Var(Z_t) = Var(Z_{t-k})$ pada setiap waktu t dan lag k .

Misalkan pada suatu proses *strictly stationary* dengan fungsi distribusi bersama $F_{Z_{t_1}, Z_{t_2}}(x_1, x_2) = F_{Z_{t_1+k}, Z_{t_2+k}}(x_1, x_2)$ untuk setiap nilai t_1, t_2 , dan k mempunyai nilai $\mu_t = \mu$ dan $\sigma_t^2 = \sigma^2$ pada semua titik waktu t dengan $t_1 = t - k$ dan $t_2 = t$, sehingga didapatkan:

$$\gamma(t_1, t_2) = \gamma(t_1 + k, t_2 + k) = \gamma((t - k) + k, t + k) = \gamma(t, t + k) = \gamma_k \quad (2.1)$$

dan

$$\rho(t_1, t_2) = \rho((t - k) + k, t + k) = \rho(t, t + k) = \rho_k \quad (2.2)$$

dari persamaan (2.1) dan (2.2) tersebut menunjukkan bahwa suatu proses *strictly stationary* dengan varians yang berhingga memiliki kovarians dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} hanya bergantung pada *time lag* (Wei, 2006).

Apabila suatu *series* dalam pengujian stasioneritas varians dinyatakan tidak stasioner, maka dapat diatasi dengan melakukan transformasi. Salah satu transformasi yang dapat digunakan dalam

menstasionerkan varians adalah *Power Transformation*. Rumus umum dalam melakukan transformasi dengan *Power Transformation* adalah sebagai berikut (Wei, 2006),

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \text{ untuk } \lambda \neq 0 \quad (2.3)$$

dengan λ menunjukkan parameter *Power Transformation*. Jika $\lambda = 0$, maka dapat dilakukan pendekatan sebagai berikut:

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t). \quad (2.4)$$

Pada Tabel 2.1 berikut merupakan beberapa nilai λ yang biasanya digunakan dan transformasi yang sesuai.

Tabel 2.1 Nilai λ dan *Power Transformation*

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

Data *time series* bersifat stasioner dalam mean jika plot *time series* berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan. Apabila data *time series* dinyatakan tidak stasioner dalam mean, maka langkah selanjutnya adalah melakukan differencing dengan rumus sebagai berikut (Wei, 2006),

$$\Delta^d Z_t = (1 - B)^d Z_t. \quad (2.5)$$

2.2.2 Autocorrelation Function (ACF)

Fungsi autokorelasi (ACF) biasanya digunakan dalam melakukan identifikasi model data *time series* untuk melihat kestasioneran dan menunjukkan hubungan linear antara Z_t dengan Z_{t+k} . Secara umum, fungsi autokorelasi dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006),

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.6)$$

dan kovarians antara Z_t dengan Z_{t+k} adalah

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.7)$$

syarat yang harus dipenuhi oleh fungsi autokorelasi dan autokovarians pada proses kestasioneran diantaranya (Wei, 2006):

1. $\gamma_0 = \text{var}(Z_t)$; $\rho_0 = 1$
2. $|\gamma_k| \leq \gamma_0$; $|\rho_k| \leq 1$
3. $\gamma_k = \gamma_{-k}$; $\rho_k = \rho_{-k}$.

Menurut Wei (2006), dalam melakukan pengambilan sampel data *time series* untuk fungsi autokorelasi dapat ditulis sebagai berikut,

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

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

Untuk n yang besar, $\hat{\rho}_k$ mendekati distribusi normal dengan *mean* ρ_k dan varians

$$\text{var}(\hat{\rho}_k) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=-\infty}^{\infty} (\rho_i^2 + \rho_{i+k}\rho_{i-k} - 4\rho_k\rho_i\rho_{i-k} + 2\rho_k^2\rho_i^2). \quad (2.9)$$

2.2.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial merupakan suatu alat yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dengan Z_{t+k} yang dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$P_k = \frac{\text{cov}\left[(Z_t - Z_t), (Z_{t+k} - Z_{t+k})\right]}{\sqrt{\text{var}(Z_t - Z_t)} \sqrt{\text{var}(Z_{t+k} - Z_{t+k})}} \quad (2.10)$$

Keterangan :

P_k : PACF teoritis

Z_t : nilai variabel *time series* pada waktu ke- t

Z_{t+k} : data yang dipisahkan oleh waktu ke- k , dengan $k = 0, 1, 2, \dots$

Z_t : dugaan dengan model linear.

Menurut Tsay (2010), PACF pada suatu *time series* digunakan untuk menentukan orde p model AR (*Autoregressive*) dengan syarat data telah stasioner. Perhitungan nilai sampel PACF ($\hat{\phi}_{kk}$) dapat dilakukan dengan mensubstitusikan nilai $\hat{\rho}_j$ ke dalam persamaan berikut ini dengan diawali nilai $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$.

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.11)$$

2.3 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

ARIMA merupakan suatu metode peramalan yang biasanya sangat baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. Metode ini sering disebut sebagai metode runtun waktu Box-Jenkins. Selain itu model ARIMA juga merupakan salah satu model yang digunakan dalam peramalan data *time series* yang bersifat non stasioner. Model ini dapat menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat karena menggunakan data masa lalu dan sekarang dari variabel dependen. Secara umum model

ARIMA (p, d, q) atau biasanya disebut sebagai ARIMA *nonseasonal* ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.12)$$

Jika orde $p=0$, maka model ARIMA (p, d, q) disebut model *Moving Average* (d, q) dan dinotasikan sebagai IMA (d, q) . Apabila dalam suatu data time series mengandung pola musiman, maka peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan model *seasonal* ARIMA. Secara matematis model *multiplicative seasonal* ARIMA ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.13)$$

Keterangan:

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

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

$\Phi_P(B^s)$: koefisien komponen AR periode musiman s orde P

$\Theta_Q(B^s)$: koefisien komponen MA periode musiman s orde Q

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

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

B : operator *backshift*

a_t : barisan *white noise* ($a_t \sim WN(0, \sigma^2)$).

2.3.1 Identifikasi Model

Hal yang harus dilakukan sebelum melakukan peramalan yaitu identifikasi model ARIMA untuk menentukan kestasioneran data dalam varians atau mean dan identifikasi pola data yang digunakan sebagai dasar pemilihan model yang sesuai. Menurut Wei (2006), petunjuk pemilihan model ARIMA ditunjukkan dalam Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Struktur ACF dan PACF yang Stasioner

Model	ACF	PACF
AR (p)	<i>Dies down</i>	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- p
MA (q)	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- q	<i>Dies down</i>
ARMA (p, q)	<i>Dies down</i>	<i>Dies down</i>

2.3.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model

Menurut Cryer & Chan (2008), salah satu metode yang dapat digunakan untuk menaksir parameter model adalah *Least Squares (Conditional Least Squares)*. Metode *Least Squares* ini dilakukan dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Misalkan jika dilakukan estimasi parameter pada model AR(1), maka langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

1. Menentukan persamaan model *error* dari AR(1) yang dirumuskan dalam persamaan berikut,

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.14)$$

sehingga dari persamaan (2.14) didapatkan persamaan

$$a_t = (Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu). \quad (2.15)$$

2. Menentukan persamaan jumlah kuadrat *error* yang dirumuskan dalam persamaan berikut ini.

$$S_c(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n ((Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu))^2. \quad (2.16)$$

3. Meminimumkan jumlah kuadrat *error* dengan cara menurunkan $S_c(\phi, \mu)$ terhadap μ dan ϕ kemudian masing-masing ekuivalen dengan nol seperti persamaan berikut ini.

$$\frac{\partial S_c}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial S_c}{\partial \phi} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](Z_{t-1} - \mu) = 0 \quad (2.18)$$

Berdasarkan persamaan (2.17) dan (2.18) didapatkan hasil untuk taksiran μ dan ϕ masing-masing adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \bar{Z} \quad (2.19)$$

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.20)$$

Setelah melakukan estimasi parameter, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_i = 0$ (parameter model tidak sesuai)

$H_1 : \beta_i \neq 0$ (parameter model sesuai)

dimana β_i merupakan notasi dari parameter ϕ_i dan θ_i

statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\beta_i}{S.E(\beta_i)} \quad (2.21)$$

daerah kritis :

tolak H_0 apabila $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-n_p}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan. Nilai n menunjukkan jumlah data yang efektif dan n_p adalah banyaknya parameter.

2.3.3 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model ini bertujuan untuk menguji asumsi *white noise* pada residual. Uji yang digunakan adalah uji Ljung-Box-Pierce (LBQ) dengan hipotesis sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008):

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$, untuk $k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak bersifat *white noise*).

statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \rho_k^2 \quad (2.22)$$

daerah kritis : tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{\alpha, K-m}$

dimana :

ρ_k = ACF residual pada lag ke- k

K = maksimum lag

$m = p + q$.

2.3.4 Uji Asumsi Distribusi Residual Berdistribusi Normal

Setelah uji asumsi *white noise* dilakukan, asumsi lain yang harus dipenuhi adalah residual berdistribusi normal. Salah satu uji yang digunakan dalam menentukan kenormalan data adalah *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

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

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

statistik uji:

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.23)$$

daerah kritis : tolak H_0 jika $D_{uji} > D_{(n, 1-\alpha)}$

dimana :

$F_n(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

sup = nilai maksimum dari $|F_n(x) - F_0(x)|$.

2.3.5 Deteksi *Outlier*

Pada pengamatan *time series* biasanya dipengaruhi oleh suatu peristiwa tertentu, misalnya adanya perang, krisis ekonomi atau politik, suhu lingkungan yang secara tiba-tiba sangat tinggi, dan kesalahan penulisan pada saat memasukkan data. Akibat adanya peristiwa itu menyebabkan pengamatan pada saat peristiwa terjadi berada jauh dari nilai rata-ratanya. Hal ini biasanya disebut sebagai *outlier*. Ada 4 jenis *outlier* yaitu *Additive Outlier* (AO), *Innovative Outlier* (IO), *Level Shift* (LS), dan *Temporary Change* (TC). Jenis AO merupakan suatu *outlier*

outlier yang hanya mempengaruhi pada saat pengamatan ke- T , sedangkan untuk model IO, LS, dan TC berpengaruh pada pengamatan ke- T , $T+1$, $T+2$, dan seterusnya. Sedangkan dalam penelitian ini deteksi *outlier* yang digunakan hanya AO dan LS.

Misalkan suatu series X_1, X_2, \dots, X_t dengan model ARMA (p, q) atau dapat ditulis sebagai

$$\phi(B)X_t = \theta(B)a_t \quad (2.24)$$

dimana model telah stasioner dan memenuhi asumsi residual *white noise* dan distribusinya normal, sehingga masing-masing model *outlier* dapat dirumuskan sebagai berikut.

1. Model ARIMA dengan *outlier* AO

$$\begin{aligned} Z_t &= \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega_{AO}, & t = T \end{cases} \\ &= X_t + \omega_{AO}I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)}a_t + \omega_{AO}I_t^{(T)} \end{aligned} \quad (2.25)$$

$$\text{dengan } I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T. \end{cases}$$

2. Model ARIMA dengan *outlier* LS

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)}\omega_{LS}S_t^{(T)} \quad (2.26)$$

$$\text{dengan } S_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t \geq T \\ 0, & t < T. \end{cases}$$

3. Model ARIMA dengan *outlier* IO

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)}\omega_{IO}I_t^{(T)} \quad (2.27)$$

4. Model ARIMA dengan *outlier* TC

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)}\omega_{TC}I_t^{(T)} \quad (2.28)$$

Sedangkan secara umum model ARIMA dengan *outlier* sebanyak k dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006),

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_j^{(T_j)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.29)$$

dimana

$I_j^{(T_j)}$ = variabel yang menunjukkan adanya *outlier* pada waktu ke- T_j

$v_j(B) = 1$ untuk AO

$v_j(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ untuk AO

$v_j(B) = \frac{1}{(1-B)}$ untuk LS

$v_j(B) = \frac{1}{(1-\delta B)}$; $0 < \delta < 1$ untuk TC.

Langkah-langkah dalam melakukan deteksi *outlier* dengan prosedur iteratif menurut Wei (2006) adalah sebagai berikut (misalkan ada 2 jenis *outlier* yang dideteksi yaitu AO dan IO).

1. Melakukan pemodelan data *time series* dengan asumsi tidak ada *outlier*, sehingga didapatkan model residual dan estimasi dari σ_a^2 seperti dalam persamaan 2.30 dan 2.31

$$\hat{e}_t = \hat{\pi}(B) Z_t = \frac{\hat{\phi}(B)}{\hat{\theta}(B)} Z_t \quad (2.30)$$

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{e}_t^2 \quad (2.31)$$

keterangan:

$$\hat{\phi}(B) = (1 - \hat{\phi}_1 B - \dots - \hat{\phi}_p B^p)$$

$$\hat{\theta}(B) = (1 - \hat{\theta}_1 B - \dots - \hat{\theta}_q B^q).$$

2. Langkah kedua yaitu menghitung nilai dari $\lambda_{i,t}$ dengan $t = 1, 2, \dots, n$ menggunakan estimasi model dengan persamaan yang didefinisikan sebagai berikut

$$\lambda_T = \max_t \max_i \left\{ \left| \hat{\lambda}_{i,t} \right| \right\} \quad (2.32)$$

dimana T merupakan waktu pada saat nilai maksimum. Jika $\hat{\lambda}_T = \left| \hat{\lambda}_{1,t} \right| > C$ dimana C merupakan konstanta positif yang biasanya bernilai antara 3 dan 4 dan AO pada waktu T , maka persamaan model baru dapat ditulis sebagai berikut

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \hat{\omega}_{AT} I_t^{(T)} \quad (2.33)$$

dan persamaan residual yang baru adalah

$$\tilde{e}_t = \hat{e}_t - \hat{\omega}_{AT} \hat{\pi}(B) I_t^{(T)}. \quad (2.34)$$

Jika $\hat{\lambda}_T = \left| \hat{\lambda}_{1,t} \right| > C$ dan IO pada waktu T , maka persamaan model baru dapat ditulis sebagai berikut

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \frac{\hat{\theta}(B)}{\hat{\phi}(B)} \hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)} \quad (2.35)$$

dan persamaan residual yang baru adalah

$$\tilde{e}_t = \hat{e}_t - \hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)}. \quad (2.36)$$

3. Langkah ketiga yaitu melakukan perhitungan pada $\hat{\lambda}_{1,t}$ dan $\hat{\lambda}_{2,t}$ berdasarkan hasil residual dan $\hat{\sigma}_a^2$ yang baru dan mengulang langkah kedua secara terus menerus hingga semua *outlier* dapat terdeteksi.
4. Membentuk model seperti pada persamaan (2.29) setelah diidentifikasi k *outlier* pada waktu T_1, T_2, \dots, T_k dengan estimasi parameter *outlier* adalah $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k$.

2.3.6 Kriteria Model Terbaik

Untuk melakukan pemilihan model terbaik pada kriteria data *in sample* dan *out sample* dapat menggunakan perhitungan

Root Mean Square Error (RMSE) yang dirumuskan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} \quad (2.37)$$

Perhitungan RMSE ini merupakan salah satu ukuran yang paling sering digunakan karena menurut Hyndman & Koehler (2006), ukuran ini memiliki relevansi secara teoritis dalam pemodelan statistik. Selain RMSE, perhitungan kriteria pemilihan model terbaik dari data *out sample* juga dapat menggunakan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan suatu persentase kesalahan rata-rata absolut. Rumus umum dari MAPE dan SMAPE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| \frac{Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100 \quad (2.38)$$

$$SMAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{|Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)|}{\frac{Z_{n+l} + \hat{Z}_n(l)}{2}} \right) \times 100 \quad (2.39)$$

dengan

Z_{n+l} : data aktual *out sample* ke- l , $l = 1, 2, \dots, L$

$\hat{Z}_l(l)$: data hasil ramalan *out sample* ke- l .

2.4 Konsep Logika Fuzzy

Istilah fuzzy pertama kali diperkenalkan oleh seorang ilmuwan yang bernama Lotfi A. Zadeh dalam tulisannya yang berjudul “*From the Theory of Systems to the Theory of Circuits*”. Dalam tulisan tersebut Lotfi A. Zadeh membutuhkan suatu alat untuk menghadapi kondisi yang disebut *fuzzy* atau kabur. Maksud dari *fuzzy* adalah suatu nilai yang dapat bernilai besar atau salah

secara bersamaan yang mempunyai derajat keanggotaan dengan rentang nilai nol (0) hingga satu (1).

2.4.1 Himpunan Klasik (*crisp*)

Pada teori ini keberadaan suatu elemen A hanya akan memiliki 2 kemungkinan keanggotaan yaitu menjadi anggota A atau bukan anggota A (Chak *et al.*, 1998). Suatu nilai yang menunjukkan besarnya tingkat keanggotaan suatu elemen (x) dalam himpunan (A) disebut sebagai derajat keanggotaan yang dinotasikan dengan $\mu_A(x)$. Pada himpunan klasik ini hanya ada 2 nilai keanggotaan, yaitu $\mu_A(x)=1$ untuk x menjadi anggota A dan $\mu_A(x)=0$ untuk x bukan anggota dari A . Misalnya ada suatu himpunan $S=\{1,3,5,7,9\}$ merupakan semesta pembicaraan dengan $A=\{1,2,3\}$ dan $B=\{3,4,5\}$, maka didapatkan nilai keanggotaan sebagai berikut :

- Nilai keanggotaan 1 pada himpunan A , $\mu_A[1]=1$ karena $1 \in A$.
- Nilai keanggotaan 3 pada himpunan A , $\mu_A[3]=1$ karena $3 \in A$.
- Nilai keanggotaan 2 pada himpunan B , $\mu_B[2]=0$ karena $2 \notin B$.
- Nilai keanggotaan 4 pada himpunan B , $\mu_B[4]=1$ karena $4 \in B$.

2.4.2 Himpunan *Fuzzy*

Lotfi A. Zadeh menyatakan bahwa jika X merupakan himpunan yang berasal dari objek-objek dan dinotasikan secara generik oleh x , maka himpunan *fuzzy* \tilde{A} dalam x adalah himpunan pasangan berurutan (Kusumadewi dan Hartati, 2006).

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (2.40)$$

μ_A merupakan derajat keanggotaan x di A yang memetakan X ke ruang keanggotaan M pada rentang $[0,1]$. Himpunan *fuzzy* merupakan himpunan yang bobot nilai anggotanya berada pada interval 0 sampai 1.

2.4.3 Fungsi Keanggotaan

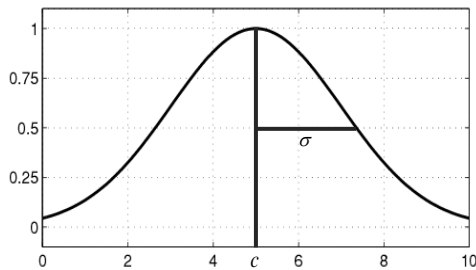
Fungsi keanggotaan merupakan suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input ke dalam nilai keanggotaannya. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah melalui pendekatan fungsi. Berikut ini beberapa fungsi yang biasanya digunakan :

1. Fungsi Keanggotaan *Gaussian*

Rumus umum dari persamaan fungsi *Gaussian* adalah sebagai berikut,

$$f(x; \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.41)$$

dengan parameter c menunjukkan nilai rata-rata dan σ merupakan standar deviasi. Grafik fungsi keanggotaan *Gaussian* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



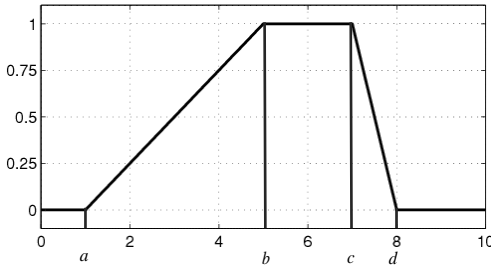
Gambar 2.1 Grafik Fungsi *Gaussian*

2. Fungsi Keanggotaan *Trapezoidal*

Rumus umum dari persamaan fungsi *Trapezoidal* adalah sebagai berikut.

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d - x) / (d - c); & c \leq x \leq d \\ 0; & d \leq x \end{cases} \quad (2.42)$$

Grafik fungsi keanggotaan *Trapezoidal* dapat dilihat pada Gambar 2.2.



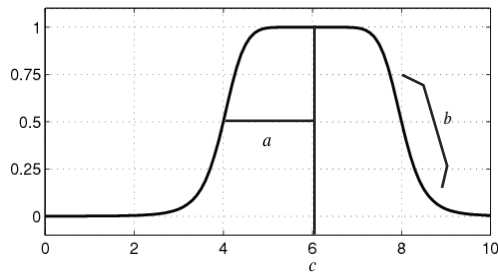
Gambar 2.2 Grafik Fungsi *Trapezoidal*

3. Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*

Rumus umum dari persamaan fungsi *Generalized Bell* adalah sebagai berikut.

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.43)$$

Grafik fungsi keanggotaan *Generalized Bell* dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Grafik Fungsi *Generalized Bell*

2.5 Sistem Inferensi Fuzzy

Sistem inferensi *fuzzy* merupakan suatu kerangka komputasi yang didasarkan pada teori himpunan *fuzzy*. Aturan dari *fuzzy* berbentuk *if-then* dan penalaran *fuzzy*. Sistem ini menerima *input crisp*, kemudian *input* ini dikirim ke basis pengetahuan yang berisi n aturan *fuzzy* dalam bentuk *if-then*. *Fire strength* akan dicari dalam setiap aturan. Apabila jumlah aturan lebih dari satu, maka akan dilakukan agregasi dari semua aturan. Selanjutnya pada hasil agregasi akan dilakukan *defuzzy* untuk mendapatkan nilai *crisp* sebagai *output system* (Kusumadewi dan Hartati, 2006).

2.5.1 Metode Tsukamoto

Secara umum pada sistem inferensi ini didasarkan pada penalaran monoton. Nilai *crisp* pada daerah konsekuen tidak didapatkan secara langsung melalui *fire strength* pada antesedennya. Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam metode ini adalah konsekuennya harus bersifat monoton baik naik ataupun turun. Jika pada penalaran monoton sistem hanya memiliki satu aturan, maka pada metode Tsukamoto ini terdiri atas beberapa aturan. *Output* dari hasil inferensi tiap-tiap aturan diberikan secara tegas (*crisp*) berdasarkan α predikat (*fire strength*). Proses agregasi antar aturan dilakukan dan hasilnya akan didapatkan dengan menggunakan *defuzzy* dengan konsep rata-rata terbobot.

2.5.2 Metode Sugeno

Karakteristik dari metode ini adalah konsekuen bukan himpunan *fuzzy*, namun merupakan suatu persamaan linier dengan variabel-variabel yang sesuai dengan variabel-variabel *input* yang digunakan. Pada metode ini terdapat 2 model yang digunakan, yaitu:

a. Model Fuzzy Sugeno Orde 0

Bentuk dari model fuzzy Sugeno orde 0 adalah sebagai berikut,

$$\text{if}(x_1 \text{ is } A_1)^\circ (x_2 \text{ is } A_2)^\circ (x_3 \text{ is } A_3)^\circ \dots (x_N \text{ is } A_N)^\circ \text{ then } z=k \quad (2.44)$$

dengan A_i adalah himpunan fuzzy ke- i sebagai anteseden, $^\circ$ adalah operator fuzzy, dan k adalah suatu konstanta atau konsekuen.

b. Model Fuzzy Sugeno Orde 1

Bentuk dari model fuzzy Sugeno orde 1 adalah sebagai berikut,

$$\text{if}(x_1 \text{ is } A_1)^\circ \dots (x_N \text{ is } A_N)^\circ \text{ then } z = (p_1 \times x_1) + \dots + (p_N \times x_N) + q \quad (2.45)$$

dimana p_i merupakan konstanta ke- i dan q adalah konstanta dalam konsekuen. Rata-rata terbobot yang digunakan dalam proses agregasi dan defuzzy untuk mendapatkan nilai tegas sebagai *output* untuk M aturan fuzzy adalah sebagai berikut.

$$z = \frac{\sum_{k=1}^M \alpha_k z_k}{\sum_{k=1}^M \alpha_k} \quad (2.46)$$

2.6 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Arsitektur dari ANFIS sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dan sedikit batasan tertentu. Misalkan ada 2 input x_1, x_2 dan satu *output* y .

Ada 2 aturan pada basis model Sugeno yaitu :

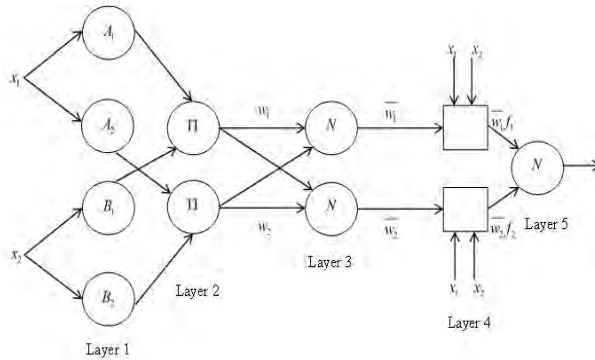
If x_1 is A_1 and x_2 is B_1 , then $y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}$

If x_1 is A_2 and x_2 is B_2 , then $y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}$

jika a predikat untuk kedua aturan adalah w_1 dan w_2 , maka dapat dihitung rata-rata terbobot sebagai berikut :

$$y = \frac{w_1 y_1 + w_2 y_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 y_1 + \bar{w}_2 y_2 \quad (2.47)$$

Bentuk dari struktur ANFIS yang terkenal adalah inferensi model Sugeno yang ditunjukkan pada Gambar 2.4 berikut ini (Kusumadewi dan Hartati, 2006).



Gambar 2.4 Struktur ANFIS

Pada Gambar 2.4 menunjukkan bahwa terdapat 2 macam node yaitu adaptif bersimbol persegi dan node tetap bersimbol lingkaran. *Output* dari masing-masing lapisan (*layer*) dinotasikan sebagai $O_{j,i}$, dimana i merupakan banyaknya aturan dan j adalah banyaknya lapisan. Proses dari masing-masing lapisan akan dijelaskan sebagai berikut.

1. Lapisan Fuzzifikasi (*layer 1*)

Setiap neuron i pada *layer 1* adaptif terhadap parameter-parameter suatu fungsi aktivasi. Misalkan jika $x_1 = Z_{t-1}$ dan $x_2 = Z_{t-2}$, maka secara matematis fungsi node tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
O_{1,1t} &= \mu_{A_1}(Z_{t-1}) \\
O_{1,2t} &= \mu_{A_2}(Z_{t-1}) \\
O_{1,3t} &= \mu_{B_1}(Z_{t-2}) \\
O_{1,4t} &= \mu_{B_2}(Z_{t-2})
\end{aligned} \tag{2.48}$$

dimana $O_{1,i}$ merupakan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* $A(A_1A_2B_1B_2)$. Fungsi keanggotaan untuk A dapat dirumuskan sebagai berikut (misalkan fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *Gauss*)

$$\mu_A(x_t) = e^{\frac{-(x_t - c)^2}{2\sigma^2}}. \tag{2.49}$$

2. Lapisan Produk atau Operasi Logika *Fuzzy* (layer 2)

Setiap node pada lapisan 2 ini adalah node tetap berlabel Π dengan nilai *output* berasal dari hasil masukan. Oleh karena itu, *output* yang dihasilkan dari lapisan 2 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
O_{2,1t} &= w_{1t} = \mu_{A_1}(Z_{t-1})\mu_{B_1}(Z_{t-2}) \\
O_{2,2t} &= w_{2t} = \mu_{A_2}(Z_{t-1})\mu_{B_2}(Z_{t-2}).
\end{aligned} \tag{2.50}$$

3. Lapisan Normalisasi (layer 3)

Node pada lapisan 3 merupakan node tetap berlabel N . *Output* yang dihasilkan oleh lapisan 3 dapat dituliskan dalam persamaan berikut ini:

$$O_{3,it} = w_{it}^* = \frac{w_{it}}{w_{1t} + w_{2t}}, \text{ dengan } i = 1, 2 \tag{2.51}$$

dimana w_{it}^* adalah nilai derajat pengaktifan ternormalisasi.

4. Lapisan Defuzzifikasi (layer 4)

Setiap node pada lapisan 4 adalah node adaptif dengan fungsi node sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
O_{4,1t} &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (\alpha_1 Z_{t-1} + \beta_1 Z_{t-2} + \gamma_1) \\
O_{4,2t} &= w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (\alpha_2 Z_{t-1} + \beta_2 Z_{t-2} + \gamma_2)
\end{aligned} \tag{2.52}$$

dimana $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ merupakan himpunan parameter dari node tersebut dan disebut sebagai parameter konsekuen.

5. Lapisan Total Output (*layer 5*)

Tiap-tiap neuron pada *layer 5* merupakan node tetap yang berupa jumlahan dari semua masukan yang dirumuskan sebagai berikut.

$$O_{5t} = \hat{Z}_t = w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)}. \quad (2.53)$$

2.7 Ketenagalistrikan

Pada UU No. 20 Tahun 2002 menjelaskan bahwa tenaga listrik adalah suatu bentuk energi sekunder yang dibangkitkan, ditransmisikan, dan didistribusikan untuk segala macam keperluan, tidak termasuk listrik yang digunakan untuk komunikasi, elektronika, atau isyarat. Besarnya konsumsi listrik yang digunakan tergantung dari perilaku konsumen dalam menggunakan alat-alat listriknya. Dari perilaku konsumen tersebut, selanjutnya PT. PLN (persero) harus mampu menyesuaikan daya listrik yang disalurkan dari waktu ke waktu. Ada tiga komponen utama didalam sistem ketenagalistrikan diantaranya sistem pembangkit, transmisi, dan distribusi. Sistem pembangkitan tersusun atas sejumlah unit-unit pembangkit yang secara umum menyebar pada daerah pelayanan interkoneksi jaringan sistem tenaga listrik. Pada sistem pembangkit ini biasanya mempunyai lebih dari satu unit pembangkit yang jumlahnya sesuai dengan kebutuhan dan sarana infrastruktur untuk mendukung pengoperasian sistem-sistem tersebut. Sistem pembangkit terbagi menjadi beberapa macam diantaranya Pusat Pembangkitan Listrik Tenaga Diesel (PLTD), Pusat Pembangkitan Tenaga Uap (PLTU), Pusat Pembangkitan Listrik Tenaga Air (PLTA), Pusat Pembangkitan Listrik Tenaga Panas Bumi (PLTP), dan lain-lain. Sistem transmisi merupakan proses penyaluran tenaga listrik dari pembangkit tenaga listrik menuju distribusi listrik sehingga dapat disalurkan ke konsumen. Fungsi

dari transmisi diantaranya dapat menyalurkan energi listrik dari pembangkit ke gardu induk, menyalurkan dari satu gardu induk ke gardu induk lainnya, dan dari gardu induk ke jaringan tegangan menengah dan gardu distribusi. Sedangkan sistem distribusi merupakan bagian dari sistem tenaga listrik yang umumnya banyak mengalami gangguan. Karena sistem ini adalah sistem yang hubungannya paling dekat dengan pelanggan (Marsudi, 2006).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini di bahas tentang metodologi penelitian yang meliputi sumber data, variabel penelitian, metode analisis data, serta diagram alir penelitian.

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

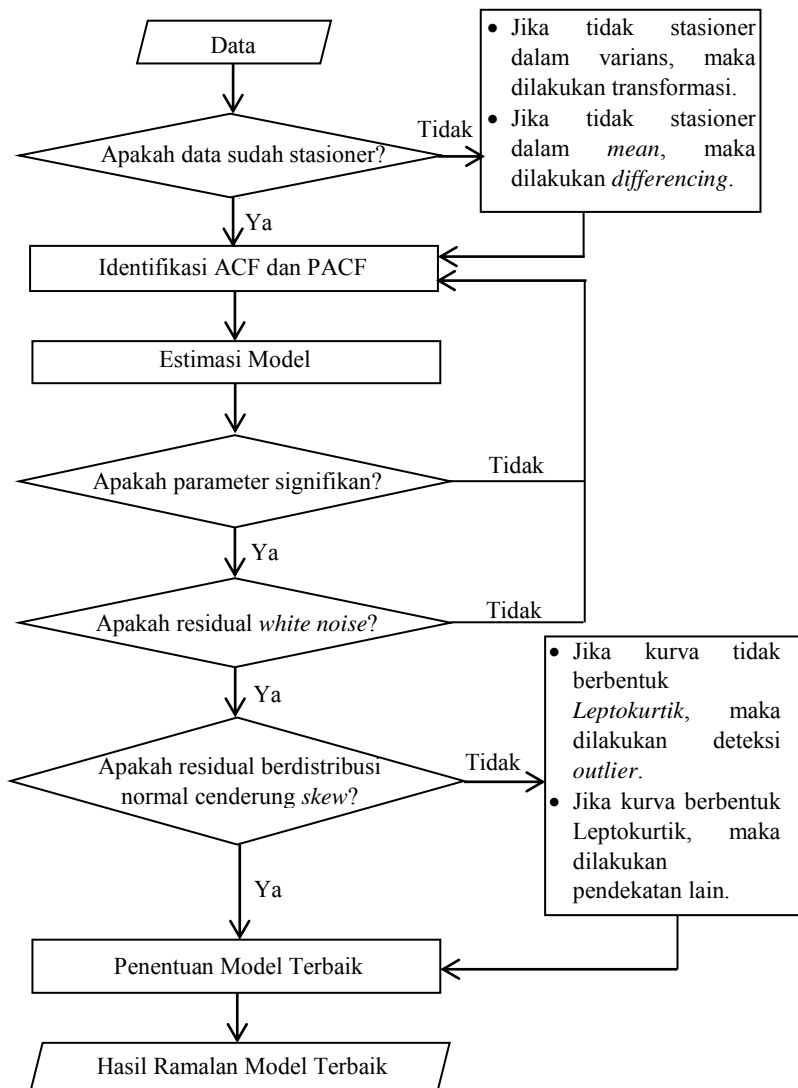
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari PT. PLN (persero) P3B Jawa-Bali berupa data konsumsi listrik pada bulan September 2013 hingga Agustus 2014. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu beban listrik per setengah jam untuk wilayah Jawa Timur.

3.2 Metode Analisis Data

Langkah awal yang dilakukan sebelum menganalisis yaitu membagi data menjadi dua. Data konsumsi listrik pada tanggal 6 Januari 2013 hingga 11 Agustus 2014 sebagai data *in-sample* dan data konsumsi listrik pada 12 Agustus 2014 hingga 25 Agustus 2014 sebagai data *out-sample*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ARIMA dan ANFIS. Dari kedua metode tersebut akan dibandingkan hasilnya berdasarkan nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE yang terkecil sebagai model yang paling sesuai.

Berikut langkah analisis yang digunakan dalam melakukan penelitian ini.

1. Melakukan identifikasi terhadap karakteristik beban listrik di Jawa Timur per setengah jam dengan metode statistika deskriptif.
2. Meramalkan data beban listrik di Jawa Timur menggunakan model ARIMA berdasarkan prosedur Box-Jenkins.
3. Meramalkan data beban listrik di Jawa Timur menggunakan model ANFIS.
4. Membandingkan hasil peramalan dari metode ARIMA dan ANFIS yang mempunyai keakuratan tinggi berdasarkan nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE.



Gambar 3.1 Diagram Alir Model Peramalan ARIMA

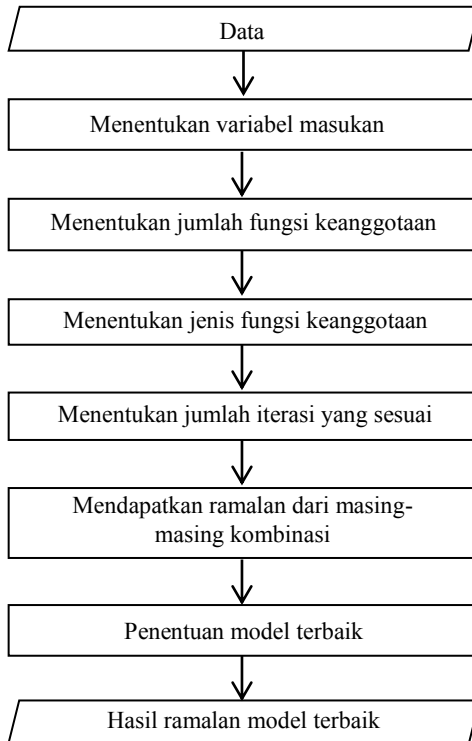
Berikut uraian dari langkah analisis yang digambarkan pada Gambar 3.1 dalam melakukan peramalan dengan model ARIMA melalui prosedur Box-Jenkins.

1. Identifikasi model
Sebelum melakukan identifikasi model ARIMA, hal yang harus dilakukan adalah memeriksa kestasioneran dalam *mean* dan varians pada data *in sample*. Pada saat data terbukti tidak stasioner dalam varians, maka langkah yang harus dilakukan adalah transformasi Box-Cox. Sedangkan jika data tidak stasioner dalam *mean*, maka harus melakukan differencing. Kemudian bila data telah stasioner dalam *mean* dan varians, maka langkah berikutnya yaitu mengidentifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF.
2. Melakukan estimasi model menggunakan paket program SAS berdasarkan metode CLS. Selanjutnya hasil dari estimasi tersebut diuji menggunakan statistik uji *t*.
3. Uji kesesuaian model dengan uji *white noise*.
4. Jika pada saat pengujian residual tidak memenuhi asumsi distribusi normal, maka langkah selanjutnya yang harus dilakukan adalah deteksi outlier. Cara melakukan deteksi outlier yaitu menyertakan outlier didalam model ARIMA.
5. Meramalkan data out-sample berdasarkan beberapa model yang terbentuk.
6. Menentukan nilai MAPE pada masing-masing model.
7. Memilih model terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.

Berikut uraian dari langkah analisis yang digambarkan pada Gambar 3.2 dalam melakukan peramalan dengan model ANFIS.

1. Melakukan penentuan variabel masukan berdasarkan lag AR dengan syarat variabel tersebut harus signifikan dan diasumsikan tidak mengandung trend.
2. Menentukan jumlah fungsi keanggotaan.
3. Menentukan jenis fungsi keanggotaan.
4. Melakukan iterasi hingga nilai parameter konvergen dengan *error* yang minimum.

5. Melakukan peramalan dari masing-masing kombinasi jenis fungsi dan jumlah keanggotaannya.
6. Penentuan model yang paling sesuai berdasarkan nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE terkecil.



Gambar 3.2 Diagram Alir Model Peramalan ANFIS

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas tentang hasil penelitian terhadap konsumsi beban listrik di Jawa Timur. Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu menyajikan statistika deskriptif dari data untuk mengetahui karakteristiknya. Analisis yang digunakan untuk meramalkan konsumsi beban listrik beberapa periode kedepan diantaranya ARIMA dan ANFIS.

4.1 Karakteristik Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur

Pada analisis statistika deskriptif ini digunakan untuk mengetahui karakteristik konsumsi beban listrik di Jawa Timur tiap setengah jam yang ditunjukkan dalam Tabel 4.1 berikut ini.

Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskriptif Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur

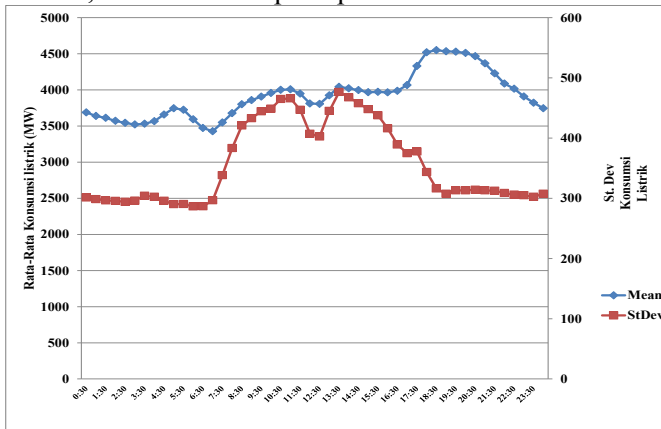
Jam	Rata-Rata	Standar Deviasi	Selang Kepercayaan 95% untuk Rata-Rata	
			Batas Bawah	Batas Atas
00:30	3688,8	301,3	3664	3713,6
01:00	3639,4	298,7	3614,8	3664
01:30	3612,7	296,5	3588,3	3637,1
02:00	3571	295,7	3546,7	3595,3
02:30	3543,8	294,2	3519,6	3568
03:00	3520,9	296,1	3496,5	3545,3
03:30	3531,1	304,2	3506,1	3556,1
04:00	3566,4	302,5	3541,5	3591,3
04:30	3659,2	295,8	3634,9	3683,5
05:00	3746	290,2	3722,1	3769,9
05:30	3724,7	290,4	5700,8	5748,6
06:00	3592,3	286,5	3568,7	3615,9
06:30	3472,3	286,8	3448,7	3495,9
07:00	3428,5	296,7	3404,1	3452,9
07:30	3549,6	338,4	3521,7	3577,5
08:00	3677,4	383,4	3645,8	3709
08:30	3800,2	420,9	3765,6	3834,8
09:00	3857,9	433	3822,3	3893,5
09:30	3907,8	444,5	3871,2	3944,4
10:00	3957,3	448,8	3920,4	3994,2

Tabel 4.1 (lanjutan)

Jam	Rata-Rata	Standar Deviasi	Selang Kepercayaan 95% untuk Rata-Rata	
			Batas Bawah	Batas Atas
10:30	4001,5	464,8	3963,2	4039,8
11:00	4007,5	465,9	3969,2	4045,8
11:30	3948,3	446,9	3911,5	3985,1
12:00	3812,1	407,2	3778,6	3845,6
12:30	3806,1	402,5	3773	3839,2
13:00	3925	445	3888,4	3961,6
13:30	4042,8	476,5	4003,6	4082
14:00	4020,9	467,6	3982,4	4059,4
14:30	3996,6	457,7	3958,9	4034,3
15:00	3967,1	448	3930,2	4004
15:30	3972,4	437,7	3936,4	4008,4
16:00	3965,7	416,1	3931,5	3999,9
16:30	3987,5	389,2	3955,5	4019,5
17:00	4067,3	374,9	4036,4	4098,2
17:30	4330,8	377,8	4299,7	4361,9
18:00	4520,1	343,7	4491,8	4548,4
18:30	4549,8	316,4	4523,8	4575,8
19:00	4533	307,5	4507,7	4558,3
19:30	4529,4	313,1	4503,6	4555,2
20:00	4511,2	313,1	4485,4	4537
20:30	4466,9	314,3	4441	4492,8
21:00	4367,8	313,1	4342	4393,6
21:30	4228,3	312,5	4202,6	4254
22:00	4087,1	308,8	4061,7	4112,5
22:30	4016,6	306	3991,4	4041,8
23:00	3908,8	305	3883,7	3933,9
23:30	3822,4	302,5	3797,5	3847,3
00:00	3745,5	307,5	3720,2	3770,8

Berdasarkan Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata konsumsi beban listrik tertinggi sebesar 4549,8 MW dan yang terendah sebesar 3428,5 MW. Rata-rata konsumsi tertinggi tersebut terjadi pada sekitar pukul 18.30 WIB. Hal ini sangat wajar karena pada saat itu biasanya para konsumen mulai banyak memanfaatkan peralatan elektroniknya (untuk konsumen rumah tangga biasanya sudah pulang dari aktivitas luar rumah dan konsumen industri lebih banyak membutuhkan penerangan). Sedangkan untuk rata-rata konsumsi listrik terendah terjadi pada pagi hari

pukul 07.00 WIB karena biasanya para konsumen khususnya rumah tangga sudah banyak yang melakukan aktivitas di luar rumah. Standar deviasi tertinggi terjadi pada pukul 13.30 WIB sebesar 476,5 dan terendah pada pukul 06.00 WIB sebesar 286,5.

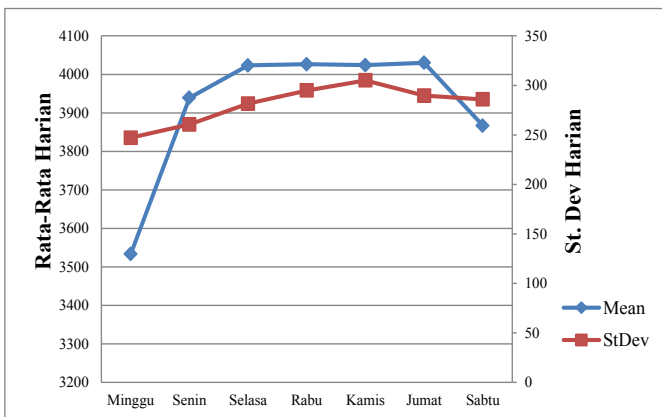


Listrik Tiap Setengah Jam

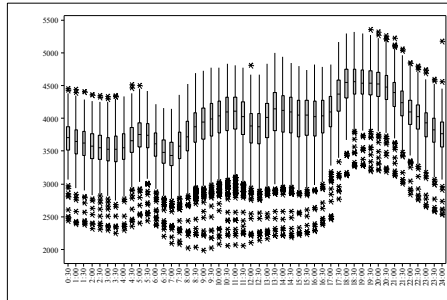
Pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata konsumsi beban listrik per setengah jam bersifat fluktuatif, dimana rata-rata terendah terjadi sekitar dini hari pada saat orang beristirahat (tidur) yaitu pada pukul 00.30 WIB hingga 03.00 WIB. Kemudian rata-rata konsumsi beban listrik mulai sedikit mengalami peningkatan lagi pada saat orang-orang memulai aktivitasnya bekerja sekitar pukul 04.00 WIB hingga 05.30 WIB. Sedangkan rata-rata pemakaian listrik yang konstan terjadi pada siang hari yaitu sekitar 13.00 WIB hingga 17.00 WIB karena pada saat itu banyak orang yang istirahat atau berada di luar rumah sehingga tidak banyak memanfaatkan listrik. Kenaikan rata-rata konsumsi listrik secara drastis terjadi pada saat banyak orang yang pulang dari aktivitas luar rumah yaitu pada dari pukul 17.30 WIB hingga 21.00 WIB. Selain itu juga pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa keragaman konsumsi beban listrik pada malam hari yaitu sejak pukul 19.00 WIB hingga pagi hari pukul 07.30 WIB relatif kecil. Hal ini disebabkan oleh aktivitas konsumen yang tidak terlalu beragam pada waktu tersebut. Sedangkan keberagaman perilaku

konsumen yang tinggi terhadap pemakaian listrik terjadi pada jam kerja dari pukul 08.00 WIB hingga 17.00 WIB. Rendahnya rata-rata konsumsi listrik diantara pukul 00:00 hingga 06:00 dan tingginya rata-rata pada saat pukul 18:30 sampai 21:00 yang disertai rendahnya keragaman disebabkan oleh aktivitas masyarakat pada jam-jam tersebut hampir sama. Dimana pada pagi hari mereka masih beristirahat dan baru memulai aktivitas sehingga listrik yang digunakan hanya sedikit.

Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata harian konsumsi beban listrik bersifat konstan pada hari Senin hingga Jumat. Hal ini disebabkan pada hari tersebut merupakan hari efektif kerja sehingga aktivitas pemakaian listrik konsumen pada hari-hari tersebut relatif sama. Rata-rata pemakaian listrik mengalami penurunan pada hari Sabtu dan Minggu karena pada saat itu banyak industri dan perkantoran yang libur sehingga tidak memerlukan energi listrik yang besar. Pada setiap harinya, keberagaman perilaku konsumen yang tinggi terjadi pada saat hari kerja yakni Senin hingga Jumat.



Gambar 4.2 Rata-Rata dan Standar Deviasi Konsumsi Beban Listrik Tiap Hari

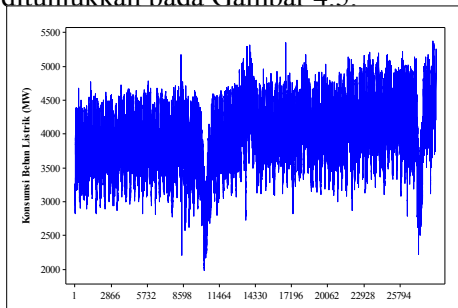


Gambar 4.3 *Box Plot* Konsumsi Beban Listrik Tiap Setengah Jam

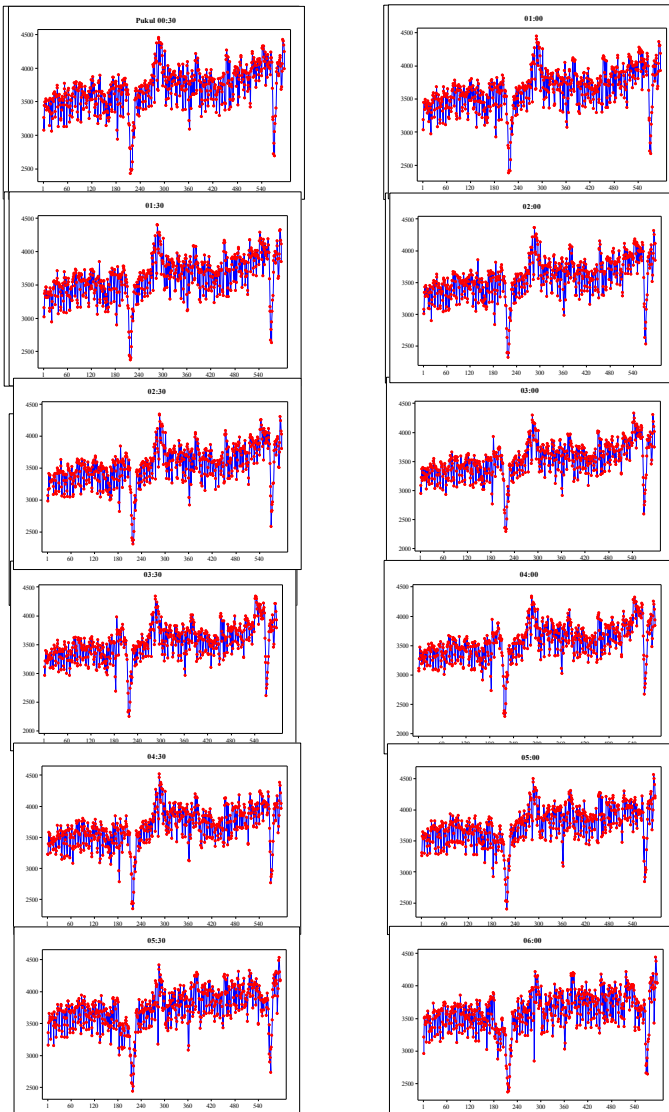
Berdasarkan Gambar 4.3 terdapat banyak data yang *outlier* dengan nilai lebih kecil dari rata-ratanya. Hal ini menunjukkan bahwa pemakaian listrik di Jawa Timur masih belum stabil. Ketidakstabilan tersebut biasanya diakibatkan oleh kerusakan pada gardu listrik yang berdampak pada pemadaman bergilir.

4.2 Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA

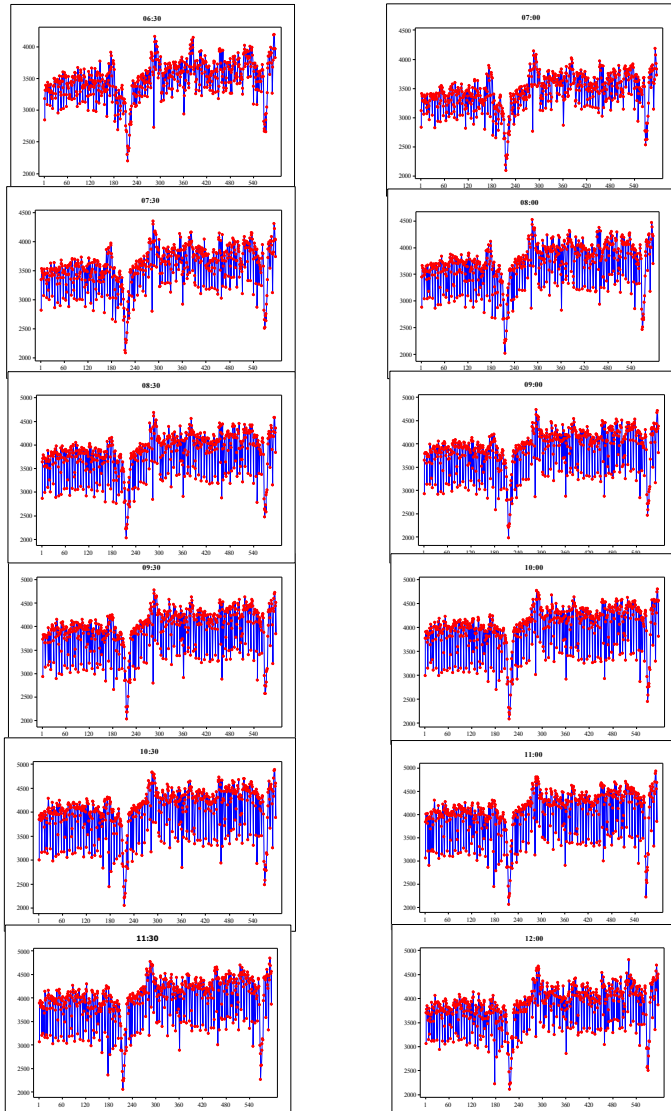
Sebelum melakukan peramalan terhadap konsumsi beban listrik di Jawa Timur, terlebih dahulu melihat pola data berdasarkan *Time Series Plot* seperti pada Gambar 4.4. Penerapan metode ARIMA dilakukan untuk meramalkan konsumsi beban listrik tiap setengah jam dengan masing-masing *Time Series Plot* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.5.



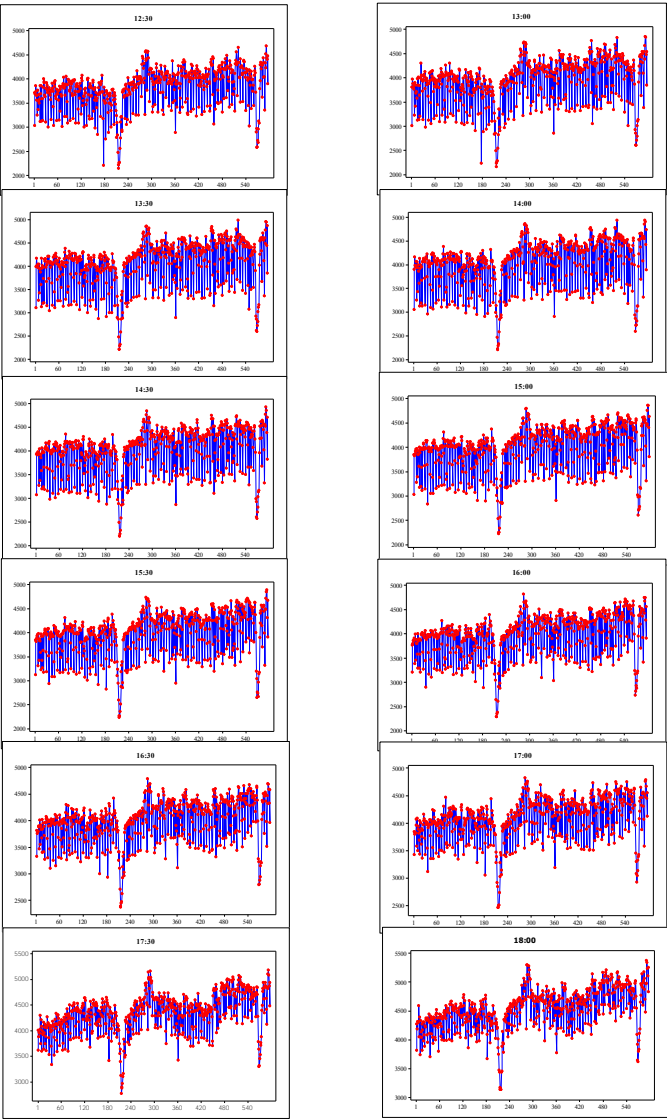
Gambar 4.4 *Time Series Plot* Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur



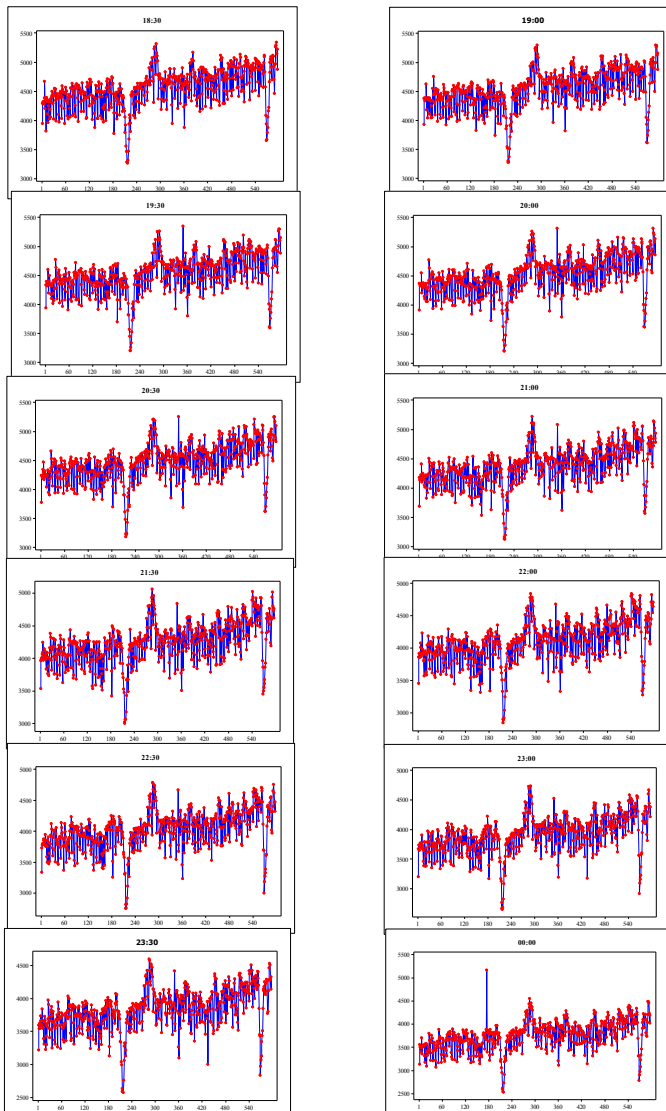
Gambar 4.5 *Time Series Plot* Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Tiap Setengah Jam



Gambar 4.5 (lanjutan)



Gambar 4.5 (lanjutan)

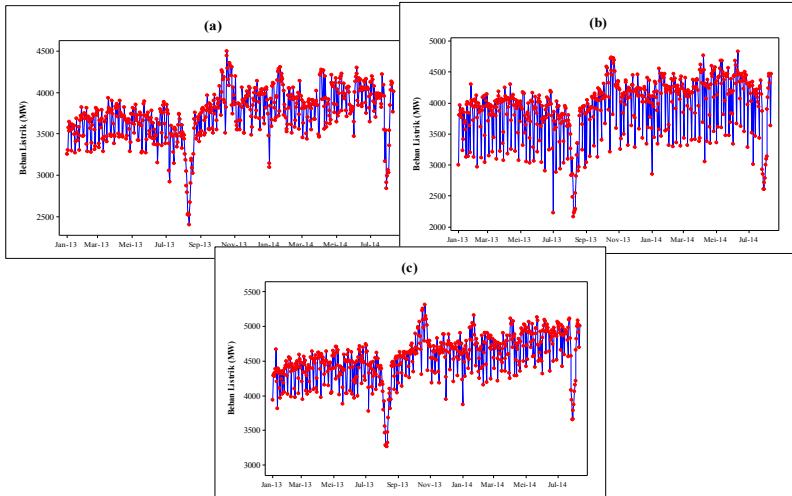


Gambar 4.5 (lanjutan)

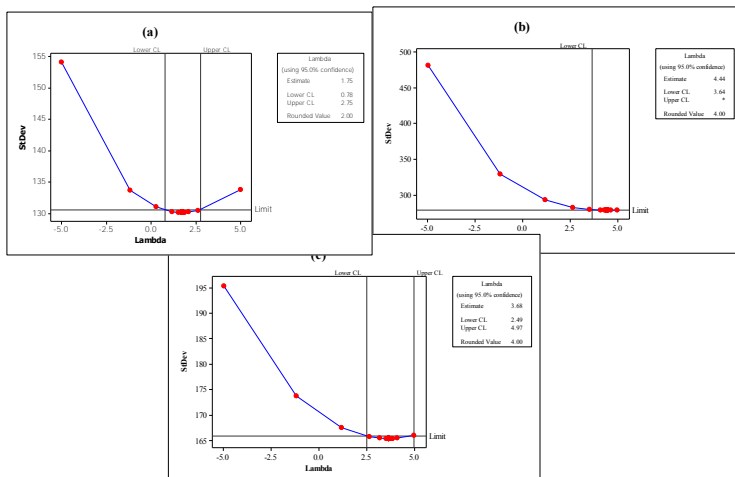
Dari data pada Gambar 4.4 selanjutnya dibagi menjadi 2 yaitu *in sample* sebanyak 27.126 (data mulai tanggal 6 Januari 2013 hingga 11 Agustus 2014) dan *out sample* (data mulai tanggal 12 Agustus 2014 hingga 25 Agustus 2014) sebanyak 420 data. Setelah data dibagi menjadi *in sample* dan *out sample*, maka selanjutnya masing-masing data dibagi lagi menjadi 48 berdasarkan waktunya yaitu tiap setengah jam seperti pada Gambar 4.5. Data *in sample* digunakan untuk mendapatkan model yang dapat digunakan dalam meramalkan konsumsi beban listrik tiap setengah jamnya, sedangkan data *out sample* digunakan untuk menentukan model terbaiknya.

Meskipun data telah dibagi menjadi 48, pola dari *Time Series Plot* relatif sama, yang membedakan hanya tingkat fluktuasinya. Dimana pada pagi hari tingkat fluktuasinya rendah atau pada saat itu varians dari konsumsi listrik rendah. Sedangkan untuk siang hari menunjukkan fluktuasi yang tinggi, dan mengalami penurunan fluktuasi lagi pada malam harinya.

Penjelasan tahapan pemodelan ARIMA secara lengkap dalam penelitian ini hanya dilakukan pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:30. Hal ini disebabkan pada saat-saat tersebut merupakan puncak pemakaian listrik di pagi, siang, dan malam hari. Langkah pertama dalam melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA adalah identifikasi data untuk melihat kestasioneran dalam varians dan *mean*. Kestasioneran tersebut dapat dilihat secara visual berdasarkan *Time Series Plot* dan plot ACF. *Time Series Plot* data pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 seperti dalam Gambar 4.6. Pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa pada ketiga data tersebut tidak stasioner dalam *mean*. Pada Gambar 4.6 (b) menunjukkan bahwa keragaman dari pemakaian listrik pukul 13:00 paling besar dibandingkan dengan pukul 05:00 dan 18:30. Pembuktian kestasioneran dalam varians dapat dilakukan dengan uji Box-Cox.



Gambar 4.6 Time Series Plot Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 4.7 Box-Cox Transformation Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

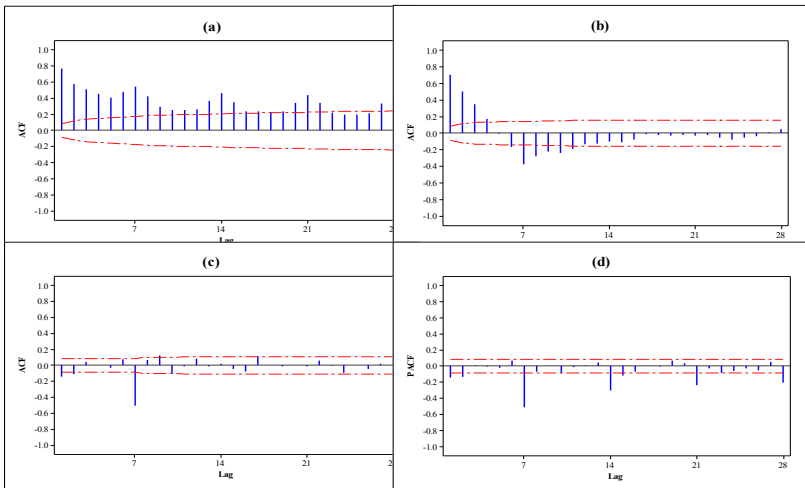
Berdasarkan Gambar 4.7 (a) menunjukkan bahwa data pukul 05:00 mempunyai *rounded value* sebesar 2 dengan LCL=0,78 dan UCL=2,75. Sedangkan pada Gambar 4.7 (b) didapatkan *rounded value* sebesar 4 dengan LCL= $-\infty$ dan

$UCL=3,64$. Untuk data pukul 18:30 seperti yang terlihat pada Gambar 4.7 (c) mempunyai *rounded value* sebesar 4 dengan $LCL=2,49$ dan $UCL=4,97$. Oleh karena itu, pada ketiga data tersebut tidak perlu ditransformasi karena semua *rounded value* masuk dalam selang interval.

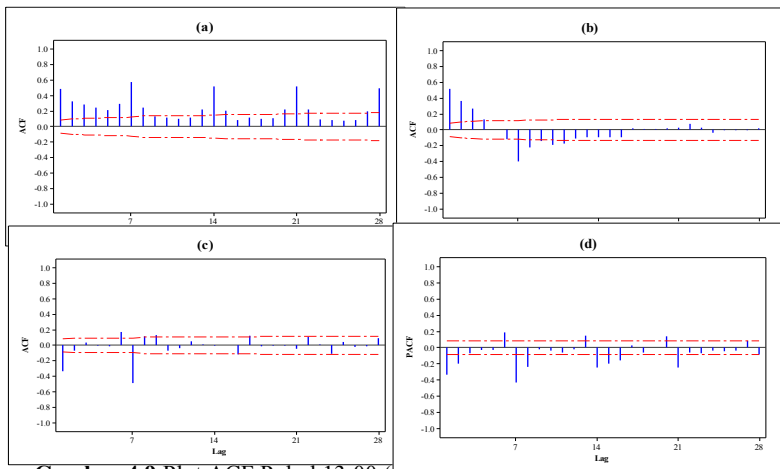
Setelah melakukan uji transformasi Box-Cox dan didapatkan hasil bahwa semua data telah stasioner dalam varians, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi kestasioneran dalam *mean* berdasarkan plot ACF masing-masing data seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 4.8, 4.9, dan 4.10. Pada Gambar 4.8 (a), 4.9 (a), dan 4.10 (a) menunjukkan bahwa data pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 tidak stasioner dalam *mean*, hal ini disebabkan oleh lag-lag yang turun secara lambat pada tiap 7 lag. Kondisi ini mengindikasikan bahwa terdapat pola musiman mingguan, sehingga perlu dilakukan *differencing* 7.

Setelah dilakukan *differencing* 7, langkah selanjutnya adalah identifikasi kembali plot ACF untuk melihat apakah sudah stasioner atau belum. Berdasarkan Gambar 4.8 (b), 4.9 (b), dan 4.10 (b) menunjukkan bahwa data masih belum stasioner dalam *mean* karena lag-lag yang turun lambat. Oleh karena itu dilakukan kembali *differencing* 1 dan hasilnya seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 4.0 (c), 4.9 (c), dan 4.10 (c).

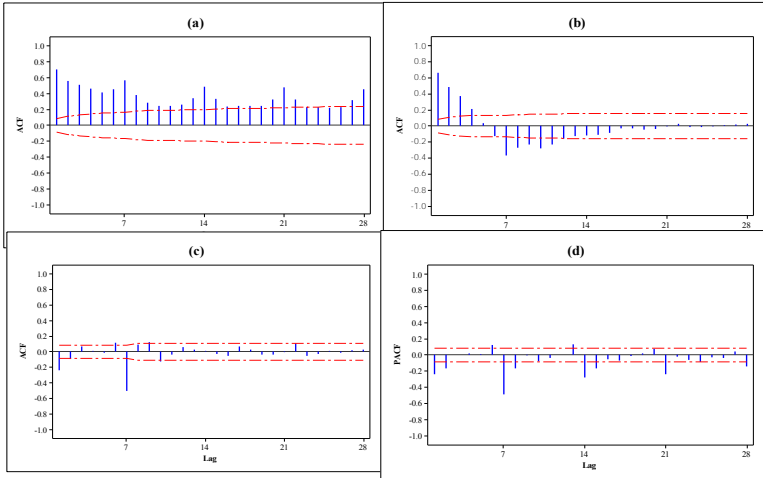
Hasil dari *differencing* lag 7 dan 1 dalam Gambar 4.8 (c) untuk pola nonmusima *cuts off* pada lag ke 1, 2, dan 6. Hasil plot PACF pukul 13:00 yang dapat dilihat pada Gambar 4.9 (c) menunjukkan bahwa untuk pola nonmusiman *cuts off* pada lag ke 1 dan 6. Sedangkan pada Gambar 4.10 (c) menunjukkan bahwa data untuk pola nonmusiman *cuts off* pada lag ke 1, 6, 9, dan 10. Untuk pola musiman pada ketiga data tersebut berdasarkan plot ACF pada Gambar 4.8 (c), 4.9 (c), dan 4.10 (c) menunjukkan *cuts off* pada lag ke 7. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data konsumsi beban listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 telah stasioner dalam *mean*. Penentuan model ARIMA yang akan digunakan dapat dilihat berdasarkan plot ACF dan PACF setelah *didifferencing* 7 dan 1.



Gambar 4.8 Plot ACF Pukul 05:00 (a), Plot ACF *differencing* 7 Pukul 05:00 (b), Plot ACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 05:00 (c) dan Plot PACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 05:00 (d)



Gambar 4.9 Plot ACF Pukul 13:00 (a), Plot ACF *differencing* 7 Pukul 13:00 (b), Plot ACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 13:00 (c) dan Plot PACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 13:00 (d)



Gambar 4.10 Plot ACF Pukul 18:30 (a), Plot ACF *differencing* 7 Pukul 18:30 (b), Plot ACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 18:30 (c) dan Plot PACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 18:30 (d)

Pada Gambar 4.8 (d), 4.9 (d), dan 4.10 (d) menunjukkan adanya musiman karena *dies down* pada lag ke 7, 14, 21, dan 28 keluar dari batas signifikansi. Berdasarkan Gambar 4.8 (c) dan 4.8 (d) didapatkan dugaan model ARIMA yang dapat digunakan dalam meramalkan konsumsi beban listrik di Jawa Timur pukul 05:00 WIB adalah $(0,1,2)(0,1,1)^7$. Sedangkan untuk dugaan model ARIMA pukul 13:00 berdasarkan Gambar 4.9 (c) dan 4.9 (d) adalah $(0,1,1)(0,1,1)^7$. Untuk dugaan model pada pukul 18:30 berdasarkan Gambar 4.10 (c) dan 4.10 (d) adalah $(0,1,[1,10]) (0,1,1)^7$.

Setelah melakukan identifikasi model, langkah selanjutnya adalah estimasi dan pengujian parameter. Hasil estimasi dan pengujian parameter pada semua model dengan $\alpha = 0,05$ dalam Tabel 4.2 telah signifikan semua. Hal ini ditunjukkan oleh semua $p - value < \alpha$.

Tabel 4.2 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>S.E</i>	<i>t</i>	<i>p-value</i>
(0,1,2)(0,1,1) ⁷ (Pukul 05:00)	θ_1	0,21546	0,04154	5,19	<0,0001
	θ_2	0,14323	0,04148	3,45	0,0006
	Θ_1	0,96159	0,01227	78,38	<0,0001
(0,1,1)(0,1,1) ⁷ (Pukul 13:00)	θ_1	0,49798	0,03624	13,74	<0,0001
	Θ_1	0,96450	0,01121	86,03	<0,0001
(0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ (Pukul 18:30)	θ_1	0,35851	0,03879	9,24	<0,0001
	θ_{10}	0,11225	0,03974	2,82	0,0049
	Θ_1	0,87502	0,02031	43,08	<0,0001

Langkah selanjutnya setelah uji signifikansi parameter adalah melakukan pengujian asumsi residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa untuk pada ketiga model ARIMA pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 telah memenuhi asumsi *white noise*, tetapi tidak berdistribusi normal. Hal ini dapat dijelaskan oleh semua *p-value* pada setiap lag pengujian *white noise* lebih dari α . Sedangkan untuk pengujian normalitas tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal karena semua *p-value* kurang dari α .

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA

Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1) ⁷ (Pukul 05:00)				
Uji <i>White Noise</i>				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	<i>p-value</i>	<i>p-value</i>
6	6,54	3	0,0882	<i>D</i> = 0,063329 <0,0100
12	15,01	9	0,0906	
18	22,11	15	0,1049	
24	24,14	21	0,2865	
30	28,56	27	0,3823	
Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ⁷ (Pukul 13:00)				
Uji <i>White Noise</i>				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	<i>p-value</i>	<i>p-value</i>
6	3,00	4	0,5583	<i>D</i> = 0,145534 <0,0100
12	12,59	10	0,2475	
18	22,14	16	0,1389	
24	27,97	22	0,1768	
30	30,64	28	0,3333	

Tabel 4.3 (lanjutan)

Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ (Pukul 18:30)				
Uji White Noise				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	p-value	p-value
6	7,71	3	0,0525	$D = 0,083341$ <0,0100
12	13,53	9	0,1400	
18	17,34	15	0,2988	
24	22,79	21	0,3550	
30	24,19	27	0,6197	

Residual yang tidak berdistribusi normal biasanya disebabkan oleh adanya *outlier* pada data konsumsi beban listrik di Jawa Timur. Oleh karena itu, dalam mengatasi hal tersebut perlu dilakukan deteksi *outlier* untuk mengetahui data yang diduga sebagai *outlier*. Setelah data *outlier* didapatkan, langkah selanjutnya adalah memasukkan *outlier* ke dalam model peramalan.

Pada model ARIMA (0,1,2)(0,1,1)⁷ pukul 05:00 didapatkan sebanyak 33 data yang *outlier* dengan jenis *additive* sebanyak 3 dan *level shift* sebanyak 7. Untuk jumlah *outlier* yang ditemukan pada model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)⁷ pukul 13:00 sebanyak 25, dimana 6 data merupakan *outlier* jenis *level shift* dan sisanya jenis *additive*. Sedangkan pada model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1)⁷ ada 2 jenis *outlier level shift* dan 12 *additive*. Hasil dari deteksi *outlier* dan pengujian signifikansi parameter ketiga model ARIMA tersebut dapat dilihat dalam Tabel 4.4, 4.5, dan 4.6.

Tabel 4.4 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1)⁷ dengan *Outlier* Data Pukul 05:00

Data ke-	Parameter	Estimasi	S.E	t	P-value	Outlier
-	$\hat{\theta}_1$	0,29824	0,043	6,89	<0,0001	-
-	$\hat{\theta}_2$	0,09898	0,043	2,28	0,0232	-
-	$\hat{\Theta}_1$	0,95205	0,013	71,73	<0,0001	-
570	$\hat{\omega}_1$	-876,712	114,275	-7,67	<0,0001	LS
452	$\hat{\omega}_2$	657,439	113,119	5,81	<0,0001	LS
575	$\hat{\omega}_3$	687,745	113,286	6,07	<0,0001	LS

Tabel 4.4 (lanjutan)

Data ke-	Parameter	Estimasi	<i>S.E</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>	<i>Outlier</i>
363	$\hat{\omega}_4$	717,690	113,199	6,34	<0,0001	<i>LS</i>
360	$\hat{\omega}_5$	-685,107	112,669	-6,08	<0,0001	<i>LS</i>
283	$\hat{\omega}_6$	-490,453	97,304	-5,04	<0,0001	<i>AO</i>
285	$\hat{\omega}_7$	553,706	113,464	4,88	<0,0001	<i>LS</i>
460	$\hat{\omega}_8$	-461,927	98,298	-4,70	<0,0001	<i>AO</i>
213	$\hat{\omega}_9$	-530,094	111,859	-4,74	<0,0001	<i>LS</i>
301	$\hat{\omega}_{10}$	341,941	96,698	3,54	0,0004	<i>AO</i>

Tabel 4.5 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)⁷ dengan *Outlier* Data Pukul 13:00

Data ke-	Parameter	Estimasi	<i>S.E</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>	<i>Outlier</i>
-	$\hat{\theta}_1$	0,53273	0,038	14,15	<0,0001	-
-	$\hat{\Theta}_1$	0,91225	0,018	50,55	<0,0001	-
177	$\hat{\omega}_1$	-1674,7	140,942	-11,88	<0,0001	<i>AO</i>
459	$\hat{\omega}_2$	-1418,7	141,116	-10,05	<0,0001	<i>AO</i>
550	$\hat{\omega}_3$	-1280,2	142,321	-8,99	<0,0001	<i>AO</i>
361	$\hat{\omega}_4$	-1359,8	144,978	-9,38	<0,0001	<i>AO</i>
481	$\hat{\omega}_5$	-1034,9	141,198	-7,33	<0,0001	<i>AO</i>
569	$\hat{\omega}_6$	-1215	144,979	-8,38	<0,0001	<i>LS</i>
450	$\hat{\omega}_7$	-964,203	141,064	-6,84	<0,0001	<i>AO</i>
236	$\hat{\omega}_8$	-985,010	140,828	-6,99	<0,0001	<i>AO</i>
575	$\hat{\omega}_9$	948,073	141,545	6,70	<0,0001	<i>LS</i>
19	$\hat{\omega}_{10}$	-749,041	140,959	-5,31	<0,0001	<i>AO</i>
212	$\hat{\omega}_{11}$	-573,200	142,138	-4,03	<0,0001	<i>LS</i>
374	$\hat{\omega}_{12}$	-704,984	141,413	-4,99	<0,0001	<i>AO</i>
304	$\hat{\omega}_{13}$	-655,974	141,917	-4,62	<0,0001	<i>AO</i>
567	$\hat{\omega}_{14}$	-779,720	148,264	-5,26	<0,0001	<i>AO</i>
354	$\hat{\omega}_{15}$	-691,326	141,044	-4,90	<0,0001	<i>AO</i>
152	$\hat{\omega}_{16}$	-618,932	140,912	-4,39	<0,0001	<i>AO</i>
495	$\hat{\omega}_{17}$	-607,322	141,264	-4,30	<0,0001	<i>AO</i>

Tabel 4.5 (lanjutan)

Data ke-	Parameter	Estimasi	<i>S.E</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>	<i>Outlier</i>
360	$\hat{\omega}_{18}$	-619,785	145,016	-4,27	<0,0001	AO
225	$\hat{\omega}_{19}$	600,307	136,507	4,40	<0,0001	LS
507	$\hat{\omega}_{20}$	-591,455	141,336	-4,18	<0,0001	AO
83	$\hat{\omega}_{21}$	-594,116	140,825	-4,22	<0,0001	AO
468	$\hat{\omega}_{22}$	-601,316	140,976	-4,27	<0,0001	AO
391	$\hat{\omega}_{23}$	-555,480	140,838	-3,94	<0,0001	AO
214	$\hat{\omega}_{24}$	-634,356	142,903	-4,44	<0,0001	LS
218	$\hat{\omega}_{25}$	550,484	136,894	4,02	<0,0001	LS

Tabel 4.6 Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1)⁷
dengan *Outlier* Data Pukul 18:30

Data ke-	Parameter	Estimasi	<i>S.E</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>	<i>Outlier</i>
-	$\hat{\theta}_1$	0,30607	0,041	7,43	<0,0001	-
-	$\hat{\theta}_{10}$	0,09915	0,042	2,37	0,0180	-
-	$\hat{\Theta}_1$	0,92126	0,017	55,22	<0,0001	-
361	$\hat{\omega}_1$	-859,887	107,655	-7,99	<0,0001	AO
283	$\hat{\omega}_2$	-704,449	101,926	-6,91	<0,0001	AO
459	$\hat{\omega}_3$	-646,810	101,382	-6,38	<0,0001	AO
450	$\hat{\omega}_4$	-580,539	101,254	-5,73	<0,0001	AO
569	$\hat{\omega}_5$	-685,735	120,893	-5,67	<0,0001	LS
550	$\hat{\omega}_6$	-577,844	102,148	-5,66	<0,0001	AO
10	$\hat{\omega}_7$	-571,475	101,040	-5,66	<0,0001	AO
481	$\hat{\omega}_8$	-519,018	101,391	-5,12	<0,0001	AO
213	$\hat{\omega}_9$	-518,435	119,391	-4,34	<0,0001	LS
236	$\hat{\omega}_{10}$	-482,460	101,099	-4,77	<0,0001	AO
83	$\hat{\omega}_{11}$	-391,960	101,109	-3,88	0,0001	AO
360	$\hat{\omega}_{12}$	-521,204	107,595	-4,84	<0,0001	AO
152	$\hat{\omega}_{13}$	-438,472	100,984	-4,34	<0,0001	AO
7	$\hat{\omega}_{14}$	406,177	40,370	10,06	<0,0001	AO

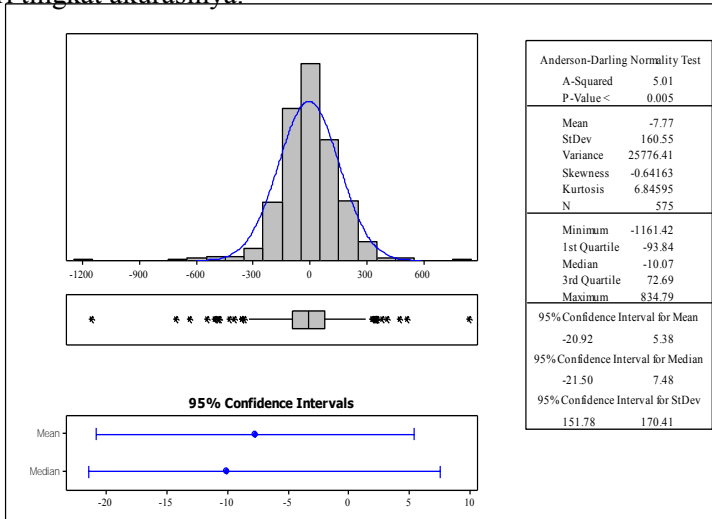
Pada Tabel 4.4, 4.5, dan 4.6 didapatkan hasil bahwa semua parameter ketiga model ARIMA signifikan karena masing-masing mempunyai p -value kurang dari α dengan $\alpha = 0,05$. Data yang *outlier* kebanyakan disebabkan oleh adanya hari libur. Misalnya untuk data ke 360, 361, dan 363 merupakan data tanggal 31 Desember 2013, 1 Januari 2014, dan 3 Januari 2014, dimana pada tanggal tersebut merupakan hari libur karena adanya tahun baru. Sedangkan untuk data ke 213 merupakan data pada tanggal 6 yang bertepatan dengan adanya libur hari raya Idul Fitri.

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA dengan *Outlier*

Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1) ⁷ (Pukul 05:00)				
Uji <i>White Noise</i>				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	<i>p</i> -value	<i>p</i> -value
6	5,27	3	0,1529	<i>D</i> = 0,02946 >0,1500
12	11,45	9	0,2462	
18	24,85	15	0,0520	
24	30,17	21	0,0886	
30	38,75	27	0,0667	
Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ⁷ (Pukul 13:00)				
Uji <i>White Noise</i>				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	<i>p</i> -value	<i>p</i> -value
6	9,46	4	0,0505	<i>D</i> = 0,066535 <0,0100
12	13,64	10	0,1903	
18	18,77	16	0,2808	
24	20,62	22	0,5442	
30	25,89	28	0,5789	
Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ (Pukul 18:30)				
Uji <i>White Noise</i>				Uji Normalitas
Hingga Lag ke-	χ^2	df	<i>p</i> -value	<i>p</i> -value
6	4,29	3	0,2314	<i>D</i> = 0,030306 >1500
12	8,51	9	0,4836	
18	9,95	15	0,8231	
24	14,85	21	0,8305	
30	19,41	27	0,8544	

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter dengan deteksi *outlier* pada model ARIMA (0,1,2)(0,1,1)⁷ dan (0,1,[1,10])(0,1,1)⁷ didapatkan hasil bahwa asumsi residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Hal ini dapat dilihat

dalam Tabel 4.7 p -value pada semua lag di pengujian *white noise* kedua model tersebut lebih dari α . Demikian pula pada uji normalitas didapatkan p -value lebih dari α dengan $\alpha = 0,05$. Sedangkan untuk model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)⁷ pada pukul 13:00 hanya memenuhi asumsi *white noise*, tetapi tidak berdistribusi normal. Pada pemodelan data pukul 13:00 meskipun sudah dilakukan deteksi *outlier* tetap saja tidak bisa diatasi kenormalan residualnya. Hal ini disebabkan oleh kurva distribusi pada residualnya berbentuk *Leptokurtik*. Kurva jenis *Leptokurtik* tersebut ditandai dengan kurva distribusinya lebih runcing dibandingkan dengan kurva normal seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.12. Pada penelitian yang dilakukan oleh Kostenko & Hyndman (2008) menyebutkan bahwa uji signifikansi statistik seperti signifikansi parameter dan uji asumsi residual berdistribusi normal mempunyai sedikit peranan untuk peramalan bisnis. Sedangkan menurut Diebold & Mariano (1995), dalam menentukan hasil atau kualitas ramalan terbaik biasanya dilihat dari tingkat akurasi.



Gambar 4.11 Uji Kenormalan Data Pukul 13:00

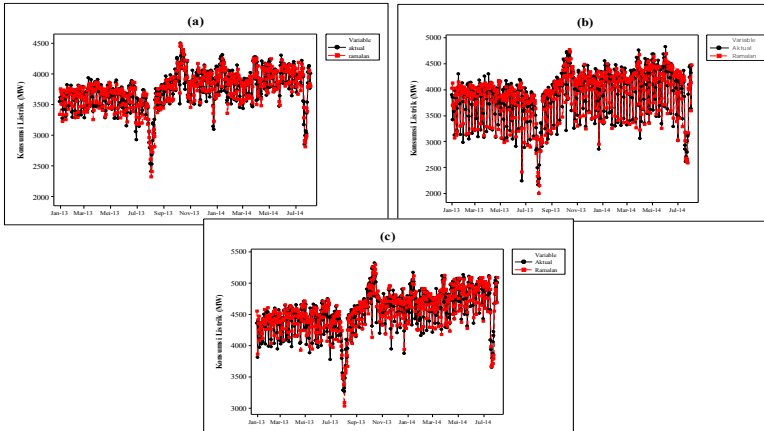
Secara matematis, model persamaan ARIMA untuk ketiga model tersebut dapat ditulis seperti yang terlihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Persamaan Matematis Model ARIMA dengan *Outlier*

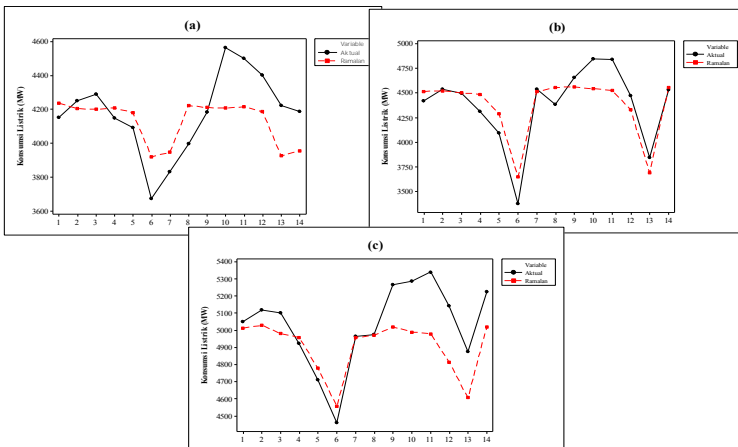
Pukul	Persamaan Matematis Model ARIMA
05:00	$Z_t = \frac{(1 - 0,29824B - 0,09898B^2)(1 - 0,95205B^7)}{(1 - B)(1 - B^7)} a_t - 876,712S_t^{(570)}$ $+ 657,439S_t^{(452)} + 687,745S_t^{(575)} + 717,690S_t^{(363)} - 685,107S_t^{(360)}$ $- 490,453I_t^{(283)} + 553,706S_t^{(285)} - 461,927I_t^{(460)} - 530,094S_t^{(213)}$ $+ 341,941I_t^{(301)}$
13:00	$Z_t = \frac{(1 - 0,53273B)(1 - 0,91225B^7)}{(1 - B)(1 - B^7)} a_t - 81674,7I_t^{(177)} - 1418,7I_t^{(459)}$ $- 1280,2I_t^{(550)} - 1359,8I_t^{(361)} - 1034,9I_t^{(481)} - 1215S_t^{(569)}$ $- 964,203I_t^{(450)} - 985,010I_t^{(236)} + 948,073S_t^{(575)} - 749,041I_t^{(19)}$ $- 573,2S_t^{(212)} - 704,984I_t^{(374)} - 655,974I_t^{(304)} - 779,720I_t^{(567)}$ $- 691,326I_t^{(354)} - 618,932I_t^{(152)} - 607,322I_t^{(495)} - 619,785I_t^{(360)}$ $+ 600,307S_t^{(225)} - 591,455I_t^{(507)} - 594,116I_t^{(83)} - 601,316I_t^{(468)}$ $- 555,48I_t^{(391)} - 634,356S_t^{(214)} + 550,484S_t^{(218)}$
18:30	$Z_t = \frac{(1 - 0,30607B - 0,09915B^{10})(1 - 0,92126B^7)}{(1 - B)(1 - B^7)} a_t - 859,887I_t^{(361)}$ $- 704,449I_t^{(283)} - 646,81I_t^{(459)} - 580,539I_t^{(450)} - 685,735S_t^{(569)}$ $- 577,844I_t^{(550)} - 571,475I_t^{(10)} - 519,018I_t^{(481)} - 518,435S_t^{(213)}$ $- 482,46I_t^{(236)} - 391,96I_t^{(83)} - 521,204I_t^{(360)} - 438,472I_t^{(152)}$ $+ 406,177I_t^{(7)}$

Hasil dari selisih antara data aktual dengan hasil ramalan untuk konsumsi listrik pukul 5:00, 13:00, dan 18:30 berdasarkan data *in sample* tidak terlalu jauh. Hal ini terlihat pada Gambar 4.12 pola data aktual dan ramalan yang didapatkan hampir sama. Begitu juga untuk hasil ramalan berdasarkan data *out sample* pada masing-masing model menunjukkan hasil yang cukup baik hingga hari ke 8, sedangkan untuk hari ke 9 hingga 12 selisihnya besar.

Hal ini disebabkan pada hari ke 9 sampai 12 bertepatan dengan tanggal 20 sampai 23 Agustus 2014, dimana pada saat itu diperkirakan banyak kegiatan dalam rangka perayaan HUT Kemerdekaan RI sehingga membutuhkan listrik yang besar.



Gambar 4.12 Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan *In Sample* Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 4.13 Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan *Out Sample* Pukul 05:00 (a), 13:00 (b), dan 18:30 (c)

Secara lebih rinci hasil dari ramalan konsumsi beban listrik untuk 14 hari ke depan dengan nilai kebaikan model pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 dapat dilihat dalam Tabel 4.9 dan 4.10.

Tabel 4.9 Hasil Ramalan Data *Out Sample* dengan Model ARIMA

Pukul 05:00		Pukul 13:00		Pukul 18:30	
Aktual	Ramalan	Aktual	Ramalan	Aktual	Ramalan
4153,657	4238,010	4422,145	4516,140	5051,375	5012,940
4251,447	4205,130	4538,596	4522,420	5120,966	5030,300
4291,019	4201,500	4496,944	4503,080	5101,505	4982,240
4149,503	4210,560	4315,353	4486,530	4924,736	4958,540
4095,205	4181,220	4096,861	4289,860	4710,481	4778,710
3673,671	3920,870	3377,111	3652,430	4463,012	4557,610
3833,391	3947,700	4536,541	4513,860	4964,958	4959,110
3998,720	4224,520	4382,740	4556,850	4974,278	4970,920
4185,234	4212,090	4657,072	4563,130	5265,162	5021,510
4565,376	4208,460	4846,397	4543,790	5288,987	4990,820
4501,979	4217,520	4841,564	4527,240	5340,425	4980,410
4404,110	4188,170	4470,519	4330,570	5144,782	4816,160
4223,812	3927,820	3848,026	3693,140	4877,062	4607,860
4187,400	3954,660	4534,673	4554,570	5227,066	5018,970

Hasil model terbaik dalam meramalkan konsumsi beban listrik di Jawa Timur pukul 00:00 hingga 23:30 dengan tahapan analisis seperti pada peramalan pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 4.10 berikut ini.

Tabel 4.10 Hasil Pemilihan Model ARIMA dengan Deteksi *Outlier* Untuk Peramalan Konsumsi Beban Listrik Data Pukul 00:00 Hingga 23:30

Jam	Model ARIMAX	RMSE	SMAPE	MAPE
00:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	181,256	3,6531	3,6827
00:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	217,273	4,3031	4,3710
01:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	159,053	3,3482	3,3775
01:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	193,3789	4,0291	4,1457
02:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	170,556	3,4149	3,4908
02:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	182,652	3,8301	3,9309
03:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	190,2657	4,0204	4,1307
03:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	182,987	4,2175	4,2731
04:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	146,053	3,0007	3,0383
04:30	(0,1,[1,10,12,13])(0,1,1) ⁷	221,554	4,2607	4,1317
05:30	(0,1,[1,2,6])(0,1,1) ⁷	220,511	4,2798	4,1589

Tabel 4.10 (lanjutan)

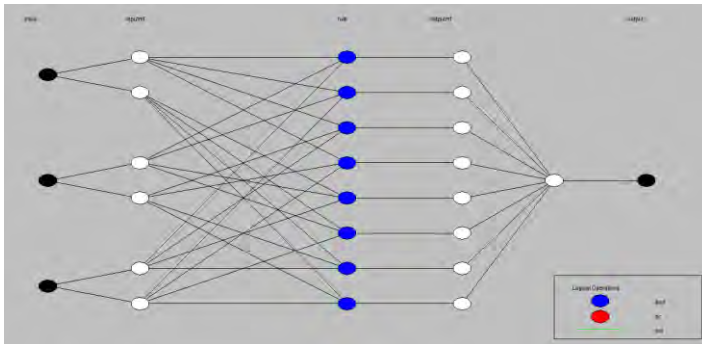
Jam	Model ARIMAX	RMSE	SMAPE	MAPE
06:00	(0,1,2)(0,1,1) ⁷	182,0800	3,7824	3,7929
06:30	(0,1,2)(0,1,1) ⁷	154,4804	3,2165	3,2787
07:30	(0,1,2)(0,1,1) ⁷	178,4453	3,9746	4,0067
08:00	(0,1,2)(0,1,1) ⁷	166,619	3,5149	3,5513
08:30	(0,1,2)(0,1,1) ⁷	166,289	3,5756	3,5810
09:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	177,985	3,7430	3,7763
09:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	168,961	3,1054	3,1171
10:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	201,002	4,1584	4,0970
10:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	170,037	3,3675	3,3791
11:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	196,312	3,8919	3,9157
11:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	179,724	3,3755	3,4380
12:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	172,945	3,4798	3,4903
12:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	187,360	3,8936	3,8572
13:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	169,559	3,0875	3,1101
14:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	160,076	2,8423	2,9108
14:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	177,526	3,3908	3,3992
15:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	170,774	3,1461	3,1827
15:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	196,169	3,6132	3,5975
16:00	(0,1,[1,5,6])(0,1,1) ⁷	180,351	3,6282	3,5667
16:30	(0,1,[1,6])(0,1,1) ⁷	126,588	2,5651	2,5741
17:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	158,244	2,7898	2,8443
17:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	169,226	2,6895	2,7464
18:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	145,756	2,5896	2,5859
19:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	141,874	2,4966	2,4864
19:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	131,423	2,4250	2,4252
20:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	147,254	2,6184	2,6085
20:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	141,32	2,4212	2,4379
21:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	140,469	2,4836	2,4854
21:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	154,378	2,9274	2,9432
22:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	162,383	3,0906	3,0901
22:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	137,402	2,7397	2,7698
23:00	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	168,157	3,2030	3,2721
23:30	(0,1,1)(0,1,1) ⁷	149,067	2,8453	2,8774

4.3 Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ANFIS

Langkah pertama dalam melakukan peramalan menggunakan metode ANFIS adalah menentukan variabel *input*. Variabel *input* merupakan variabel yang dipilih berdasarkan lag

AR yang signifikan dari model ARIMA terbaik. Setelah menentukan variabel *input*, langkah selanjutnya adalah menentukan *number of membership function* dan *membership function type*.

Pada peramalan konsumsi beban listrik dengan metode ANFIS ini menggunakan 3 *input* yaitu Z_{t-1} , Z_{t-7} , dan Z_{t-8} dengan banyaknya fungsi keanggotaan 2 dan 3 jenis fungsi keanggotaan yaitu *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*. Hasil dari arsitektur ANFIS dengan 3 variabel input dan 2 fungsi keanggotaan dapat dilihat dalam Gambar 4.13. Pada Gambar 4.13 tersebut didapatkan 8 aturan (*rule*) yang berasal dari banyaknya fungsi keanggotaan dipangkatkan jumlah variabel *input* yang digunakan (2^3). Peramalan menggunakan metode ANFIS ini dilakukan dengan cara mengkombinasikan jumlah dan jenis fungsi keanggotaan hingga didapatkan model terbaik berdasarkan kriteria RMSE, SMAPE, dan MAPE.



Gambar 4.14 Struktur ANFIS dengan 3 *Input*

Pada analisis menggunakan metode ANFIS ini terdapat 2 parameter yang dihasilkan yaitu linier dan nonlinier. Parameter linier merupakan parameter konsekuensi yang digunakan dalam lapisan 4. Sedangkan parameter nonlinier merupakan parameter yang digunakan dalam lapisan satu. Seperti yang terlihat pada Gambar 4.14 terdapat 6 parameter nonlinier dan 8 parameter linier yang dihasilkan.

Pada lapisan 1 terjadi proses *fuzzyfikasi* yang merupakan suatu tahapan dalam mengubah himpunan bilangan *crisp* menjadi himpunan bilangan *fuzzy* sesuai dengan klasifikasi yang telah ditentukan. Pada lapisan ini bilangan *crisp* dari setiap input ditransformasi dengan parameter nonlinier hingga menjadi himpunan bilangan *fuzzy* yang telah mempunyai derajat keanggotaan. Hasil dari nilai parameter pada masing-masing jenis fungsi keanggotaan pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 disajikan dalam Tabel 4.11, 4.12, dan 4.13.

Tabel 4.11 Parameter Nonlinier Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00		
Input	σ	c
Input1 mf1 (A1)	890,9	2404
Input1 mf2 (A2)	891	4504
Input2 mf1 (B1)	891	2405
Input2 mf2 (B2)	890,9	4504
Input3 mf1 (C1)	891,4	2405
Input3 mf2 (C2)	891,7	4503
Pukul 13:00		
Input	σ	c
Input1 mf1 (A1)	1129	2165
Input1 mf2 (A2)	1128	4829
Input2 mf1 (B1)	1131	2165
Input2 mf2 (B2)	1131	4827
Input3 mf1 (C1)	1130	2166
Input3 mf2 (C2)	1131	4828
Pukul 18:30		
Input	σ	c
Input1 mf1 (A1)	870,7	3269
Input1 mf2 (A2)	870,6	5321
Input2 mf1 (B1)	870,5	3270
Input2 mf2 (B2)	870,4	5321
Input3 mf1 (C1)	871,7	3270
Input3 mf2 (C2)	871,7	5320

Tabel 4.12 Parameter Nonlinier Fungsi *Trapezoidal*

Pukul 05:00				
Input	a	b	c	d
Input1 mf1 (A1)	935,5	1775	3034	3874
Input1 mf2 (A2)	3035	3874	5133	5973
Input2 mf1 (B1)	935,5	1775	3034	3877
Input2 mf2 (B2)	3034	3873	5133	5973
Input3 mf1 (C1)	935,5	1775	3034	3875
Input3 mf2 (C2)	3034	3874	5133	5973
Pukul 13:00				
Input	a	b	c	d
Input1 mf1 (A1)	302,3	1367	2964	4028
Input1 mf2 (A2)	2965	4029	5627	6691
Input2 mf1 (B1)	302,3	1367	2964	4029
Input2 mf2 (B2)	2964	4029	5627	6691
Input3 mf1 (C1)	302,3	1367	2965	4029
Input3 mf2 (C2)	2964	4029	5627	6691
Pukul 18:30				
Input	a	b	c	d
Input1 mf1 (A1)	1834	2654	3885	4706
Input1 mf2 (A2)	3885	4705	5936	6756
Input2 mf1 (B1)	1834	2654	3885	4708
Input2 mf2 (B2)	3886	4705	5936	6756
Input3 mf1 (C1)	1834	2654	3885	4706
Input3 mf2 (C2)	3886	4706	5936	6756

Tabel 4.13 Parameter Nonlinier Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00			
Input	a	b	c
Input1 mf1 (A1)	1049	2,414	2405
Input1 mf2 (A2)	1049	3,821	4503
Input2 mf1 (B1)	1049	0,653	2405
Input2 mf2 (B2)	1049	3,156	4503
Input3 mf1 (C1)	1049	4,486	2405
Input3 mf2 (C2)	1049	0,9835	4503
Pukul 13:00			
Input	a	b	c
Input1 mf1 (A1)	1331	3,039	2166
Input1 mf2 (A2)	1331	4,491	4828
Input2 mf1 (B1)	1331	0,6039	2166
Input2 mf2 (B2)	1331	1,965	4828
Input3 mf1 (C1)	1331	3,578	2166
Input3 mf2 (C2)	1331	1,521	4828

Tabel 4.13 (lanjutan)

Pukul 18:30			
Input	a	b	c
Input1 mf1 (A1)	1025	1,561	3270
Input1 mf2 (A2)	1025	2,056	5321
Input2 mf1 (B1)	1025	1,857	3270
Input2 mf2 (B2)	1025	2,732	5321
Input3 mf1 (C1)	1025	0,8441	3270
Input3 mf2 (C2)	1025	0,5015	5321

Nilai parameter nonlinier tersebut didapatkan dari hasil pembelajaran alur mundur yang akan digunakan dalam menghitung derajat keanggotaan pada lapisan satu sesuai dengan jenis masing-masing fungsi keanggotaannya. Pada setiap input terdiri dari 2 kelompok, sehingga total kelompok yang terbentuk adalah 6. Secara matematis fungsi keanggotaan yang dimiliki oleh masing-masing input berdasarkan parameter nonlinier untuk jenis fungsi keanggotaan *Gaussian* dapat dituliskan seperti pada Tabel 4.14. Sedangkan untuk fungsi *Trapezoidal* dan *Generalized Bell* dapat dilihat pada Tabel 4.15 dan 4.16.

Tabel 4.14 Persamaan Fungsi *Gaussian*

Pukul	Persamaan	
5:00	$\mu_{A1}^*(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-2404)}{2(890,9)^2}}$	$\mu_{A2}^*(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-4504)}{2(891)^2}}$
	$\mu_{B1}^*(Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-2405)}{2(891)^2}}$	$\mu_{B2}^*(Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-7}-4504)}{2(890,9)^2}}$
	$\mu_{C1}^*(Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-2405)}{2(891,4)^2}}$	$\mu_{C2}^*(Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-4503)}{2(891,7)^2}}$
13:00	$\mu_{A1}^*(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-2165)}{2(1129)^2}}$	$\mu_{A2}^*(Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-4829)}{2(1128)^2}}$
	$\mu_{B1}^*(Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-2165)}{2(1131)^2}}$	$\mu_{B2}^*(Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-7}-4827)}{2(1131)^2}}$
	$\mu_{C1}^*(Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-2166)}{2(1130)^2}}$	$\mu_{C2}^*(Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-4828)}{2(1131)^2}}$

Tabel 4.14 (lanjutan)

18:30	$\mu_{A1}^* (Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-3269)}{2(870,7)^2}}$	$\mu_{A2}^* (Z_{t-1}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-5321)}{2(870,6)^2}}$
	$\mu_{B1}^* (Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-1}-3270)}{2(870,5)^2}}$	$\mu_{B2}^* (Z_{t-7}) = e^{\frac{-(Z_{t-7}-5321)}{2(870,4)^2}}$
	$\mu_{C1}^* (Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-3270)}{2(871,7)^2}}$	$\mu_{C2}^* (Z_{t-8}) = e^{\frac{-(Z_{t-8}-5320)}{2(871,7)^2}}$

Tabel 4.15 Persamaan Fungsi Trapezoidal

Pukul	Persamaan
5:00	$\mu_{A1}^{**} (Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 935,5 \\ (Z_{t-1} - 935,5) / (1775 - 935,5) & ; 935,5 \leq Z_{t-1} \leq 1775 \\ 1 & ; 1775 \leq Z_{t-1} \leq 3034 \\ (3874 - Z_{t-1}) / (3874 - 3034) & ; 3034 \leq Z_{t-1} \leq 3874 \\ 0 & ; 3874 \leq Z_{t-1} \end{cases}$
	$\mu_{A2}^{**} (Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 3035 \\ (Z_{t-1} - 3035) / (3874 - 3035) & ; 3035 \leq Z_{t-1} \leq 3874 \\ 1 & ; 3874 \leq Z_{t-1} \leq 5133 \\ (5973 - Z_{t-1}) / (5973 - 5133) & ; 5133 \leq Z_{t-1} \leq 5973 \\ 0 & ; 5973 \leq Z_{t-1} \end{cases}$
	$\mu_{B1}^{**} (Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 935,5 \\ (Z_{t-7} - 935,5) / (1775 - 935,5) & ; 935,5 \leq Z_{t-7} \leq 1775 \\ 1 & ; 1775 \leq Z_{t-7} \leq 3034 \\ (3877 - Z_{t-7}) / (3877 - 3034) & ; 3034 \leq Z_{t-7} \leq 3877 \\ 0 & ; 3877 \leq Z_{t-7} \end{cases}$
	$\mu_{B2}^{**} (Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 3034 \\ (Z_{t-7} - 3034) / (3873 - 3034) & ; 3034 \leq Z_{t-7} \leq 3873 \\ 1 & ; 3873 \leq Z_{t-7} \leq 5133 \\ (5973 - Z_{t-7}) / (5973 - 5133) & ; 5133 \leq Z_{t-7} \leq 5973 \\ 0 & ; 5973 \leq Z_{t-7} \end{cases}$

Tabel 4.15 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
05:00	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 935,5 \\ (Z_{t-8} - 935,5) / (1775 - 935,5) & ; 935,5 \leq Z_{t-8} \leq 1775 \\ 1 & ; 1775 \leq Z_{t-8} \leq 3035 \\ (3875 - Z_{t-8}) / (3875 - 3034) & ; 3035 \leq Z_{t-8} \leq 3875 \\ 0 & ; 3875 \leq Z_{t-8} \end{cases}$ $\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 3034 \\ (Z_{t-8} - 3034) / (3874 - 3034) & ; 3034 \leq Z_{t-8} \leq 3874 \\ 1 & ; 3874 \leq Z_{t-8} \leq 5133 \\ (5973 - Z_{t-8}) / (5973 - 5133) & ; 5133 \leq Z_{t-8} \leq 5973 \\ 0 & ; 5973 \leq Z_{t-8} \end{cases}$
13:00	$\mu_{A1}^{**}(Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 302,3 \\ (Z_{t-1} - 302,3) / (1367 - 302,3) & ; 302,3 \leq Z_{t-1} \leq 1367 \\ 1 & ; 1367 \leq Z_{t-1} \leq 2964 \\ (4028 - Z_{t-1}) / (4028 - 2964) & ; 2964 \leq Z_{t-1} \leq 4028 \\ 0 & ; 4028 \leq Z_{t-1} \end{cases}$ $\mu_{A2}^{**}(Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 2965 \\ (Z_{t-1} - 2965) / (4029 - 2965) & ; 2965 \leq Z_{t-1} \leq 4029 \\ 1 & ; 4029 \leq Z_{t-1} \leq 5627 \\ (6691 - Z_{t-1}) / (6691 - 5627) & ; 5627 \leq Z_{t-1} \leq 6691 \\ 0 & ; 6691 \leq Z_{t-1} \end{cases}$ $\mu_{B1}^{**}(Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 302,3 \\ (Z_{t-7} - 302,3) / (1367 - 302,3) & ; 302,3 \leq Z_{t-7} \leq 1367 \\ 1 & ; 1367 \leq Z_{t-7} \leq 2964 \\ (4029 - Z_{t-7}) / (4029 - 2964) & ; 2964 \leq Z_{t-7} \leq 4029 \\ 0 & ; 4029 \leq Z_{t-7} \end{cases}$ $\mu_{B2}^{**}(Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 2964 \\ (Z_{t-7} - 2964) / (4029 - 2964) & ; 2964 \leq Z_{t-7} \leq 4029 \\ 1 & ; 4029 \leq Z_{t-7} \leq 5627 \\ (6691 - Z_{t-7}) / (6691 - 5627) & ; 5627 \leq Z_{t-7} \leq 6691 \\ 0 & ; 6691 \leq Z_{t-7} \end{cases}$

Tabel 4.15 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
13:00	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 302,3 \\ (Z_{t-8} - 302,3) / (1367 - 302,3) & ; 302,3 \leq Z_{t-8} \leq 1367 \\ 1 & ; 1367 \leq Z_{t-8} \leq 2965 \\ (4029 - Z_{t-8}) / (4029 - 2965) & ; 2965 \leq Z_{t-8} \leq 4029 \\ 0 & ; 4029 \leq Z_{t-8} \end{cases}$ $\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 2964 \\ (Z_{t-8} - 2964) / (4029 - 2964) & ; 2964 \leq Z_{t-8} \leq 4029 \\ 1 & ; 4029 \leq Z_{t-8} \leq 5627 \\ (6691 - Z_{t-8}) / (6691 - 5627) & ; 5627 \leq Z_{t-8} \leq 6691 \\ 0 & ; 6691 \leq Z_{t-8} \end{cases}$
18:30	$\mu_{A1}^{**}(Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 1834 \\ (Z_{t-1} - 1834) / (2654 - 1834) & ; 1834 \leq Z_{t-1} \leq 2654 \\ 1 & ; 2654 \leq Z_{t-1} \leq 3885 \\ (4706 - Z_{t-1}) / (4706 - 3885) & ; 3885 \leq Z_{t-1} \leq 4706 \\ 0 & ; 4706 \leq Z_{t-1} \end{cases}$ $\mu_{A2}^{**}(Z_{t-1}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-1} < 3885 \\ (Z_{t-1} - 3885) / (4705 - 3885) & ; 3885 \leq Z_{t-1} \leq 4705 \\ 1 & ; 4705 \leq Z_{t-1} \leq 5936 \\ (6756 - Z_{t-1}) / (6756 - 5936) & ; 5936 \leq Z_{t-1} \leq 6756 \\ 0 & ; 6756 \leq Z_{t-1} \end{cases}$ $\mu_{B1}^{**}(Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 1834 \\ (Z_{t-7} - 1834) / (2654 - 1834) & ; 1834 \leq Z_{t-7} \leq 2654 \\ 1 & ; 2654 \leq Z_{t-7} \leq 3885 \\ (4708 - Z_{t-7}) / (4708 - 3885) & ; 3885 \leq Z_{t-7} \leq 4708 \\ 0 & ; 4708 \leq Z_{t-7} \end{cases}$ $\mu_{B2}^{**}(Z_{t-7}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-7} < 3886 \\ (Z_{t-7} - 3886) / (4705 - 3886) & ; 3886 \leq Z_{t-7} \leq 4705 \\ 1 & ; 4705 \leq Z_{t-7} \leq 5936 \\ (6756 - Z_{t-7}) / (6756 - 5936) & ; 5936 \leq Z_{t-7} \leq 6756 \\ 0 & ; 6756 \leq Z_{t-7} \end{cases}$

Tabel 4.15 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
18:30	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 1834 \\ (Z_{t-8} - 1834) / (2654 - 1834) & ; 1834 \leq Z_{t-8} \leq 2654 \\ 1 & ; 2654 \leq Z_{t-8} \leq 3885 \\ (4706 - Z_{t-8}) / (4706 - 3885) & ; 3885 \leq Z_{t-8} \leq 4706 \\ 0 & ; 4706 \leq Z_{t-8} \end{cases}$ $\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8}) = \begin{cases} 0 & ; Z_{t-8} < 3886 \\ (Z_{t-8} - 3886) / (4706 - 3886) & ; 3886 \leq Z_{t-8} \leq 4706 \\ 1 & ; 4706 \leq Z_{t-8} \leq 5936 \\ (6756 - Z_{t-8}) / (6756 - 5936) & ; 5936 \leq Z_{t-8} \leq 6756 \\ 0 & ; 6756 \leq Z_{t-8} \end{cases}$

Tabel 4.16 Persamaan Fungsi *Generalized Bell*

Pukul	Persamaan
05:00	$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 2405}{1049} \right ^{2(2,414)}} \quad \mu_{A2}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 4503}{1049} \right ^{2(3,821)}}$ $\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 2405}{1049} \right ^{2(0,653)}} \quad \mu_{B2}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 4503}{1049} \right ^{2(3,156)}}$ $\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 2405}{1049} \right ^{2(4,486)}} \quad \mu_{C2}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 4503}{1049} \right ^{2(0,9835)}}$
13:00	$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 2166}{1331} \right ^{2(3,039)}} \quad \mu_{A2}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 4828}{1331} \right ^{2(4,491)}}$ $\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 2166}{1331} \right ^{2(0,6039)}} \quad \mu_{B2}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 4828}{1331} \right ^{2(1,965)}}$ $\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 2166}{1331} \right ^{2(3,578)}} \quad \mu_{C2}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 4828}{1331} \right ^{2(1,521)}}$
18:30	$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 3270}{1025} \right ^{2(1,561)}} \quad \mu_{A2}^{***}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 5321}{1025} \right ^{2(2,056)}}$

Tabel 4.16 (lanjutan)

Pukul	Persamaan	
18:30	$\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 3270}{1025} \right ^{2(1,857)}}$	$\mu_{B2}^{***}(Z_{t-7}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-7} - 5321}{1025} \right ^{2(2,732)}}$
	$\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 3270}{1025} \right ^{2(0,8441)}}$	$\mu_{C2}^{***}(Z_{t-8}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-8} - 5321}{1025} \right ^{2(0,5015)}}$

Hasil dari proses perhitungan yang terjadi pada lapisan satu berdasarkan masing-masing jenis fungsi keanggotaannya dapat dilihat dalam Tabel 4.17, 4.18, dan 4.19.

Tabel 4.17 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00					
$\mu_{A1}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^*(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^*(Z_{t-8})$
0,605	0,400	0,600	0,405	0,629	0,380
0,435	0,566	0,421	0,582	0,600	0,406
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,156	0,912	0,563	0,438	0,780	0,257
0,309	0,712	0,443	0,559	0,564	0,439
Pukul 13:00					
$\mu_{A1}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^*(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^*(Z_{t-8})$
0,640	0,367	0,349	0,665	0,758	0,274
0,308	0,711	0,281	0,749	0,349	0,665
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,160	0,905	0,691	0,328	0,712	0,310
0,429	0,570	0,306	0,717	0,159	0,000
Pukul 18:30					
$\mu_{A1}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^*(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^*(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^*(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^*(Z_{t-8})$
0,562	0,439	0,503	0,496	0,741	0,288
0,460	0,540	0,488	0,511	0,504	0,498
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,167	0,898	0,550	0,450	0,591	0,415
0,261	0,773	0,001	0,000	0,001	0,000

Tabel 4.18 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi *Trapezoidal*

Pukul 05:00					
$\mu_{A1}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8})$
0,686	0,313	0,677	0,676	0,729	0,728
0,382	0,617	0,356	0,353	0,677	0,676
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	1,000	0,614	0,612	1,000	0,000
0,124	0,876	0,397	0,394	0,614	0,387
Pukul 13:00					
$\mu_{A1}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8})$
0,749	0,251	0,209	0,209	0,960	0,959
0,123	0,876	0,058	0,058	0,210	0,209
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	1,000	0,837	0,837	0,961	0,040
0,371	0,628	0,117	0,117	0,876	0,125
Pukul 18:30					
$\mu_{A1}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{**}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{**}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{**}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{**}(Z_{t-8})$
0,611	0,390	0,507	0,506	0,927	0,929
0,428	0,572	0,481	0,479	0,506	0,507
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	1,000	0,592	0,591	0,782	0,217
0,011	0,990	0,051	0,047	0,660	0,340

Tabel 4.19 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00					
$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{***}(Z_{t-8})$
0,685	0,257	0,549	0,303	0,859	0,418
0,393	0,681	0,464	0,687	0,797	0,435
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,090	0,999	0,379	0,980	0,025	0,798
0,130	0,993	0,370	0,988	0,033	0,770
Pukul 13:00					
$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{***}(Z_{t-8})$
0,794	0,163	0,437	0,738	0,964	0,278
0,168	0,961	0,410	0,847	0,183	0,691
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,083	0,997	0,401	0,877	0,065	0,860
0,185	0,948	0,413	0,834	0,085	0,820

Tabel 4.19 (lanjutan)

Pukul 18:30					
$\mu_{A1}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{A2}^{***}(Z_{t-1})$	$\mu_{B1}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{B2}^{***}(Z_{t-7})$	$\mu_{C1}^{***}(Z_{t-8})$	$\mu_{C2}^{***}(Z_{t-8})$
0,572	0,413	0,504	0,493	0,670	0,427
0,456	0,560	0,484	0,522	0,502	0,499
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,210	0,956	0,145	0,994	0,305	0,729
0,320	0,787	0,184	0,976	0,309	0,721

Langkah selanjutnya setelah melakukan fuzzifikasi adalah proses operasi logika *fuzzy*. Pada proses operasi logika *fuzzy* di lapisan 2 ini semua *input* yang berasal dari lapisan 1 dikalikan dengan operator AND. Hasil dari operasi logika *fuzzy* pada lapisan 2 dapat dilihat dalam Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Operasi Logika *Fuzzy* Pada Lapisan 2

Logika AND
If (Z_{t-1} is A_1) and (Z_{t-7} is B_1) and (Z_{t-8} is C_1) then (output is w_{1t})
If (Z_{t-1} is A_1) and (Z_{t-7} is B_1) and (Z_{t-8} is C_2) then (output is w_{2t})
If (Z_{t-1} is A_1) and (Z_{t-7} is B_2) and (Z_{t-8} is C_1) then (output is w_{3t})
If (Z_{t-1} is A_1) and (Z_{t-7} is B_2) and (Z_{t-8} is C_2) then (output is w_{4t})
If (Z_{t-1} is A_2) and (Z_{t-7} is B_1) and (Z_{t-8} is C_1) then (output is w_{5t})
If (Z_{t-1} is A_2) and (Z_{t-7} is B_1) and (Z_{t-8} is C_2) then (output is w_{6t})
If (Z_{t-1} is A_2) and (Z_{t-7} is B_2) and (Z_{t-8} is C_1) then (output is w_{7t})
If (Z_{t-1} is A_2) and (Z_{t-7} is B_2) and (Z_{t-8} is C_2) then (output is w_{8t})

Pada Tabel 4.20 menunjukkan bahwa *output* yang dihasilkan oleh lapisan 2 yaitu berupa pembobot w_{it} , dimana dalam penelitian ini i menunjukkan banyaknya aturan ($i=1,2,...,8$) dan t merupakan banyaknya data efektif yang dimulai dari $t=9$ hingga 582 ($t=9,10,...,582$). Perhitungan *output* dari lapisan 2 berdasarkan masing-masing jenis fungsi keanggotaannya dapat dilihat dalam Tabel 4.21, 4.22, dan 4.23.

Tabel 4.21 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,288	0,138	0,154	0,093	0,151	0,091	0,102	0,062
0,110	0,074	0,152	0,103	0,143	0,097	0,198	0,134
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,069	0,023	0,053	0,018	0,400	0,132	0,312	0,103
0,077	0,060	0,097	0,076	0,178	0,138	0,224	0,175
Pukul 13:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,169	0,061	0,323	0,117	0,097	0,035	0,185	0,067
0,030	0,058	0,081	0,153	0,070	0,133	0,186	0,354
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,079	0,034	0,037	0,016	0,445	0,194	0,211	0,092
0,021	0,000	0,049	0,000	0,028	0,000	0,065	0,000
Pukul 18:30							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,209	0,081	0,207	0,080	0,164	0,064	0,161	0,063
0,113	0,112	0,118	0,117	0,133	0,131	0,139	0,137
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,054	0,038	0,044	0,031	0,292	0,205	0,239	0,168
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tabel 4.22 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi *Trapezoidal*

Pukul 05:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,339	0,338	0,338	0,338	0,154	0,154	0,154	0,154
0,092	0,092	0,091	0,091	0,149	0,148	0,147	0,147
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,000	0,000	0,000	0,000	0,614	0,000	0,612	0,000
0,030	0,019	0,030	0,019	0,214	0,135	0,212	0,134
Pukul 13:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,150	0,150	0,150	0,150	0,050	0,050	0,050	0,050
0,001	0,001	0,001	0,001	0,011	0,011	0,011	0,011
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,000	0,000	0,000	0,000	0,804	0,033	0,804	0,033
0,038	0,005	0,038	0,005	0,064	0,009	0,064	0,009

Tabel 4.22 (lanjutan)

Pukul 18:30							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,287	0,288	0,287	0,287	0,183	0,184	0,183	0,183
0,104	0,104	0,104	0,104	0,139	0,139	0,139	0,139
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	0,000	0,000	0,000	0,463	0,128	0,462	0,128
0,000	0,000	0,000	0,000	0,033	0,017	0,031	0,016

Tabel 4.23 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,323	0,157	0,178	0,087	0,121	0,059	0,067	0,033
0,145	0,079	0,215	0,117	0,252	0,137	0,373	0,204
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,001	0,027	0,002	0,070	0,009	0,302	0,024	0,781
0,002	0,037	0,004	0,099	0,012	0,283	0,032	0,755

Pukul 13:00							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,334	0,096	0,565	0,163	0,069	0,020	0,116	0,033
0,013	0,048	0,026	0,098	0,072	0,272	0,149	0,562
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,002	0,029	0,005	0,063	0,026	0,344	0,057	0,752
0,006	0,063	0,013	0,127	0,033	0,321	0,067	0,648

Pukul 18:30							
w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}	w_{5t}	w_{6t}	w_{7t}	w_{8t}
0,193	0,123	0,189	0,120	0,139	0,089	0,136	0,087
0,111	0,110	0,119	0,119	0,136	0,135	0,147	0,146
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,009	0,022	0,064	0,152	0,042	0,101	0,290	0,693
0,018	0,042	0,097	0,225	0,045	0,104	0,237	0,554

Langkah berikutnya yaitu proses pengaktifan derajat ternormalisasi pada lapisan 3. Dalam hal ini *output* yang dihasilkan berupa w_{it}^* yang diperoleh dari w_{it} dibagi dengan jumlah total w_{it} . Perhitungan *output* dari lapisan 3 berdasarkan masing-masing jenis fungsi keanggotaannya dapat dilihat dalam Tabel 4.24, 4.25, dan 4.26.

Tabel 4.24 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,224	0,135	0,151	0,091	0,148	0,089	0,100	0,060
0,109	0,074	0,150	0,102	0,142	0,096	0,196	0,132
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,062	0,020	0,048	0,016	0,361	0,119	0,281	0,093
0,075	0,059	0,095	0,074	0,173	0,135	0,219	0,170
Pukul 13:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,161	0,058	0,306	0,111	0,092	0,033	0,176	0,063
0,028	0,054	0,076	0,144	0,066	0,125	0,175	0,333
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,071	0,031	0,034	0,015	0,401	0,175	0,191	0,083
0,128	0,000	0,301	0,000	0,171	0,000	0,400	0,000
Pukul 18:30							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,204	0,079	0,201	0,078	0,159	0,062	0,157	0,061
0,113	0,112	0,118	0,117	0,133	0,131	0,139	0,137
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,051	0,036	0,041	0,029	0,272	0,191	0,223	0,157
0,252	0,000	0,000	0,000	0,748	0,000	0,000	0,000

Tabel 4.25 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi *Trapezoidal*

Pukul 05:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,172	0,172	0,172	0,171	0,078	0,078	0,078	0,078
0,096	0,096	0,095	0,095	0,155	0,155	0,154	0,154
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0,000	0,000	0,000	0,000	0,501	0,000	0,499	0,000
0,038	0,024	0,038	0,024	0,270	0,170	0,268	0,169

Tabel 4.25 (lanjutan)

Pukul 13:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,187	0,187	0,187	0,187	0,063	0,063	0,063	0,063
0,031	0,031	0,031	0,031	0,220	0,219	0,220	0,219
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	0,000	0,000	0,000	0,480	0,020	0,480	0,020
0,162	0,023	0,162	0,023	0,275	0,039	0,275	0,039
Pukul 18:30							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,153	0,153	0,152	0,153	0,097	0,098	0,097	0,097
0,107	0,107	0,107	0,107	0,143	0,143	0,143	0,143
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,000	0,000	0,000	0,000	0,392	0,109	0,391	0,109
0,004	0,002	0,003	0,002	0,340	0,175	0,313	0,161

Tabel 4.26 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 3 Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,315	0,153	0,174	0,085	0,118	0,058	0,065	0,032
0,095	0,052	0,141	0,077	0,165	0,090	0,245	0,134
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,001	0,022	0,002	0,058	0,008	0,248	0,020	0,641
0,001	0,030	0,003	0,081	0,010	0,231	0,026	0,617
Pukul 13:00							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,240	0,069	0,404	0,117	0,049	0,014	0,083	0,024
0,010	0,038	0,021	0,079	0,058	0,220	0,120	0,453
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,002	0,022	0,004	0,049	0,020	0,269	0,045	0,589
0,005	0,049	0,010	0,099	0,026	0,251	0,053	0,507

Tabel 4.26 (lanjutan)

Pukul 18:30							
w_{1t}^*	w_{2t}^*	w_{3t}^*	w_{4t}^*	w_{5t}^*	w_{6t}^*	w_{7t}^*	w_{8t}^*
0,179	0,114	0,175	0,112	0,129	0,083	0,127	0,081
0,108	0,108	0,117	0,116	0,133	0,132	0,143	0,143
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0,007	0,016	0,046	0,111	0,031	0,074	0,211	0,504
0,014	0,032	0,073	0,170	0,034	0,079	0,179	0,419

Proses selanjutnya adalah defuzzifikasi, dimana pada proses tersebut terjadi pengembalian himpunan bilangan *fuzzy* menjadi bilangan *crisp* menggunakan parameter linier yang didapatkan dari hasil pembelajaran alur maju. Hasil dari nilai parameter linier berdasarkan masing-masing jenis fungsi keanggotaannya dapat dilihat dalam Tabel 4.27, 4.28, dan 4.29.

Tabel 4.27 Nilai Parameter Linier Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	-2,141	6,665	-5,968	6096
2	3,842	-25,41	6,916	45360
3	4,713	-2,226	10,69	-32120
4	1,252	-5,863	2,455	15250
5	-0,5014	-7,747	4,806	15950
6	3,749	9,583	1,408	-49530
7	3,096	-5,22	-0,3088	12430
8	0,3111	3,42	-1,228	-7487

Pukul 13:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	6.131	0.5301	2.198	-18550
2	-6.062	-10.61	6.755	19000
3	3.336	-5.739	0.661	14770
4	4.238	-1.896	-1.516	10970
5	6.793	2.444	-3.663	-22980
6	-1.864	-2.622	-1.586	29230
7	-0.8402	3.444	2.611	-15150
8	2.930	-1.602	1.326	-8657

Tabel 4.27 (lanjutan)

Pukul 18:30				
Aturan	α	β	γ	τ
1	4,81	0,4817	1,518	-19120
2	-1,937	-14,08	14,05	-1745
3	-1,565	-11,21	14,74	7092
4	7,733	-0,7727	3,643	-38590
5	6,816	0,8778	-3,735	-19310
6	1,641	-3,1	-4,668	33500
7	-3,981	4,196	-1,516	10050
8	4,377	-1,415	-0,5369	-7983

Tabel 4.28 Nilai Parameter Linier Fungsi *Trapezoidal*

Pukul 05:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	0,4436	1,205	-0,8624	897,1
2	2,161	-4,084	2,448	1165
3	1,649	0,6086	0,4583	-5299
4	0,8939	0,517	-0,7503	1466
5	1,191	-1,96	0,2927	4309
6	1,918	1,019	-0,8406	-4408
7	0,4037	-1,356	0,08413	7207
8	0,675	0,3414	-0,2302	827,4
Pukul 13:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	1,281	-0,4044	0,532	-810,4
2	0,5489	-1,652	0,863	2760
3	2,305	-1,44	-0,3837	3715
4	1,349	0,9275	-0,5522	-1710
5	1,669	1,259	-1,546	-2129
6	1,523	-0,9865	0,05341	424,6
7	0,349	0,9384	0,3385	-2289
8	0,7979	0,02659	-0,01143	694,3
Pukul 18:30				
Aturan	α	β	γ	τ
1	1,396	-0,05061	0,5998	-3205
2	0,9561	-1,096	3,912	-13160
3	0,1273	-1,589	3,065	-808
4	2,354	1,054	0,6783	-13560
5	2,018	-0,3463	-0,1352	-3007
6	2,33	-0,7668	0,211	-4050

Tabel 4.28 (lanjutan)

Pukul 18:30				
Aturan	α	β	γ	τ
7	-0,4039	0,8722	-0,613	5038
8	0,9632	0,3425	-0,3816	302,7

Tabel 4.29 Nilai Parameter Linier Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	-0,1977	4,113	-2,128	-2000
2	3,147	-6,577	1,759	9209
3	2,111	2,633	0,2523	-14500
4	0,4509	2,449	-1,4	-970,4
5	1,065	-1,603	-0,1487	5304
6	2,843	-1,486	0,7925	-6560
7	0,4216	-2,086	1,924	3934
8	-0,04009	0,6413	-0,455	4012
Pukul 13:00				
Aturan	α	β	γ	τ
1	2,298	0,947	-0,2442	-5751
2	-2,232	-9,314	2,032	27690
3	1,065	-2,474	-0,819	12440
4	3,477	1,549	-1,533	-1020
5	2,9	3,252	-2,389	-9597
6	1,028	-3,246	0,3626	8034
7	-1,829	1,64	1,902	-2595
8	1,044	0,2621	0,04983	-329,5
Pukul 18:30				
Aturan	α	β	γ	τ
1	4,398	8,52	-3,454	-23300
2	-2,431	-17,18	19,08	-9949
3	-6,434	-10,54	38,04	-35020
4	10,27	6,542	27,36	-23120
5	2,616	-1,717	4,811	-15270
6	2,892	1,57	3,802	-37580
7	-4,122	3,714	-3,933	19280
8	3,966	-1,196	-4,3	13690

Proses defuzzifikasi pada lapisan 4 untuk fungsi *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* dapat dituliskan dalam persamaan seperti pada Tabel 4.30, 4.31, dan 4.32.

Tabel 4.30 Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi *Gaussian*

Pukul	Persamaan
5:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (-2,141Z_{t-1} + 6,665Z_{t-7} - 5,968Z_{t-8} + 6096)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (3,842Z_{t-1} - 25,41Z_{t-7} + 6,916Z_{t-8} + 45360)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (4,713Z_{t-1} - 2,226Z_{t-7} + 10,69Z_{t-8} - 32120)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (1252Z_{t-1} - 5863Z_{t-7} + 2,455Z_{t-8} + 15250)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (-0,5014Z_{t-1} - 7,747Z_{t-7} + 4,806Z_{t-8} + 15950)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (3,749Z_{t-1} + 9,583Z_{t-7} + 1,408Z_{t-8} - 49530)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (3,096Z_{t-1} - 5,22Z_{t-7} - 0,3088Z_{t-8} + 12430)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (0,3111Z_{t-1} + 3,42Z_{t-7} - 1,228Z_{t-8} - 7487)$
13:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (6,131Z_{t-1} + 0,5301Z_{t-7} + 2,198Z_{t-8} - 18550)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (-6,062Z_{t-1} - 10,61Z_{t-7} + 6,755Z_{t-8} + 19000)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (3,336Z_{t-1} - 5,739Z_{t-7} + 0,661Z_{t-8} + 14770)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (4,238Z_{t-1} - 1,896Z_{t-7} - 1,516Z_{t-8} + 10970)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (6,793Z_{t-1} + 2,444Z_{t-7} - 3,663Z_{t-8} - 22980)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (-1,864Z_{t-1} - 2,622Z_{t-7} - 1,586Z_{t-8} + 29230)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (-0,8402Z_{t-1} + 3,444Z_{t-7} + 2,611Z_{t-8} - 15150)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (2,930Z_{t-1} - 1,602Z_{t-7} + 1,326Z_{t-8} - 8657)$
18:30	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (4,81Z_{t-1} + 0,4817Z_{t-7} + 1,518Z_{t-8} - 19120)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (-1,937Z_{t-1} - 14,08Z_{t-7} + 14,05Z_{t-8} - 1745)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (-1,565Z_{t-1} - 11,21Z_{t-7} + 14,74Z_{t-8} + 7092)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (7,733Z_{t-1} - 0,7727Z_{t-7} - 3,735Z_{t-8} - 38590)$

Tabel 4.30 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
18:30	$O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (6,816Z_{t-1} + 0,8778Z_{t-7} - 3,735Z_{t-8} - 19310)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (1,641Z_{t-1} - 3,1Z_{t-7} - 4,668Z_{t-8} - 33500)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (-3,981Z_{t-1} + 4,196Z_{t-7} - 1,516Z_{t-8} + 10050)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (4,377Z_{t-1} - 1,415Z_{t-7} - 0,5369Z_{t-8} - 7983)$

Tabel 4.31 Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi *Trapezoidal*

Pukul	Persamaan
5:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (0,4436Z_{t-1} + 1,205Z_{t-7} - 0,8624Z_{t-8} + 897,1)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (2,161Z_{t-1} - 4,084Z_{t-7} + 2,448Z_{t-8} + 1165)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (1,649Z_{t-1} + 0,6086Z_{t-7} + 0,4583Z_{t-8} - 5299)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (0,8939Z_{t-1} + 0,517Z_{t-7} - 0,7503Z_{t-8} + 1466)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (1,191Z_{t-1} - 1,96Z_{t-7} + 0,2927Z_{t-8} + 4309)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (1,918Z_{t-1} + 1,019Z_{t-7} - 0,8406Z_{t-8} - 4408)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (0,4037Z_{t-1} - 1,356Z_{t-7} + 0,08413Z_{t-8} + 7207)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (0,675Z_{t-1} + 0,3414Z_{t-7} - 0,2302Z_{t-8} + 827,4)$
13:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (1,281Z_{t-1} - 0,4044Z_{t-7} + 0,532Z_{t-8} - 810,4)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (0,5489Z_{t-1} - 1,652Z_{t-7} + 0,863Z_{t-8} + 2760)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (2,305Z_{t-1} - 1,44Z_{t-7} - 0,3837Z_{t-8} + 3715)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (1,349Z_{t-1} + 0,9275Z_{t-7} - 0,5522Z_{t-8} - 1710)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (1,669Z_{t-1} + 1,259Z_{t-7} - 1,546Z_{t-8} - 2129)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (1,523Z_{t-1} - 0,9865Z_{t-7} - 0,05341Z_{t-8} - 424,6)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (0,349Z_{t-1} + 0,9384Z_{t-7} + 0,3385Z_{t-8} - 2289)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (0,7979Z_{t-1} + 0,02659Z_{t-7} - 0,01143Z_{t-8} + 694,3)$

Tabel 4.31 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
18:30	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (1,396Z_{t-1} - 0,05061Z_{t-7} + 0,5998Z_{t-8} - 3205)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (0,9561Z_{t-1} - 1,096Z_{t-7} + 3,912Z_{t-8} - 13160)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (0,1273Z_{t-1} - 1,589Z_{t-7} + 3,065Z_{t-8} - 808)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (2,354Z_{t-1} + 1,054Z_{t-7} + 0,6783Z_{t-8} - 13560)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (2,018Z_{t-1} - 0,3463Z_{t-7} - 0,1352Z_{t-8} - 3007)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (2,33Z_{t-1} - 0,7668Z_{t-7} + 0,211Z_{t-8} - 4050)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (-0,4039Z_{t-1} + 0,8722Z_{t-7} - 0,613Z_{t-8} + 5038)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (0,9632Z_{t-1} + 0,3425Z_{t-7} - 0,3816Z_{t-8} + 302,7)$

Tabel 4.32 Persamaan Defuzzifikasi dengan Fungsi *Generalized Bell*

Pukul	Persamaan
5:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (-0,1977Z_{t-1} + 4,113Z_{t-7} - 2,128Z_{t-8} - 2000)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (3,147Z_{t-1} - 6,577Z_{t-7} + 1,759Z_{t-8} + 9209)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (2,111Z_{t-1} + 2,633Z_{t-7} + 0,2523Z_{t-8} - 14500)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (0,4509Z_{t-1} + 2,499Z_{t-7} - 1,4Z_{t-8} - 970,4)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (1,065Z_{t-1} - 1,603Z_{t-7} - 0,1487Z_{t-8} + 5304)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (2,843Z_{t-1} - 1,486Z_{t-7} + 0,7925Z_{t-8} - 6560)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (0,4216Z_{t-1} - 2,086Z_{t-7} + 1,924Z_{t-8} + 3934)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (-0,04009Z_{t-1} + 0,6413Z_{t-7} - 0,455Z_{t-8} + 4012)$
13:00	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (2,298Z_{t-1} + 0,947Z_{t-7} - 0,2442Z_{t-8} - 5751)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (-2,232Z_{t-1} - 9,314Z_{t-7} + 2,032Z_{t-8} + 27690)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (1,065Z_{t-1} - 2,474Z_{t-7} - 0,819Z_{t-8} + 12440)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (3,477Z_{t-1} + 1,549Z_{t-7} - 1,533Z_{t-8} - 1020)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (2,9Z_{t-1} + 3,252Z_{t-7} - 2,389Z_{t-8} - 9597)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (1,028Z_{t-1} - 3,246Z_{t-7} + 0,3626Z_{t-8} + 8304)$

Tabel 4.32 (lanjutan)

Pukul	Persamaan
13:00	$O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (-1,829Z_{t-1} + 1,64Z_{t-7} + 1,902Z_{t-8} - 2595)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (1,044Z_{t-1} + 0,2621Z_{t-7} + 0,04983Z_{t-8} - 329,5)$
18:30	$O_{4,1t}^* = w_{1t}^* Z_t^{(1)} = w_{1t}^* (4,398Z_{t-1} + 8,52Z_{t-7} - 3,454Z_{t-8} - 23300)$ $O_{4,2t}^* = w_{2t}^* Z_t^{(2)} = w_{2t}^* (-2,431Z_{t-1} - 17,18Z_{t-7} + 19,08Z_{t-8} - 9949)$ $O_{4,3t}^* = w_{3t}^* Z_t^{(3)} = w_{3t}^* (-6,434Z_{t-1} - 10,54Z_{t-7} + 38,04Z_{t-8} - 35020)$ $O_{4,4t}^* = w_{4t}^* Z_t^{(4)} = w_{4t}^* (10,27Z_{t-1} + 6,542Z_{t-7} + 27,36Z_{t-8} - 23120)$ $O_{4,5t}^* = w_{5t}^* Z_t^{(5)} = w_{5t}^* (2,616Z_{t-1} - 1,717Z_{t-7} + 4,811Z_{t-8} - 15270)$ $O_{4,6t}^* = w_{6t}^* Z_t^{(6)} = w_{6t}^* (2,892Z_{t-1} + 1,57Z_{t-7} + 3,802Z_{t-8} - 37580)$ $O_{4,7t}^* = w_{7t}^* Z_t^{(7)} = w_{7t}^* (-4,122Z_{t-1} + 3,714Z_{t-7} - 3,933Z_{t-8} + 19280)$ $O_{4,8t}^* = w_{8t}^* Z_t^{(8)} = w_{8t}^* (3,966Z_{t-1} - 1,196Z_{t-7} - 4,3Z_{t-8} + 13690)$

Hasil perhitungan output yang dihasilkan pada lapisan 4 berdasarkan masing-masing jenis fungsi keanggotaannya dapat dilihat dalam Tabel 4.33, 4.34, dan 4.35.

Tabel 4.33 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi *Gaussian*

Pukul 05:00							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
358	-460	1652	729	646	-79	437	50
283	-667	1801	698	333	261	733	237
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
96	-64	588	131	881	284	1888	145
119	-409	1299	551	478	443	1001	285
Pukul 13:00							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
1592	-1198	1743	1431	-252	279	545	-82
443	-1134	571	2044	-50	691	906	484
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1153	-626	448	282	1228	1430	-24	247
1613	0	1965	0	-18	0	1333	0

Tabel 4.33 (lanjutan)

Pukul 18:30							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
1868	-1175	2122	388	-257	538	838	136
1177	-1189	1791	863	-249	950	599	366
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
648	-461	517	320	729	1850	399	858
2981	0	0	0	640	0	0	0

Tabel 4.34 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi *Trapezoidal*

$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
607	478	627	628	212	198	338	268
378	223	404	381	387	507	627	568
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0	0	0	0	1764	0	2281	0
150	74	175	100	766	613	1128	644

Pukul 13:00							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
634	157	847	845	215	110	216	210
143	51	171	159	767	580	898	847
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0	0	0	0	2190	82	1528	84
634	22	855	117	1117	89	1015	143

Pukul 18:30							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
736	243	760	541	335	322	452	419
559	328	647	444	530	528	631	620
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
0	0	0	0	1930	553	1640	536
23	6	18	10	1512	794	1336	754

Tabel 4.35 Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi *Generalized Bell*

Pukul 05:00							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
1261	548	346	344	358	28	306	144
473	139	459	367	472	76	1061	624
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5	119	8	282	31	637	90	2962
5	110	11	381	31	359	120	2841
Pukul 13:00							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
1091	-611	1617	1346	243	1	287	101
60	-389	77	1014	320	119	483	2251
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
13	-112	27	699	119	911	16	3039
281	-514	41	1278	162	54	162	2353
Pukul 18:30							
$O_{4,1t}^*$	$O_{4,2t}^*$	$O_{4,3t}^*$	$O_{4,4t}^*$	$O_{4,5t}^*$	$O_{4,6t}^*$	$O_{4,7t}^*$	$O_{4,8t}^*$
3244	-2123	7483	17478	947	-306	301	670
1919	-1378	6403	19395	1245	-251	68	1051
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
138	-255	2026	18405	310	-102	-317	5410
265	-462	3554	28334	333	-121	-140	3923

Keterangan:

w_{it}^* : hasil perhitungan w_{it}^* dalam lapisan 3 pada fungsi *Gaussian*

w_{it}^{**} : hasil perhitungan w_{it}^* dalam lapisan 3 pada fungsi *Trapezoidal*

w_{it}^{***} : hasil perhitungan w_{it}^* dalam lapisan 3 pada fungsi *Generalized Bell*.

Proses akhir dari ANFIS yaitu perhitungan pada lapisan 5 dengan cara menjumlahkan seluruh *output* yang berasal dari lapisan 4. Secara matematis *output* yang dihasilkan oleh lapisan 5 dapat dituliskan sebagai berikut,

$$\begin{aligned}
O_{5t}^* = \hat{Z}_t^* &= w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)} + w_{3t}^* Z_t^{(3)} + w_{4t}^* Z_t^{(4)} + w_{5t}^* Z_t^{(5)} \\
&\quad + w_{6t}^* Z_t^{(6)} + w_{7t}^* Z_t^{(7)} + w_{8t}^* Z_t^{(8)} \\
O_{5t}^{**} = \hat{Z}_t^{**} &= w_{1t}^{**} Z_t^{(1)} + w_{2t}^{**} Z_t^{(2)} + w_{3t}^{**} Z_t^{(3)} + w_{4t}^{**} Z_t^{(4)} + w_{5t}^{**} Z_t^{(5)} \\
&\quad + w_{6t}^{**} Z_t^{(6)} + w_{7t}^{**} Z_t^{(7)} + w_{8t}^{**} Z_t^{(8)} \\
O_{5t}^{***} = \hat{Z}_t^{***} &= w_{1t}^{***} Z_t^{(1)} + w_{2t}^{***} Z_t^{(2)} + w_{3t}^{***} Z_t^{(3)} + w_{4t}^{***} Z_t^{(4)} + w_{5t}^{***} Z_t^{(5)} \\
&\quad + w_{6t}^{***} Z_t^{(6)} + w_{7t}^{***} Z_t^{(7)} + w_{8t}^{***} Z_t^{(8)}
\end{aligned}$$

dimana

- O_{5t}^* : persamaan *output* lapisan 5 dengan fungsi keanggotaan *Gaussian*
 O_{5t}^{**} : persamaan *output* lapisan 5 dengan fungsi keanggotaan *Trapezoidal*
 O_{5t}^{***} : persamaan *output* lapisan 5 dengan fungsi keanggotaan *Generalized Bell*.

Berdasarkan hasil dari peramalan konsumsi beban listrik di Jawa Timur pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 menggunakan ANFIS didapatkan hasil kebaikan ramalan dari data *in sample* menghasilkan *error* yang berbeda jauh. Hal ini disebabkan oleh *error* yang dihasilkan berdasarkan ramalan *out sample* sekitar 2 kali lipat dari *in sample*. Perbandingan tingkat keakuratan hasil ramalan *in sample* dan *out sample* dapat dilihat dalam Tabel 4.36.

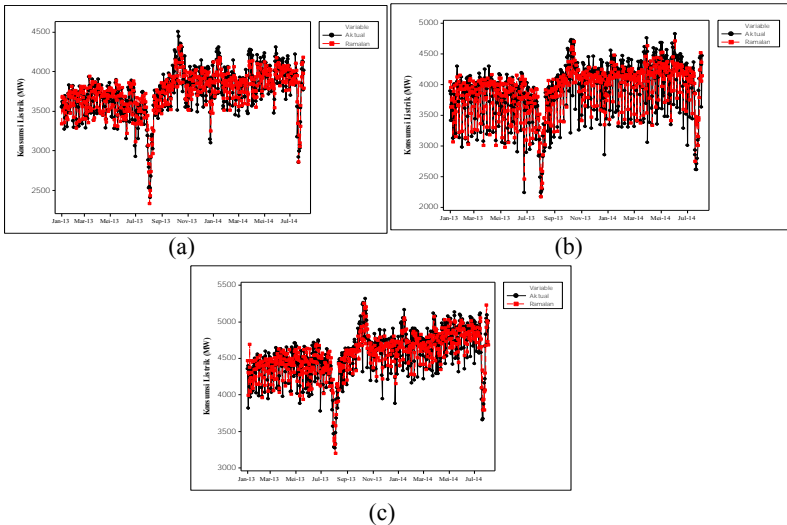
Tabel 4.36 Hasil Perbandingan Kebaikan Ramalan *In Sample* dan *Out Sample* Model ANFIS

		Pukul 05:00		
		Fungsi Keanggotaan		
Kriteria Kebaikan Model		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	154,161	154,899	152,963
	<i>Out Sample</i>	343,848	343,668	342,276
SMAPE	<i>In Sample</i>	3,095	3,113	3,050
	<i>Out Sample</i>	7,096	7,138	7,06
MAPE	<i>In Sample</i>	3,108	3,125	3,063
	<i>Out Sample</i>	6,783	6,825	6,755

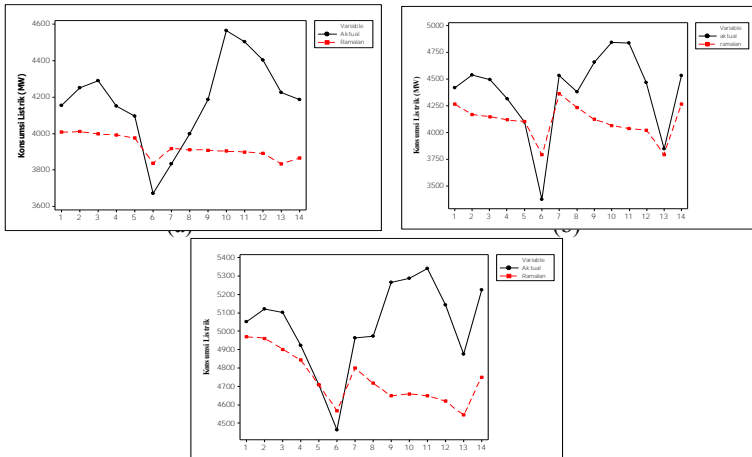
Tabel 4.36 (lanjutan)

		Pukul 13:00		
		Fungsi Keanggotaan		
Kriteria Kebaikan Model		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	271,358	270,235	266,954
	<i>Out Sample</i>	409,778	429,841	426,218
SMAPE	<i>In Sample</i>	4,833	4,812	4,757
	<i>Out Sample</i>	7,817	8,456	8,347
MAPE	<i>In Sample</i>	4,953	4,932	4,869
	<i>Out Sample</i>	7,492	8,039	7,971
		Pukul 18:30		
		Fungsi Keanggotaan		
Kriteria Kebaikan Model		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	166,993	169,280	165,457
	<i>Out Sample</i>	386,464	382,050	407,636
SMAPE	<i>In Sample</i>	2,697	2,762	2,686
	<i>Out Sample</i>	6,688	6,254	7,013
MAPE	<i>In Sample</i>	2,709	2,773	2,700
	<i>Out Sample</i>	6,406	5,975	6,694

Hasil dari kebaikan ramalan Pada Tabel 4.36 untuk data konsumsi listrik pukul 05:00 baik pada *in sample* maupun *out sample* memberikan ramalan dengan tingkat akurasi yang sama. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pukul 05:00 yang paling kecil baik pada *in sample* maupun *out sample* berasal dari jenis fungsi keanggotaan *Generalized Bell*. Sedangkan pada peramalan konsumsi listrik pukul 13:00 dan 18:30 dari *in sample* dan *out sample* memberikan ramalan dengan tingkat akurasi yang berbeda. Pada kebaikan *in sample* peramalan konsumsi listrik pukul 13:00 dan 18:30, fungsi keanggotaan *Generalized Bell* memberikan hasil yang paling akurat.



(c)
Gambar 4.15 Perbandingan Ramalan *In Sample* Model ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



(c)
Gambar 4.16 Perbandingan Ramalan *Out Sample* Model ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b), dan 18:30 (c)

Apabila dilihat dari *out sample*, maka pada peramalan pukul 13:00 jenis fungsi keanggotaan yang paling memberikan hasil ramalan akurat adalah *Gaussian*. Sedangkan untuk peramalan pukul 18:30 jenis fungsi keanggotaan yang paling akurat berdasarkan *out sample* adalah *Trapezoidal*. Jika hasil kebaikan model peramalan dari data *in sample* dan *out sample* berbeda, maka pemilihan model terbaik dilihat berdasarkan *out sample*. Oleh karena itu, model ANFIS dengan jenis fungsi keanggotaan *Generalized Bell* memberikan hasil yang paling akurat untuk meramalkan konsumsi beban listrik pukul 05:00 dibandingkan dengan 2 jenis fungsi keanggotaan lainnya yaitu *Gaussian* dan *Trapezoidal*. Sedangkan untuk meramalkan konsumsi listrik pada pukul 13:00 model ANFIS yang paling akurat menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gaussian*. Selanjutnya untuk jenis fungsi keanggotaan yang paling baik digunakan dalam meramalkan konsumsi listrik pukul 18:30 dengan ANFIS adalah *Trapezoidal*. Secara visual hasil dari perbandingan data aktual dengan ramalan menggunakan ANFIS terbaik berdasarkan data *in sample* maupun *out sample* dapat dilihat dalam Gambar 4.15 dan 4.16. Sedangkan hasil model terbaik berdasarkan data *out sample* dalam meramalkan konsumsi beban listrik di Jawa Timur pukul 00:00 hingga 23:30 dengan tahapan analisis model ANFIS seperti pada peramalan pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 4.37 berikut ini.

Tabel 4.37 Hasil Pemilihan Model ANFIS Terbaik Untuk Peramalan Konsumsi Beban Listrik Data Pukul 00:00 Hingga 23:30

Jam	Jenis Fungsi Keanggotaan	RMSE	SMAPE	MAPE
00:00	<i>Trapezoidal</i>	326,1202	6,9770	6,7326
00:30	<i>Gaussian</i>	340,1852	7,3902	7,0727
01:00	<i>Gaussian</i>	331,7736	7,0634	3,3970
01:30	<i>Gaussian</i>	302,2525	6,6001	6,3545
02:00	<i>Gaussian</i>	317,8906	7,1524	6,8745
02:30	<i>Gaussian</i>	322,3134	7,2993	7,0106
03:00	<i>Gaussian</i>	343,2033	7,3610	7,6914
03:30	<i>Gaussian</i>	325,6463	7,3880	7,0815
04:00	<i>Gaussian</i>	297,5031	6,6739	6,4245
04:30	<i>Gaussian</i>	306,9514	6,7737	6,5205

Tabel 4.37 (lanjutan)

Jam	Jenis Fungsi Keanggotaan	RMSE	SMAPE	MAPE
05:30	<i>Gaussian</i>	293,2884	6,2063	5,9967
06:00	<i>Trapezoidal</i>	481,2494	12,0995	12,4617
06:30	<i>Gaussian</i>	435,8612	11,1585	11,5393
07:00	<i>Trapezoidal</i>	418,2722	10,2331	10,7980
07:30	<i>Trapezoidal</i>	492,1420	11,7590	12,5787
08:00	<i>Trapezoidal</i>	551,2520	12,4016	13,5605
08:30	<i>Gaussian</i>	634,4432	14,3317	15,2206
09:00	<i>Gaussian</i>	679,8931	15,7526	16,3215
09:30	<i>Generalized Bell</i>	680,3761	15,3121	15,9909
10:00	<i>Gaussian</i>	712,2523	15,6030	16,2744
10:30	<i>Trapezoidal</i>	726,9495	16,2741	17,1303
11:00	<i>Generalized Bell</i>	765,0649	16,0608	17,6381
11:30	<i>Trapezoidal</i>	737,2540	15,7121	16,8023
12:00	<i>Trapezoidal</i>	690,1737	15,2892	15,9811
12:30	<i>Generalized Bell</i>	696,1146	16,4268	16,9534
13:30	<i>Trapezoidal</i>	786,9758	16,9685	17,5909
14:00	<i>Generalized Bell</i>	729,4074	16,1518	17,0712
14:30	<i>Generalized Bell</i>	719,6345	15,3639	16,5812
15:00	<i>Gaussian</i>	773,4012	17,5220	18,1208
15:30	<i>Trapezoidal</i>	755,5545	16,3203	17,5443
16:00	<i>Generalized Bell</i>	685,5501	13,6354	15,0887
16:30	<i>Gaussian</i>	667,8337	14,1700	15,2378
17:00	<i>Gaussian</i>	637,5523	13,3137	13,9681
17:30	<i>Trapezoidal</i>	619,4490	11,7572	12,2769
18:00	<i>Trapezoidal</i>	560,7807	10,0661	10,4042
19:00	<i>Generalized Bell</i>	568,0955	10,4178	10,7299
19:30	<i>Trapezoidal</i>	564,6564	10,5000	10,6954
20:00	<i>Trapezoidal</i>	559,6174	10,4781	10,7608
20:30	<i>Gaussian</i>	545,2137	10,3681	10,6127
21:00	<i>Gaussian</i>	534,3837	10,3739	10,5891
21:30	<i>Gaussian</i>	544,5463	10,9386	11,1759
22:00	<i>Trapezoidal</i>	483,6620	10,0531	10,2567
22:30	<i>Generalized Bell</i>	555,0872	11,5814	12,0824
23:00	<i>Trapezoidal</i>	510,7900	11,0723	11,4722
23:30	<i>Trapezoidal</i>	519,4860	11,6553	12,008

4.4 Perbandingan Hasil Ramalan Metode ARIMA dan ANFIS

Ramalan konsumsi beban listrik di Jawa Timur menggunakan metode ARIMA dan ANFIS pada pembahasan sebelumnya menunjukkan hasil yang berbeda-beda. Oleh karena itu, dalam pembahasan ini akan dilakukan perbandingan kebaikan model hasil ramalan dari kedua metode tersebut untuk mengetahui metode yang paling sesuai untuk meramalkan konsumsi beban listrik per setengah jamnya.

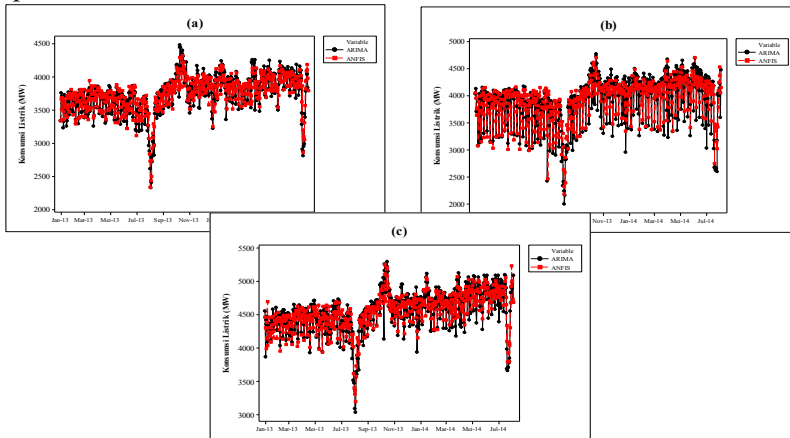
Tabel 4.38 Hasil Perbandingan Kebaikan Ramalan *In Sample* dan *Out Sample* Metode ARIMA dan ANFIS

Jam	Metode	RMSE		SMAPE		MAPE	
		<i>In</i>	<i>Out</i>	<i>In</i>	<i>Out</i>	<i>In</i>	<i>Out</i>
05:00	ARIMA	119,065	198,386	2,513	4,071	2,518	4,027
	ANFIS	152,963	342,276	3,050	7,06	3,063	6,755
13:00	ARIMA	160,600	174,332	2,978	3,303	2,998	3,305
	ANFIS	271,358	409,778	4,833	7,817	4,953	7,492
18:30	ARIMA	126,126	196,462	2,147	3,084	2,152	3,015
	ANFIS	169,993	382,050	2,762	6,254	2,773	5,975

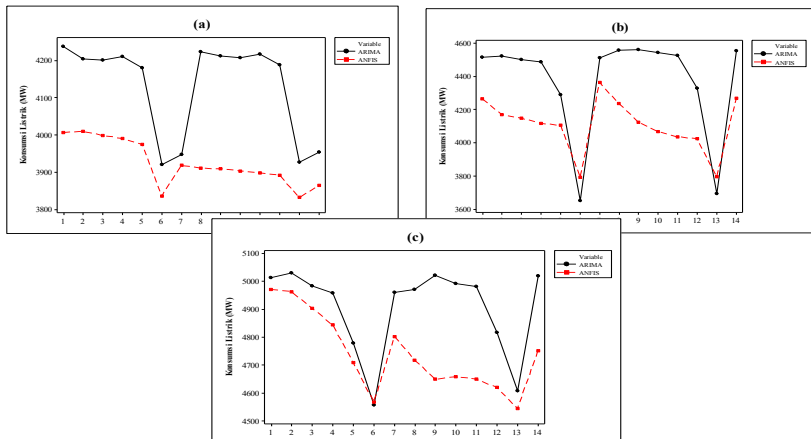
Kebaikan model ditentukan berdasarkan 3 kriteria yaitu RMSE, SMAPE, dan MAPE. Hasil dari perbandingan kedua metode tersebut berdasarkan data *in sample* dan *out sample* dapat dilihat pada Tabel 4.38. Secara umum hasil kebaikan model dengan metode ARIMA yang terdapat dalam Tabel 4.38 menghasilkan nilai yang lebih akurat dibandingkan dengan metode ANFIS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada metode ARIMA untuk ketiga waktu tersebut baik dari *in sample* maupun *out sample* memberikan nilai yang lebih kecil dibandingkan hasil ANFIS.

Sedangkan untuk nilai keakuratan *in sample* lebih baik dibandingkan *out sample* pada kedua metode tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa kedua metode ARIMA dan ANFIS telah mampu mengikuti pola data aktual (asli) yang digunakan sebagai data *in sample* dengan baik. Perbandingan hasil metode ARIMA dan ANFIS berdasarkan data *in sample* dan *out sample* secara

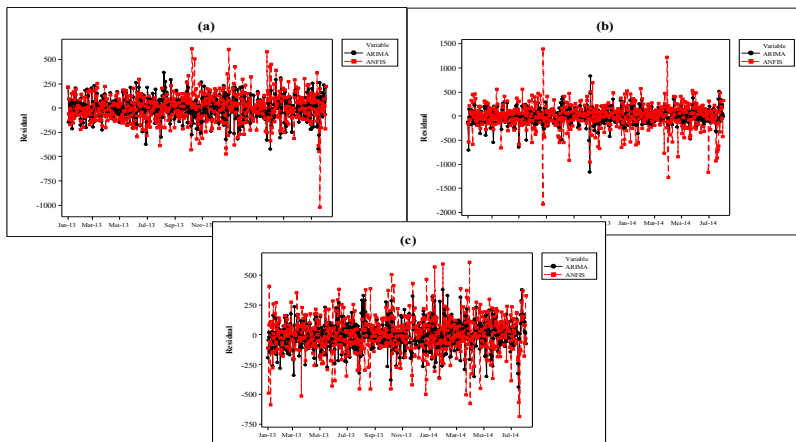
visual dapat dilihat pada Gambar 4.17 dan 4.18. Sedangkan untuk perbandingan residual yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut baik pada *in sample* maupun *out sample* dapat dilihat pada Gambar 4.19 dan 4.20.



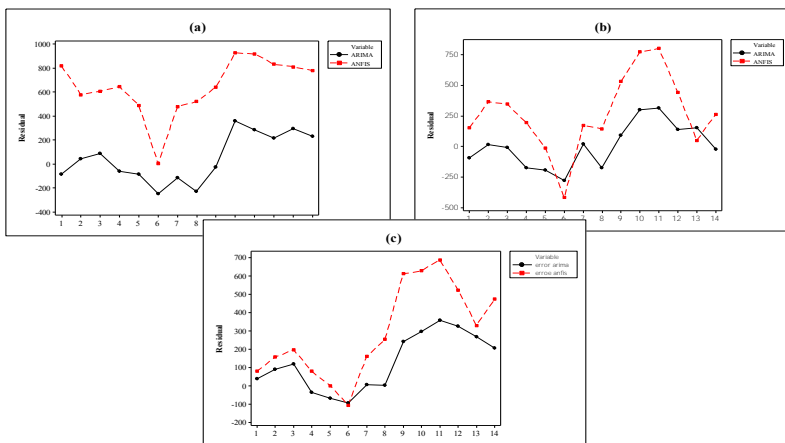
Gambar 4.17 Perbandingan Ramalan *In Sample* Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 4.18 Perbandingan Ramalan *Out Sample* Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 4.19 Perbandingan *Error In Sample* Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 4.20 Perbandingan *Error Out Sample* Model ARIMA dan ANFIS Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

Hasil perbandingan nilai *error* yang dihasilkan data *in sample* pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 dalam Gambar 4.19 secara umum menunjukkan bahwa varians *error* dari ANFIS lebih besar dibandingkan ARIMA. Pada perbandingan nilai *error* berdasarkan

data *out sample* pada Gambar 4.20 (a) menunjukkan bahwa *error* yang dihasilkan oleh semua data *out sample* pukul 05:00 pada metode ARIMA lebih kecil daripada ANFIS. Begitu juga untuk *error* dari hasil peramalan pada pukul 13:00 dan 18:30 dengan metode ARIMA hanya ada 1 yang lebih kecil dari hasil ANFIS. Oleh karena itu, ARIMA merupakan metode yang paling sesuai untuk meramalkan konsumsi listrik pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:00. Hasil dari peramalan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 dengan metode ARIMA yang disertai deteksi *outlier* untuk 14 hari ke depan dapat dilihat dalam Tabel 4.39.

Tabel 4.39 Hasil Ramalan Konsumsi Beban Listrik

Pukul	Tanggal	Ramalan	LCL	UCL
05:00	26 Agustus 2014	4457,96	4220,34	4695,57
	27 Agustus 2014	4465,38	4174,37	4756,40
	28 Agustus 2014	4482,42	4157,56	4807,28
	29 Agustus 2014	4481,09	4125,59	4836,58
	30 Agustus 2014	4447,17	4063,48	4830,86
	31 Agustus 2014	4183,24	3773,28	4593,19
	1 September 2014	4213,25	3778,61	4647,88
	2 September 2014	4480,89	4019,16	4942,61
	3 September 2014	4484,29	3998,04	4970,54
	4 September 2014	4501,33	3992,07	5010,58
	5 September 2014	4499,99	3968,72	5031,26
	6 September 2014	4466,08	3913,67	5018,48
	7 September 2014	4202,14	3629,39	4774,90
	8 September 2014	4232,15	3639,74	4824,57
13:00	26 Agustus 2014	4662,47	4340,15	4984,79
	27 Agustus 2014	4701,65	4345,24	5058,05
	28 Agustus 2014	4698,72	4311,21	5086,22
	29 Agustus 2014	4669,71	4253,43	5086,00
	30 Agustus 2014	4455,45	4012,25	4898,66
	31 Agustus 2014	3813,24	3344,66	4281,82
	1 September 2014	4683,20	4190,55	5175,84
	2 September 2014	4710,75	4186,14	5235,36
	3 September 2014	4749,92	4199,85	5300,00
	4 September 2014	4747,00	4172,59	5321,40
	5 September 2014	4717,99	4120,24	5351,75
	6 September 2014	4503,73	3883,51	5123,95
	7 September 2014	3861,51	3219,61	4503,42
	8 September 2014	4731,47	4068,60	5394,35
18:30	26 Agustus 2014	5280,24	5030,47	5530,01
	27 Agustus 2014	5359,61	5054,69	5671,88
	28 Agustus 2014	5320,37	4968,85	5671,88

Tabel 4.39 (lanjutan)

Pukul	Tanggal	Ramalan	LCL	UCL
18:30	29 Agustus 2014	5301,79	4909,17	5694,41
	30 Agustus 2014	5109,91	4680,11	5539,72
	31 Agustus 2014	4883,28	4419,25	5347,31
	1 September 2014	5286,21	4790,32	5782,10
	2 September 2014	5304,80	4772,09	5837,50
	3 September 2014	5384,47	4819,33	5949,61
	4 September 2014	5361,67	4765,86	5957,48
	5 September 2014	5344,79	4726,49	5963,08
	6 September 2014	5173,80	4533,81	5813,80
	7 September 2014	4957,99	4297,01	5618,97
	8 September 2014	5370,86	4689,55	6052,18

Dari Tabel 4.39 menunjukkan bahwa hasil ramalan konsumsi beban listrik dari pagi hingga malam terus mengalami kenaikan. Terutama pada malam hari yakni pukul 18:30 konsumsi listrik rata-rata diatas 5000 MW, kecuali pada tanggal 31 Agustus 2014 dan 7 September 2014. Hal ini disebabkan pada kedua tanggal tersebut merupakan hari minggu.

Catatan :

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan dalam penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA dengan deteksi *outlier* memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model ANFIS. Pada metode ANFIS hanya mempertimbangkan adanya pola musiman dan tidak mempertimbangkan adanya *outlier*. Sedangkan pada metode ARIMA mempertimbangkan kedua faktor tersebut. Hasil dari penelitian ini mendukung dari hasil penelitian yang dilakukan oleh Makridakis dan Hibon (2000) yang menyebutkan bahwa berbagai macam metode seperti Theta, ForecastPro, ForecastX, Comb S-H-D, Dampen, RBF, dan ARARMA memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik dibandingkan dengan metode Naïve2. Hal ini disebabkan oleh keenam metode tersebut dapat melakukan peramalan dengan mempertimbangkan faktor lain selain pola musiman dari data, sedangkan pada metode Naïve2 hanya dapat memasukkan faktor musimannya saja.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Karakteristik konsumsi listrik di Jawa Timur pada Tahun 2013 hingga 2014 yang dihitung tiap setengah jam mempunyai rata-rata tertinggi sebesar 4549,8 MW dan terendah 3428,5 MW. Rata-rata konsumsi tertinggi tersebut terjadi pada pukul 18:30 WIB dan yang terendah terjadi pada pukul 07:00. Sedangkan jika konsumsi listrik dihitung berdasarkan rata-rata hariannya, maka rata-rata pemakaian listrik mengalami penurunan secara drastis pada hari Sabtu dan Minggu. Keragaman pemakaian listrik di Jawa Timur paling besar terjadi pada pukul 13:30 dan yang terendah pada pukul 06:00.
2. Berikut uraian hasil peramalan konsumsi listrik pada masing-masing metode yang digunakan :
 - a) Pada analisis peramalan untuk konsumsi listrik pukul 05:00 didapatkan model ARIMA yang terbaik yaitu $(0,1,2)(0,1,1)^7$. Sedangkan model yang terbaik dalam meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur pukul 13:00 dan 18:30 adalah $(0,1,2)(0,1,1)^7$ dan $(0,1,[1,10])(0,1,1)^7$. Hasil dari selisih antara data aktual dengan hasil ramalan untuk konsumsi listrik pukul 5:00, 13:00, dan 18:30 berdasarkan data *in sample* berdasarkan nilai MAPE yaitu sebesar 2,518, 2,998, dan 2,152. Begitu juga untuk hasil ramalan berdasarkan data *out sample* pada masing-masing model menunjukkan hasil yang cukup baik hingga hari ke 8, sedangkan untuk hari ke 9 hingga 12 selisihnya besar.
 - b) Pada metode ANFIS, model terbaik dalam meramalkan konsumsi listrik di Jawa timur pukul 05:00 yaitu model

ANFIS dengan fungsi keanggotaan *Generalized Bell*. Sedangkan untuk meramalkan konsumsi listrik pada pukul 13:00 model ANFIS yang paling akurat menggunakan jenis fungsi keanggotaan *Gaussian*. Selanjutnya untuk jenis fungsi keanggotaan yang paling baik digunakan dalam meramalkan konsumsi listrik pukul 18:30 dengan ANFIS adalah *Trapezoidal*.

3. Secara umum hasil kebaikan model dengan metode ARIMA menghasilkan nilai yang lebih akurat dibandingkan dengan metode ANFIS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada metode ARIMA untuk meramalkan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 baik dari *in sample* maupun *out sample* memberikan nilai yang lebih kecil dibandingkan hasil ANFIS. Selain itu juga pada hasil perbandingan nilai *error* yang dihasilkan dari data *in sample* maupun *out sample* secara umum menunjukkan bahwa varians *error* dari metode ANFIS lebih besar dibandingkan metode ARIMA. Oleh karena itu, dalam penelitian ini ARIMA merupakan metode yang paling sesuai untuk meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur untuk pukul 05:00, 13:00, dan 18:30.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan metode lain selain ARIMA dan ANFIS agar mendapatkan perbandingan hasil peramalan yang lebih akurat. Pada penelitian ini, deteksi *outlier* hanya dilakukan untuk pemodelan ARIMA. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya diharapkan untuk melakukan deteksi *outlier* pada pemodelan ANFIS.

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Tahun 2013-2014.....	97
Lampiran 2 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 05:00	104
Lampiran 3 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 13:00	105
Lampiran 4 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA (0,1,[1,0])(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 18:30	106
Lampiran 5 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 05:00	107
Lampiran 6 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMAX (0,1,1)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 13:00	109
Lampiran 7 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMAX (0,1,[1,0])(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 18:30	112
Lampiran 8 <i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi <i>Gaussian</i> dan 2 <i>Membership Function</i>	114
Lampiran 9 <i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i> dan 2 <i>Membership Function</i>	115
Lampiran 10 <i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi <i>Generalized Bell</i> dan 2 <i>Membership Function</i>	116
Lampiran 11 <i>Output</i> SAS Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 05:00	117
Lampiran 12 <i>Output</i> SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 13:00	118

Lampiran 13	<i>Output</i> SAS Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 18:30	119
Lampiran 14	<i>Output</i> SAS Model ARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 05:00	120
Lampiran 15	<i>Output</i> SAS Model ARIMAX (0,1,1)(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 13:00	121
Lampiran 16	<i>Output</i> SAS Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1) ⁷ Untuk Data Pukul 18:30	123
Lampiran 17	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Gaussian</i> Untuk Data Pukul 05:00	124
Lampiran 18	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Trapezoidal</i> Untuk Data Pukul 05:00	129
Lampiran 19	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Generalized Bell</i> Untuk Data Pukul 05:00	134
Lampiran 20	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Gaussian</i> Untuk Data Pukul 13:00	140
Lampiran 21	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Trapezoidal</i> Untuk Data Pukul 13:00	146
Lampiran 22	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Generalized Bell</i> Untuk Data Pukul 13:00	152
Lampiran 23	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Gaussian</i> Untuk Data Pukul 18:30	158
Lampiran 24	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Trapezoidal</i> Untuk Data Pukul 18:30	166
Lampiran 25	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Fungsi <i>Generalized Bell</i> Untuk Data Pukul 18:30	168

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Data Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Tahun 2013-2014

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
6/1/2013	0:30	3265,350	2/2/2013	0:30	3641,990
	1:00	3183,900		1:00	3539,280

7/1/2013	0:00	3137,830	28/1/2013	0:00	3452,000
	0:30	3073,590		.	.
	1:00	3035,390		.	.

31/1/2013	.	.	1/3/2013	0:30	3618,230
	.	.		1:00	3582,030
	0:00	3557,980		.	.

1/2/2013	.	.	2/3/2013	0:00	3738,250
	0:30	3615,200		0:30	3569,390
	1:00	3555,350		1:00	3535,960

1/2/2013	.	.	2/3/2013	0:00	3578,410
	0:00	3800,000		0:30	3628,590
	0:30	3633,160		1:00	3578,810
	1:00	3595,180		.	.
1/2/2013	.	.	2/3/2013	.	.

	0:00	3657,114		0:00	3491,360

Lampiran 1 (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
.	.	.	1/5/2013	0:30	3705,910
.	.	.		1:00	3655,220
.
31/3/2013	0:30	3234,100		.	.
	1:00	3240,100		.	.
.	.	.		0:00	3638,080
.	.	.	2/5/2013	0:30	3527,370
.	.	.		1:00	3477,730
1/4/2013	0:00	3247,790		.	.
	0:30	3222,690		.	.
	1:00	3192,100		.	.
.	.	.		0:00	3795,500
.
.
2/4/2013	0:00	3663,280	.	.	.
	0:30	3659,490	31/5/2013	0:30	3520,380
	1:00	3637,240		1:00	3445,780
.
.
.	0:00	3900,000		0:00	3458,730
.	.	.	1/6/2013	0:30	3521,190
.	.	.		1:00	3454,540
.
30/4/2013	0:30	3644,980		.	.
	1:00	3608,950		.	.
.	.	.		0:00	3498,920
.
.
	0:00	3827,230	.	.	.

Lampiran 1 (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
30/6/2013	0:30	3619,310	1/8/2013	0:30	3635,233
	1:00	3517,910		1:00	3613,285

1/7/2013	.	.	2/8/2013	.	.
	0:00	3400,300		0:00	3714,110
	0:30	3344,390		0:30	3678,540
2/7/2013	1:00	3398,860	31/8/2013	1:00	3540,880

2/7/2013	0:00	3815,410	1/9/2013	0:00	3705,900
	0:30	3765,610		.	.
	1:00	3728,750		.	.
31/7/2013	.	.	1/9/2013	.	.
	.	.		0:30	3723,350
	0:00	3804,370		1:00	3628,260
.	.	.	1/9/2013	.	.
.
.	.	.		0:00	3680,200
31/7/2013	0:30	3610,010	1/9/2013	0:30	3562,200
	1:00	3542,760		1:00	3510,280

.	.	.	1/9/2013	.	.
.
.	0:00	3811,930		0:00	3417,600

Lampiran 1 (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
2/9/2013	0:30	3408,282	31/10/2013	0:30	4006,057
	1:00	3397,678		1:00	3893,667

.	0:00	3860,520	1/11/2013	0:00	4013,844
.	.	.		0:30	3867,416
.	.	.		1:00	3839,182
.
30/9/2013	0:30	3434,380	2/11/2013	.	.
	1:00	3429,290		.	.
	.	.		0:00	3907,640
	.	.		0:30	4253,510
1/10/2013	.	.		1:00	4254,210
	0:00	3875,630	30/11/2013	.	.
	0:30	3892,534		.	.
	1:00	3688,871		.	.
.	.	.		0:00	3838,300
.
.
2/10/2013	0:00	3879,940	.	.	.
	0:30	3809,960	.	.	.
	1:00	3750,670	30/11/2013	0:30	3755,257
	.	.		1:00	3601,147
.
.
.	0:00	3830,700	.	0:00	3569,422
.
.
.

Lampiran 1 (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
31/12/2013	0:30	3526,380	1/2/2014	0:30	3278,540
	1:00	3421,596		1:00	3311,820

1/1/2014	.	.	2/2/2014	.	.
	0:00	3208,630		0:00	3659,600
	0:30	3217,474		0:30	3527,600
2/1/2014	1:00	3158,740	28/2/2014	1:00	3425,600

2/1/2014	0:00	3117,360	1/3/2014	0:00	3450,020
	0:30	3094,206		.	.
	1:00	3070,699		.	.
31/1/2014	.	.	1/3/2014	.	.
	.	.		0:30	3828,310
	.	.		1:00	3735,770
31/1/2014	0:00	3950,200		.	.

31/1/2014	0:30	3656,660	1/3/2014	0:00	3774,980
	1:00	3686,690		0:30	3791,640
	.	.		1:00	3660,660
31/1/2014	.	.	1/3/2014	.	.

31/1/2014	0:00	3477,220	1/3/2014	0:00	3580,030

Lampiran 1 : (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
2/3/2014	0:30	3531,830	30/4/2014	0:30	3965,704
	1:00	3467,920		1:00	3958,800

	0:00	3588,920		0:00	4031,020
.	.	.	1/5/2014	0:30	3929,560
.	.	.		1:00	3934,200
.
31/3/2014	0:30	3378,060		.	.
	1:00	3298,260		.	.
	.	.		0:00	3576,120

	0:00	3424,660	.	.	.
1/4/2014	0:30	3472,690	31/5/2014	0:30	3865,270
	1:00	3426,720		1:00	3721,160

	0:00	4105,370		0:00	3638,910
2/4/2014	0:30	4126,850	1/6/2014	0:30	3470,020
	1:00	4117,830		1:00	3452,820

	0:00	4230,480		0:00	3426,540
.
.
.

Lampiran 1 (lanjutan)

Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)	Tanggal	Jam	Konsumsi Listrik (MW)
30/6/2014	0:30	3888,100	31/7/2014	0:30	2691,330
	1:00	3807,560		1:00	2676,640

1/7/2014	.	.	1/8/2014	.	.
	0:00	4370,290		0:00	3088,230
	0:30	4299,500		0:30	3056,370
2/7/2014	1:00	4205,880	25/8/2014	1:00	2944,360

2/7/2014	0:00	4312,040	25/8/2014	0:00	3232,200
	0:30	4326,300		.	.
	1:00	4276,790		.	.
.	.	.	25/8/2014	.	.
	.	.		0:30	3992,760
	.	.		1:00	3931,180
.	0:00	4413,150		.	.

	.	.		0:00	4199,520

Lampiran 2 : *Syntax* SAS Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1)⁷ Untuk Data Pukul 05:00

```
data pertama;
input y;
datalines;
3262.69
3305.99
3576.98
.
.
.
4121.42
3769.80
4016.44
;

/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
  identify var=y(1,7);
run;

/*Tahap Estimasi*/
  estimate q=(1,2)(7) noconstant method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
  forecast out=hasil lead=14;
run;

/*Tahap Deteksi Outlier*/
  outlier maxnum=200 alpha=0.05;
run;

/*Menampilkan Output*/
proc print data=hasil;
run;

/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=hasil normal;
  var residual;
run;
```


Lampiran 3 : *Syntax* SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)⁷ Untuk Data Pukul 13:00

```

data pertama;
input y;
datalines;
3007.59
3806
3967.3
.
.
.
4326.08
3633.11
4470.46
;

/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
    identify var=y(1,7);
run;

/*Tahap Estimasi*/
    estimate q=(1)(7) noconstant method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
    forecast out=hasil lead=14;
run;

/*Tahap Deteksi Outlier*/
    outlier maxnum=200 alpha=0.05;
run;

/*Menampilkan Output*/
proc print data=hasil;
run;

/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=hasil normal;
    var residual;
run;

```

Lampiran 4 : *Syntax* SAS Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1)⁷
Untuk Data Pukul 18:30

```

data pertama;
input y;
datalines;
3944.57
4290.6
4312.4
.
.
.
4916.74
4697
5011.76
;

/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
  identify var=y(1,7);
run;

/*Tahap Estimasi*/
estimate q=(1,10)(7) noconstant method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
forecast out=hasil lead=14;
run;

/*Tahap Deteksi Outlier*/
outlier maxnum=200 alpha=0.05;
run;

/*Menampilkan Output*/
proc print data=hasil;
run;

/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=hasil normal;
  var residual;
run;

```

```
data pertama;  
set pertama;  
if _n_ >= 570 then LS0=1; else LS0=0;  
if _n_ >= 452 then LS1=1; else LS1=0;  
if _n_ >= 575 then LS2=1; else LS2=0;  
if _n_ >= 363 then LS3=1; else LS3=0;  
if _n_ >= 360 then LS4=1; else LS4=0;  
if _n_ = 283 then AO1=1; else AO1=0;  
if _n_ >= 285 then LS5=1; else LS5=0;  
if _n_ = 460 then AO2=1; else AO2=0;  
if _n_ >= 213 then LS6=1; else LS6=0;
```

Lampiran 5 (lanjutan)

```

if _n_ =301 then AO3=1;else AO3=0;
run;
/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
    identify var=y(1,7);
    crosscorr (LS0(1,7) LS1(1,7) LS2(1,7) LS3(1,7) LS4(1,7) AO1(1,7)
    LS5(1,7) AO2(1,7) LS6(1,7) AO3(1,7))
    noprint;
run;

/*Tahap Estimasi*/
    estimate q=(1,2)(7)
    input=(LS0 LS1 LS2 LS3 LS4 AO1 LS5 AO2 LS6 AO3)
    noconstant method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
    forecast out=hasil lead=14;
run;

/*Menampilkan Output*/
proc print data=hasil;
run;

/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=hasil normal;
    var residual;
run;

```

[illegible]

```
data pertama;  
set pertama;  
if _n_=177 then AO1=1;else AO1=0;  
if _n_=459 then AO2=1;else AO2=0;  
if _n_=550 then AO3=1;else AO3=0;  
if _n_=361 then AO4=1;else AO4=0;  
if _n_=481 then AO5=1;else AO5=0;  
if _n_>=569 then LS1=1;else LS1=0;  
if _n_=450 then AO6=1;else AO6=0;  
if _n_=236 then AO7=1;else AO7=0;  
if _n_>=575 then LS2=1;else LS2=0;
```

Lampiran 6 (lanjutan)

```

if _n_ =19 then AO8=1;else AO8=0;
if _n_ >=212 then LS3=1;else LS3=0;
if _n_ =374 then AO9=1;else AO9=0;
if _n_ =304 then AO10=1;else AO10=0;
if _n_ =567 then AO11=1;else AO11=0;
if _n_ =354 then AO12=1;else AO12=0;
if _n_ =152 then AO13=1;else AO13=0;
if _n_ =495 then AO14=1;else AO14=0;
if _n_ =360 then AO15=1;else AO15=0;
if _n_ >=225 then LS4=1;else LS4=0;
if _n_ =507 then AO16=1;else AO16=0;
if _n_ =83 then AO17=1;else AO17=0;
if _n_ =468 then AO18=1;else AO18=0;
if _n_ =391 then AO19=1;else AO19=0;
if _n_ >=214 then LS5=1;else LS5=0;
if _n_ >=218 then LS6=1;else LS6=0;
run;
/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
    identify var=y(1,7);
    crosscorr (AO1(1,7) AO2(1,7) AO3(1,7) AO4(1,7) AO5(1,7) LS1(1,7)
    AO6(1,7) AO7(1,7) LS2(1,7) AO8(1,7) LS3(1,7) AO9(1,7) AO10(1,7)
    AO11(1,7) AO12(1,7) AO13(1,7) AO14(1,7) AO15(1,7) LS4(1,7)
    AO16(1,7) AO17(1,7) AO18(1,7) AO19(1,7) LS5(1,7) LS6(1,7))
    noprint;
run;

/*Tahap Estimasi*/
estimate q=(1,2)(7)
input=(AO1 AO2 AO3 AO4 AO5 LS1 AO6 AO7 LS2 AO8 LS3 AO9
AO10 AO11 AO12 AO13 AO14 AO15 LS4 AO16 AO17 AO18
AO19 LS5 LS6)
noconstant method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
forecast out=hasil lead=14;
run;

```

Lampiran 6 (lanjutan)

```
/*Menampilkan Output*/  
proc print data=hasil;  
    run;  
  
/*Tahap Uji Normalitas Residual*/  
proc univariate data=hasil normal;  
    var residual;  
    run;
```


Lampiran 7 (lanjutan)

```

if _n_ >=213 then LS2=1;else LS2=0;
if _n_ =236 then AO8=1;else AO8=0;
if _n_ =83 then AO9=1;else AO9=0;
if _n_ =360 then AO10=1;else AO10=0;
if _n_ =152 then AO11=1;else AO11=0;
if _n_ =7 then AO13=1;else AO13=0;
run;
/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=pertama;
    identify var=y(1,7);
    crosscorr (AO1(1,7) AO2(1,7) AO3(1,7) AO4(1,7) LS1(1,7) AO5(1,7)
    AO6(1,7) AO7(1,7) LS2(1,7) AO8(1,7) AO9(1,7) AO10(1,7)
    AO11(1,7) AO13(1,7))
    noprint;
    run;

/*Tahap Estimasi*/
    estimate q=(1,10)(7)
    input=(AO1 AO2 AO3 AO4 LS1 AO5 AO6 AO7 LS2 AO8 AO9
    AO10 AO11 AO13)
    noconstant method=cls;
    run;

/*Tahap Peramalan*/
    forecast out=hasil lead=14;
    run;

/*Menampilkan Output*/
proc print data=hasil;
    run;

/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=hasil normal;
    var residual;
    run;

```

Lampiran 8 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi *Gaussian* dan 2 *Membership Function*

```

x=load('d:/TA10.txt');
/*data in sample*/
x_3=x(8:582);
x_2=x(2:576);
x_1=x(1:575);
xt=[x_3 x_2 x_1];
/*data out sample*/
x_3a=x(583:596);
x_2a=x(577:590);
x_1a=x(576:589);
xta=[x_3a x_2a x_1a];
/*output*/
y1=x(9:583);
y1a=x(584:597)
/*proses anfis*/
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gaussmf';
in_fis1=genfis1([xt y1],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xt y1],in_fis1,epoch_n);
/*peramalan*/
y1_hat=evalfis(xt,out_fis1);
yt=x;
for i=584:597;
    yt(i)=evalfis([yt(i-1) yt(i-7) yt(i-8)],out_fis1);
end
y1a_hat=yt(584:597);
/*residual*/
er_in=y1-y1_hat;
er_out=y1a-y1a_hat;
rmse_in=sqrt(sum(er_in.*er_in)/length(er_in))
rmse_out=sqrt(sum(er_out.*er_out)/length(er_out))
mape_in =sum(abs(er_in./y1)/length(er_in))*100
mape_out=sum(abs(er_out./y1a)/length(er_out))*100
smape_in=sum(abs(er_in./((y1+y1_hat)/2))/length(er_in))*100
smape_out=sum(abs(er_out./((y1a+y1a_hat)/2))/length(er_out))*100
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)

```

Lampiran 9 : Syntax MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi *Trapezoidal* dan 2 *Membership Function*

```

x=load('d:/TA10.txt');
/*data in sample*/
x_3=x(8:582);
x_2=x(2:576);
x_1=x(1:575);
xt=[x_3 x_2 x_1];
/*data out sample*/
x_3a=x(583:596);
x_2a=x(577:590);
x_1a=x(576:589);
xta=[x_3a x_2a x_1a];
/*output*/
y1=x(9:583);
y1a=x(584:597)
/*proses anfis*/
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='trapmf';
in_fis1=genfis1([xt y1],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xt y1],in_fis1,epoch_n);
/*peramalan*/
y1_hat=evalfis(xt,out_fis1);
yt=x;
for i=584:597;
    yt(i)=evalfis([yt(i-1) yt(i-7) yt(i-8)],out_fis1);
end
y1a_hat=yt(584:597);
/*residual*/
er_in=y1-y1_hat;
er_out=y1a-y1a_hat;
rmse_in=sqrt(sum(er_in.*er_in)/length(er_in))
rmse_out=sqrt(sum(er_out.*er_out)/length(er_out))
mape_in =sum(abs(er_in./y1)/length(er_in))*100
mape_out=sum(abs(er_out./y1a)/length(er_out))*100
smape_in=sum(abs(er_in./((y1+y1_hat)/2))/length(er_in))*100
smape_out=sum(abs(er_out./((y1a+y1a_hat)/2))/length(er_out))*100
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)

```

Lampiran 10 : Syntax MATLAB Model ANFIS Untuk Data Pukul 05:00 dengan Fungsi *Generalized Bell* dan *2 Membership Function*

```

x=load('d:/TA10.txt');
/*data in sample*/
x_3=x(8:582);
x_2=x(2:576);
x_1=x(1:575);
xt=[x_3 x_2 x_1];
/*data out sample*/
x_3a=x(583:596);
x_2a=x(577:590);
x_1a=x(576:589);
xta=[x_3a x_2a x_1a];
/*output*/
y1=x(9:583);
y1a=x(584:597)
/*proses anfis*/
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gbellmf';
in_fis1=genfis1([xt y1],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xt y1],in_fis1,epoch_n);
/*peramalan*/
y1_hat=evalfis(xt,out_fis1);
yt=x;
for i=584:597;
    yt(i)=evalfis([yt(i-1) yt(i-7) yt(i-8)],out_fis1);
end
y1a_hat=yt(584:597);
/*residual*/
er_in=y1-y1_hat;
er_out=y1a-y1a_hat;
rmse_in=sqrt(sum(er_in.*er_in)/length(er_in))
rmse_out=sqrt(sum(er_out.*er_out)/length(er_out))
mape_in =sum(abs(er_in./y1)/length(er_in))*100
mape_out=sum(abs(er_out./y1a)/length(er_out))*100
smape_in=sum(abs(er_in./((y1+y1_hat)/2))/length(er_in))*100
smape_out=sum(abs(er_out./((y1a+y1a_hat)/2))/length(er_out))*100
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)

```

Lampiran 11 : Output SAS Model ARIMA (0,1,2)(0,1,1)⁷
Untuk Data Pukul 05:00

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.21546		0.04154	5.19	<.0001	1			
MA1,2	0.14323		0.04148	3.45	0.0006	2			
MA2,1	0.96159		0.01227	78.38	<.0001	7			
Variance Estimate				21987.09					
Std Error Estimate				148.2805					
AIC				7383.743					
SBC				7396.806					
Number of Residuals				575					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.54	3	0.0882	0.002	0.010	0.013	-0.008	-0.084	-0.062
12	15.01	9	0.0906	-0.055	-0.064	-0.006	-0.078	-0.024	0.025
18	22.11	15	0.1049	-0.048	-0.018	-0.049	-0.067	0.049	0.008
24	24.14	21	0.2865	-0.003	0.002	-0.014	0.033	-0.010	-0.044
30	28.56	27	0.3823	-0.021	-0.035	-0.002	-0.001	0.025	0.071
36	32.42	33	0.4958	0.065	0.001	0.037	-0.017	-0.005	-0.019
42	33.06	39	0.7367	-0.011	-0.023	0.005	-0.016	0.000	0.009
48	39.69	45	0.6959	-0.051	-0.042	0.061	0.024	0.019	0.041
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.938995	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.063329	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.775278	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	4.916888	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 12 : Output SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)⁷
Untuk Data Pukul 13:00

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.49798		0.03624	13.74	<.0001	1			
MA2,1	0.96450		0.01121	86.03	<.0001	7			
Variance Estimate			70798.89						
Std Error Estimate			266.0806						
AIC			8055.145						
SBC			8063.854						
Number of Residuals			575						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.00	4	0.5583	0.021	-0.023	-0.001	-0.039	-0.029	-0.042
12	12.59	10	0.2475	-0.048	-0.079	0.020	-0.023	-0.073	0.040
18	22.14	16	0.1389	0.009	-0.025	-0.034	-0.091	0.077	-0.003
24	27.97	22	0.1768	0.035	0.021	0.020	0.079	-0.026	-0.029
30	30.64	28	0.3333	0.002	0.007	0.022	0.044	-0.044	-0.004
36	34.66	34	0.4363	0.062	0.004	0.009	0.010	-0.032	0.039
42	35.46	40	0.6747	0.015	0.007	0.025	-0.013	0.001	-0.015
48	41.15	46	0.6752	0.017	-0.017	0.052	0.020	0.069	-0.026
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.850241	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.145534	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	3.535087	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	20.52495	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 13 : *Output* SAS Model ARIMA (0,1,[1,10])(0,1,1)⁷
Untuk Data Pukul 18:30

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.35851		0.03879	9.24	<.0001	1			
MA1,2	0.11225		0.03974	2.82	0.0049	10			
MA2,1	0.87502		0.02031	43.08	<.0001	7			
Variance Estimate				29295.7					
Std Error Estimate				171.1599					
AIC				7548.759					
SBC				7561.822					
Number of Residuals				575					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.71	3	0.0525	0.026	-0.078	0.010	0.002	-0.061	-0.053
12	13.53	9	0.1400	-0.054	-0.077	-0.010	-0.005	-0.009	0.030
18	17.34	15	0.2988	0.011	-0.001	-0.037	-0.066	0.022	0.010
24	22.79	21	0.3550	-0.016	-0.016	0.034	0.070	-0.049	0.013
30	24.19	27	0.6197	-0.010	0.006	0.004	0.008	-0.044	0.012
36	31.18	33	0.5581	0.087	-0.012	0.043	0.009	0.005	0.041
42	36.23	39	0.5968	-0.049	-0.070	0.003	-0.019	0.021	0.006
48	42.89	45	0.5618	0.015	-0.025	0.075	0.043	0.040	-0.025
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.952474	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.083341	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.122795	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	6.853531	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 14 : Output SAS Model ARIMAX (0,1,2)(0,1,1)⁷
Untuk Data Pukul 05:00

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	0.29824	0.04331	6.89	<.0001	1	y	0		
MA1,2	0.09898	0.04347	2.28	0.0232	2	y	0		
MA2,1	0.95205	0.01327	71.73	<.0001	7	y	0		
NUM1	-876.71155	114.27527	-7.67	<.0001	0	LS0	0		
NUM2	657.43948	113.11933	5.81	<.0001	0	LS1	0		
NUM3	687.74466	113.28619	6.07	<.0001	0	LS2	0		
NUM4	717.68971	113.19928	6.34	<.0001	0	LS3	0		
NUM5	-685.10731	112.66900	-6.08	<.0001	0	LS4	0		
NUM6	-490.45259	97.30396	-5.04	<.0001	0	A01	0		
NUM7	553.70629	113.46382	4.88	<.0001	0	LS5	0		
NUM8	-461.92703	98.29819	-4.70	<.0001	0	A02	0		
NUM9	-530.09351	111.85934	-4.74	<.0001	0	LS6	0		
NUM10	341.94114	96.69753	3.54	0.0004	0	A03	0		
Variance Estimate				14504.42					
Std Error Estimate				120.4343					
AIC				7154.4					
SBC				7211.007					
Number of Residuals				575					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.27	3	0.1529	0.000	0.003	0.012	0.002	-0.039	-0.086
12	11.45	9	0.2462	0.018	-0.007	0.014	-0.085	-0.004	0.051
18	24.85	15	0.0520	-0.045	-0.045	-0.081	-0.022	0.089	0.060
24	30.17	21	0.0886	-0.025	-0.033	-0.060	-0.032	-0.034	-0.038
30	38.75	27	0.0667	0.031	0.000	0.004	0.028	0.072	0.084
36	40.85	33	0.1635	-0.001	-0.032	0.024	-0.013	-0.034	-0.023
42	42.69	39	0.3154	-0.017	-0.002	-0.027	-0.020	0.031	0.023
48	49.34	45	0.3039	-0.057	-0.017	0.070	0.009	0.023	0.040
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.995403	Pr < W	0.0870				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.02946	Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.084267	Pr > W-Sq	0.1892				
Anderson-Darling		A-Sq	0.53225	Pr > A-Sq	0.1808				

Lampiran 15 (lanjutan)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.46	4	0.0505	0.062	-0.089	-0.011	-0.045	-0.024	-0.043
12	13.64	10	0.1903	-0.035	0.009	-0.064	0.026	0.016	-0.029
18	18.77	16	0.2808	0.032	0.004	-0.040	-0.032	0.070	-0.011
24	20.62	22	0.5442	0.035	-0.025	-0.004	0.026	-0.000	0.024
30	25.89	28	0.5789	-0.030	-0.017	0.073	0.047	-0.008	0.003
36	28.65	34	0.7273	0.034	-0.002	0.037	0.029	0.000	0.033
42	32.58	40	0.7913	-0.036	-0.001	-0.029	0.002	0.023	-0.061
48	42.27	46	0.6294	-0.025	-0.013	0.067	0.097	-0.027	-0.009
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.93512	Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.066535	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.781245	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	5.012376	Pr > A-Sq	<0.0050				

Lampiran 16 : Output SAS Model ARIMAX (0,1,[1,10]) (0,1,1)⁷ Untuk Data Pukul 18:30

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	0.30607	0.04121	7.43	<.0001	1	y		0	
MA1,2	0.09915	0.04179	2.37	0.0180	10	y		0	
MA2,1	0.92126	0.01668	55.22	<.0001	7	y		0	
NUM1	-859.88657	107.65538	-7.99	<.0001	0	A01		0	
NUM2	-704.44896	101.92614	-6.91	<.0001	0	A02		0	
NUM3	-646.81025	101.38238	-6.38	<.0001	0	A03		0	
NUM4	-580.53904	101.25408	-5.73	<.0001	0	A04		0	
NUM5	-685.73499	120.89278	-5.67	<.0001	0	LS1		0	
NUM6	-577.84355	102.14787	-5.66	<.0001	0	A05		0	
NUM7	-571.47548	101.03970	-5.66	<.0001	0	A06		0	
NUM8	-519.01813	101.39075	-5.12	<.0001	0	A07		0	
NUM9	-518.43458	119.39130	-4.34	<.0001	0	LS2		0	
NUM10	-482.45957	101.09925	-4.77	<.0001	0	A08		0	
NUM11	-391.95998	101.10890	-3.88	0.0001	0	A09		0	
NUM12	-521.20438	107.59551	-4.84	<.0001	0	A010		0	
NUM13	-438.47212	100.98407	-4.34	<.0001	0	A011		0	
NUM14	406.17723	40.37028	10.06	<.0001	0	A013		0	
Variance Estimate				16392.29					
Std Error Estimate				128.0324					
AIC				7228.649					
SBC				7302.673					
Number of Residuals				575					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.29	3	0.2314	-0.015	0.019	0.072	0.027	-0.026	-0.014
12	8.51	9	0.4836	-0.028	-0.032	-0.064	-0.003	0.004	0.036
18	9.95	15	0.8231	-0.027	0.013	-0.015	-0.013	0.032	-0.008
24	14.85	21	0.8305	-0.026	-0.033	0.028	0.026	-0.042	0.057
30	19.41	27	0.8544	0.008	0.050	0.057	-0.019	0.032	-0.017
36	24.17	33	0.8681	0.033	-0.022	0.070	0.031	0.020	0.001
42	29.87	39	0.8532	0.037	-0.031	-0.070	0.003	0.041	0.018
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.993832	Pr < W	0.0192					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.030306	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.148705	Pr > W-Sq	0.0246					
Anderson-Darling	A-Sq	0.945531	Pr > A-Sq	0.0182					

Lampiran 17 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi Gaussian Untuk Data Pukul 05:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 12
    Total number of parameters: 44
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

start training ANFIS ...

1      154.162
2      154.162
3      154.162
4      154.162
5      154.162
6      154.162
7      154.162
8      154.162
9      154.162
10     154.162
11     154.162
12     154.162
13     154.162
14     154.162
15     154.162
16     154.162
17     154.162
18     154.162
19     154.162
20     154.162
21     154.162
22     154.162
Step size increases to 0.011000 after epoch 22.
23     154.162
24     154.162
25     154.162
26     154.162
27     154.162
28     154.162
29     154.162
30     154.162
31     154.162
32     154.162
Step size decreases to 0.009900 after epoch 32.
33     154.162
34     154.162
35     154.162
36     154.162
37     154.162
38     154.162
39     154.162
40     154.162
41     154.162
42     154.162
43     154.162
Step size decreases to 0.008910 after epoch 43.
44     154.162
45     154.162
46     154.162
47     154.162
48     154.162
49     154.162

```

Lampiran 17 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.009801 after epoch 49.
50    154.162
51    154.162
52    154.162
53    154.162
Step size increases to 0.010781 after epoch 53.
54    154.162
55    154.162
56    154.162
57    154.162
Step size decreases to 0.009703 after epoch 57.
58    154.161
59    154.162
60    154.161
61    154.161
62    154.161
Step size decreases to 0.008733 after epoch 62.
63    154.161
64    154.161
65    154.161
66    154.161
67    154.161
68    154.161
69    154.161
70    154.161
71    154.161
72    154.161
Step size decreases to 0.007859 after epoch 72.
73    154.161
74    154.161
75    154.161
76    154.161
77    154.161
78    154.161
Step size decreases to 0.007073 after epoch 78.
79    154.161
80    154.161
81    154.161
82    154.161
83    154.161
84    154.161
85    154.161
Step size decreases to 0.006366 after epoch 85.
86    154.161
87    154.161
88    154.161
89    154.161
Step size decreases to 0.005730 after epoch 89.
90    154.161
91    154.161
92    154.161
93    154.161
Step size decreases to 0.005157 after epoch 93.
94    154.161
95    154.161
96    154.161
97    154.161
98    154.161
99    154.161
100   154.161

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 17 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    154.1610

rmse_out =

    343.8476

mape_in =

    3.1081

mape_out =

    6.7829

smape_in =

    3.0951

smape_out =

    7.0962

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2]
5. NumOutputMFs  8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod    max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels     input1
13.              input2
14.              input3
15. OutLabels    output
16. InRange      [2405 4503]
17.              [2405 4503]
18.              [2405 4503]
19. OutRange     [2405 4503]
20. InMFLabels   in1mf1
21.              in1mf2
22.              in2mf1
23.              in2mf2
24.              in3mf1
25.              in3mf2
26. OutMFLabels  out1mf1
27.              out1mf2
28.              out1mf3
29.              out1mf4
30.              out1mf5
31.              out1mf6
32.              out1mf7
33.              out1mf8
34. InMFTypes    gaussmf
35.              gaussmf
36.              gaussmf
37.              gaussmf
38.              gaussmf
39.              gaussmf

```

Lampiran 17 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                linear
42.                linear
43.                linear
44.                linear
45.                linear
46.                linear
47.                linear
48. InMFParams      [891.3 2405 0 0]
49.                [891.3 4503 0 0]
50.                [891.3 2405 0 0]
51.                [891.3 4503 0 0]
52.                [891.3 2405 0 0]
53.                [891.3 4503 0 0]
54. OutMFParams     [0 0 0 0]
55.                [0 0 0 0]
56.                [0 0 0 0]
57.                [0 0 0 0]
58.                [0 0 0 0]
59.                [0 0 0 0]
60.                [0 0 0 0]
61.                [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                [1 1 2]
64.                [1 2 1]
65.                [1 2 2]
66.                [2 1 1]
67.                [2 1 2]
68.                [2 2 1]
69.                [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                2
64.                3
65.                4
66.                5
67.                6
68.                7
69.                8
62. Rule Weight     1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
62. Rule Connection 1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
1. Name            anfis
2. Type            sugeno
3. Inputs/Outputs  [3 1]
4. NumInputMFs     [2 2 2]
5. NumOutputMFs    8
6. NumRules        8
7. AndMethod       prod
8. OrMethod        max
9. ImpMethod       prod
10. AggMethod       max
11. DefuzzMethod    wtaver
12. InLabels        input1
13.                 input2
14.                 input3
15. OutLabels        output
16. InRange          [2405 4503]
17.                 [2405 4503]
18.                 [2405 4503]
19. OutRange         [2405 4503]

```

Lampiran 17 (lanjutan)

```

20. InMFLabels      in1mf1
21.                 in1mf2
22.                 in2mf1
23.                 in2mf2
24.                 in3mf1
25.                 in3mf2
26. OutMFLabels     out1mf1
27.                 out1mf2
28.                 out1mf3
29.                 out1mf4
30.                 out1mf5
31.                 out1mf6
32.                 out1mf7
33.                 out1mf8
34. InMFTypes       gaussmf
35.                 gaussmf
36.                 gaussmf
37.                 gaussmf
38.                 gaussmf
39.                 gaussmf
40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFParams      [890.9 2404 0 0]
49.                 [891 4504 0 0]
50.                 [891 2405 0 0]
51.                 [890.9 4504 0 0]
52.                 [891.4 2405 0 0]
53.                 [891.7 4503 0 0]
54. OutMFParams     [-2.141 6.665 -5.968 6096]
55.                 [3.842 -25.41 6.916 4.536e+004]
56.                 [4.713 -2.226 10.69 -3.212e+004]
57.                 [1.252 -5.863 2.455 1.525e+004]
58.                 [-0.5014 -7.747 4.806 1.595e+004]
59.                 [3.749 9.583 1.408 -4.953e+004]
60.                 [3.096 -5.22 -0.3088 1.243e+004]
61.                 [0.3111 3.42 -1.228 -7487]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection 1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```


Lampiran 18 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Trapezoidal* Untuk Data Pukul 05:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 24
    Total number of parameters: 56
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

    1    154.935
    2    154.935
    3    154.935
    4    154.935
    5    154.935
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
    6    154.934
    7    154.934
    8    154.934
    9    154.934
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
   10    154.934
   11    154.934
   12    154.934
   13    154.934
Step size increases to 0.013310 after epoch 13.
   14    154.934
   15    154.934
   16    154.934
   17    154.933
Step size increases to 0.014641 after epoch 17.
   18    154.933
   19    154.933
   20    154.933
   21    154.933
Step size increases to 0.016105 after epoch 21.
   22    154.932
   23    154.932
   24    154.932
   25    154.932
Step size increases to 0.017716 after epoch 25.
   26    154.932
   27    154.932
   28    154.932
   29    154.931
Step size increases to 0.019487 after epoch 29.
   30    154.931
   31    154.931
   32    154.931
   33    154.931
Step size increases to 0.021436 after epoch 33.
   34    154.93
   35    154.93
   36    154.93
   37    154.93
Step size increases to 0.023579 after epoch 37.
   38    154.93
   39    154.929
   40    154.929
   41    154.929

```

Lampiran 18 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.025937 after epoch 41.
42    154.929
43    154.928
44    154.928
45    154.928
Step size increases to 0.028531 after epoch 45.
46    154.928
47    154.928
48    154.927
49    154.927
Step size increases to 0.031384 after epoch 49.
50    154.927
51    154.926
52    154.926
53    154.926
Step size increases to 0.034523 after epoch 53.
54    154.925
55    154.925
56    154.925
57    154.924
Step size increases to 0.037975 after epoch 57.
58    154.924
59    154.924
60    154.923
61    154.923
Step size increases to 0.041772 after epoch 61.
62    154.923
63    154.922
64    154.922
65    154.922
Step size increases to 0.045950 after epoch 65.
66    154.921
67    154.921
68    154.92
69    154.92
Step size increases to 0.050545 after epoch 69.
70    154.919
71    154.919
72    154.918
73    154.918
Step size increases to 0.055599 after epoch 73.
74    154.917
75    154.917
76    154.916
77    154.916
Step size increases to 0.061159 after epoch 77.
78    154.915
79    154.915
80    154.914
81    154.914
Step size increases to 0.067275 after epoch 81.
82    154.913
83    154.912
84    154.912
85    154.911
Step size increases to 0.074002 after epoch 85.
86    154.911
87    154.91
88    154.909
89    154.908
Step size increases to 0.081403 after epoch 89.
90    154.908
91    154.907
92    154.906
93    154.905
Step size increases to 0.089543 after epoch 93.
94    154.905
95    154.904
96    154.903
97    154.902
Step size increases to 0.098497 after epoch 97.
98    154.901
99    154.9
100   154.899
Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 18 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    154.8993

rmse_out =

    343.6679

mape_in =

    3.1251

mape_out =

    6.8252

smape_in =

    3.1129

smape_out =

    7.1382

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFS   [2 2 2]
5. NumOutputMFS  8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15. OutLabels     output
16. InRange       [2405 4503]
17.               [2405 4503]
18.               [2405 4503]
19. OutRange      [2405 4503]
20. InMFLabels    in1mf1
21.               in1mf2
22.               in2mf1
23.               in2mf2
24.               in3mf1
25.               in3mf2
26. OutMFLabels    out1mf1
27.               out1mf2
28.               out1mf3
29.               out1mf4
30.               out1mf5
31.               out1mf6
32.               out1mf7
33.               out1mf8
34. InMFTypes      trapmf
35.               trapmf
36.               trapmf
37.               trapmf
38.               trapmf
39.               trapmf

```

Lampiran 18 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                linear
42.                linear
43.                linear
44.                linear
45.                linear
46.                linear
47.                linear
48. InMFParams      [935.5 1775 3034 3874]
49.                [3034 3874 5133 5973]
50.                [935.5 1775 3034 3874]
51.                [3034 3874 5133 5973]
52.                [935.5 1775 3034 3874]
53.                [3034 3874 5133 5973]
54. OutMFParams     [0 0 0 0]
55.                [0 0 0 0]
56.                [0 0 0 0]
57.                [0 0 0 0]
58.                [0 0 0 0]
59.                [0 0 0 0]
60.                [0 0 0 0]
61.                [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                [1 1 2]
64.                [1 2 1]
65.                [1 2 2]
66.                [2 1 1]
67.                [2 1 2]
68.                [2 2 1]
69.                [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                2
64.                3
65.                4
66.                5
67.                6
68.                7
69.                8
62. Rule Weight     1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
62. Rule Connection 1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
1. Name            anfis
2. Type            sugeno
3. Inputs/Outputs  [3 1]
4. NumInputMFs     [2 2 2]
5. NumOutputMFs    8
6. NumRules        8
7. AndMethod        prod
8. OrMethod         max
9. ImplMethod       prod
10. AggMethod        max
11. DefuzzMethod     wtaver
12. InLabels         input1
13.                 input2
14.                 input3
15. OutLabels        output
16. InRange          [2405 4503]
17.                 [2405 4503]
18.                 [2405 4503]
19. OutRange         [2405 4503]

```

Lampiran 18 (lanjutan)

```

19. OutRange      [2405 4503]
20. InMFLabels   in1mf1
21.              in1mf2
22.              in2mf1
23.              in2mf2
24.              in3mf1
25.              in3mf2
26. OutMFLabels   out1mf1
27.              out1mf2
28.              out1mf3
29.              out1mf4
30.              out1mf5
31.              out1mf6
32.              out1mf7
33.              out1mf8
34. InMFTypes     trapmf
35.              trapmf
36.              trapmf
37.              trapmf
38.              trapmf
39.              trapmf
40. OutMFTypes     linear
41.              linear
42.              linear
43.              linear
44.              linear
45.              linear
46.              linear
47.              linear
48. InMFParams     [935.5 1775 3034 3874]
49.              [3035 3874 5133 5973]
50.              [935.5 1775 3034 3877]
51.              [3034 3873 5133 5973]
52.              [935.5 1775 3034 3875]
53.              [3034 3874 5133 5973]
54. OutMFParams    [0.4436 1.205 -0.8624 897.1]
55.              [2.161 -4.084 2.448 1165]
56.              [1.649 0.6006 0.4583 -5299]
57.              [0.8939 0.517 -0.7503 1466]
58.              [1.191 -1.96 0.2927 4309]
59.              [1.918 1.019 -0.8406 -4408]
60.              [0.4037 -1.356 0.08413 7207]
61.              [0.675 0.3414 -0.2302 827.4]
62. Rule Antecedent
63.              [1 1 1]
64.              [1 1 2]
65.              [1 2 1]
66.              [1 2 2]
67.              [2 1 1]
68.              [2 1 2]
69.              7
70.              8
62. Rule Weight
63.              1
64.              1
65.              1
66.              1
67.              1
68.              1
69.              1
62. Rule Connection
63.              1
64.              1
65.              1
66.              1
67.              1
68.              1
69.              1

```

Lampiran 19 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Generalized Bell* Untuk Data Pukul 05:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 18
    Total number of parameters: 50
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

    1    153.842
    2    153.838
    3    153.835
    4    153.831
    5    153.827
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
    6    153.824
    7    153.82
    8    153.816
    9    153.812
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
   10    153.808
   11    153.804
   12    153.8
   13    153.796
Step size increases to 0.013310 after epoch 13.
   14    153.791
   15    153.787
   16    153.782
   17    153.777
Step size increases to 0.014641 after epoch 17.
   18    153.773
   19    153.768
   20    153.763
   21    153.758
Step size increases to 0.016105 after epoch 21.
   22    153.753
   23    153.747
   24    153.742
   25    153.736
Step size increases to 0.017716 after epoch 25.
   26    153.731
   27    153.725
   28    153.719
   29    153.713
Step size increases to 0.019487 after epoch 29.
   30    153.708
   31    153.701
   32    153.695
   33    153.689
Step size increases to 0.021436 after epoch 33.
   34    153.682
   35    153.675
   36    153.669
   37    153.662
Step size increases to 0.023579 after epoch 37.
   38    153.655
   39    153.648
   40    153.64
   41    153.633

```

Lampiran 19 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.025937 after epoch 41.
42 153.626
43 153.618
44 153.61
45 153.603
Step size increases to 0.028531 after epoch 45.
46 153.595
47 153.586
48 153.578
49 153.57
Step size increases to 0.031384 after epoch 49.
50 153.562
51 153.553
52 153.544
53 153.535
Step size increases to 0.034523 after epoch 53.
54 153.526
55 153.517
56 153.508
57 153.498
Step size increases to 0.037975 after epoch 57.
58 153.489
59 153.479
60 153.469
61 153.46
Step size increases to 0.041772 after epoch 61.
62 153.45
63 153.44
64 153.429
65 153.419
Step size increases to 0.045950 after epoch 65.
66 153.409
67 153.398
68 153.387
69 153.376
Step size increases to 0.050545 after epoch 69.
70 153.366
71 153.354
72 153.343
73 153.332
Step size increases to 0.055599 after epoch 73.
74 153.32
75 153.308
76 153.296
77 153.285
Step size increases to 0.061159 after epoch 77.
78 153.273
79 153.261
80 153.248
81 153.236
Step size increases to 0.067275 after epoch 81.
82 153.224
83 153.211
84 153.198
85 153.185
Step size increases to 0.074002 after epoch 85.
86 153.172
87 153.158
88 153.145
89 153.131
Step size increases to 0.081403 after epoch 89.
90 153.118
91 153.103
92 153.088
93 153.074
Step size increases to 0.089543 after epoch 93.
94 153.059
95 153.044
96 153.028
97 153.012
Step size increases to 0.098497 after epoch 97.
98 152.997
99 152.98
100 152.963

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 19 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    152.9630

rmse_out =

    342.2759

mape_in =

    3.0630

mape_out =

    6.7549

smape_in =

    3.0504

smape_out =

    7.0604

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2]
5. NumOutputMFs  8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels     input1
13.              input2
14.              input3
15. OutLabels     output
16. InRange      [2405 4503]
17.              [2405 4503]
18.              [2405 4503]
19. OutRange     [2405 4503]
20. InMFLabels   in1mf1
21.              in1mf2
22.              in2mf1
23.              in2mf2
24.              in3mf1
25.              in3mf2
26. OutMFLabels  out1mf1
27.              out1mf2
28.              out1mf3
29.              out1mf4
30.              out1mf5
31.              out1mf6
32.              out1mf7
33.              out1mf8
34. InMFTypes     gbellmf
35.              gbellmf
36.              gbellmf
37.              gbellmf
38.              gbellmf
39.              gbellmf

```


Lampiran 19 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFParams       [1049 2 2405 0]
49.                 [1049 2 4503 0]
50.                 [1049 2 2405 0]
51.                 [1049 2 4503 0]
52.                 [1049 2 2405 0]
53.                 [1049 2 4503 0]
54. OutMFParams      [0 0 0 0]
55.                 [0 0 0 0]
56.                 [0 0 0 0]
57.                 [0 0 0 0]
58.                 [0 0 0 0]
59.                 [0 0 0 0]
60.                 [0 0 0 0]
61.                 [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent  [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent  1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 19 (lanjutan)

```

1. Name      anfis
2. Type      sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFS [2 2 2]
5. NumOutputMFS 8
6. NumRules   8
7. AndMethod  prod
8. OrMethod   max
9. ImpMethod  prod
10. AggMethod  max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels   input1
13.            input2
14.            input3
15. OutLabels   output
16. InRange     [2405 4503]
17.            [2405 4503]
18.            [2405 4503]
19. OutRange    [2405 4503]
20. InMFLabels in1mf1
21.            in1mf2
22.            in2mf1
23.            in2mf2
24.            in3mf1
25.            in3mf2
26. OutMFLabels out1mf1
27.            out1mf2
28.            out1mf3
29.            out1mf4
30.            out1mf5
31.            out1mf6
32.            out1mf7
33.            out1mf8
34. InMFTypes   gbellmf
35.            gbellmf
36.            gbellmf
37.            gbellmf
38.            gbellmf
39.            gbellmf
40. OutMFTypes  linear
41.            linear
42.            linear
43.            linear
44.            linear
45.            linear
46.            linear
47.            linear
48. InMFParams  [1049 2.414 2405 0]
49.            [1049 3.821 4503 0]
50.            [1049 0.653 2405 0]
51.            [1049 3.156 4503 0]
52.            [1049 4.486 2405 0]
53.            [1049 0.9835 4503 0]
54. OutMFParams [-0.1977 4.113 -2.128 -2000]
55.            [3.147 -6.577 1.759 9209]
56.            [2.111 2.633 0.2523 -1.45e+004]
57.            [0.4509 2.449 -1.4 -970.4]
58.            [1.065 -1.603 -0.1487 5304]
59.            [2.843 -1.486 0.7925 -6560]
60.            [0.4216 -2.086 1.924 3934]
61.            [-0.04009 0.6413 -0.455 4012]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                [1 1 2]
64.                [1 2 1]
65.                [1 2 2]
66.                [2 1 1]
67.                [2 1 2]
68.                [2 2 1]
69.                [2 2 2]

```

Lampiran 19 (lanjutan)

62.	Rule Consequent	1
63.		2
64.		3
65.		4
66.		5
67.		6
68.		7
69.		8
62.	Rule Weight	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1
62.	Rule Connection	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1

Lampiran 20 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Gaussian* Untuk Data Pukul 13:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 12
    Total number of parameters: 44
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

    1    271.379
    2    271.379
    3    271.379
    4    271.379
    5    271.379
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
    6    271.379
    7    271.379
    8    271.379
    9    271.379
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
   10    271.379
   11    271.379
   12    271.379
   13    271.378
Step size increases to 0.013310 after epoch 13.
   14    271.378
   15    271.378
   16    271.378
   17    271.378
Step size increases to 0.014641 after epoch 17.
   18    271.378
   19    271.378
   20    271.378
   21    271.378
Step size increases to 0.016105 after epoch 21.
   22    271.378
   23    271.378
   24    271.378
   25    271.377
Step size increases to 0.017716 after epoch 25.
   26    271.377
   27    271.377
   28    271.377
   29    271.377
Step size increases to 0.019487 after epoch 29.
   30    271.377
   31    271.377
   32    271.377
   33    271.377
Step size increases to 0.021436 after epoch 33.
   34    271.377
   35    271.376
   36    271.376
   37    271.376
Step size increases to 0.023579 after epoch 37.
   38    271.376
   39    271.376
   40    271.376
   41    271.376

```

Lampiran 20 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.025937 after epoch 41.
42      271.375
43      271.375
44      271.375
45      271.375
Step size increases to 0.028531 after epoch 45.
46      271.375
47      271.375
48      271.375
49      271.374
Step size increases to 0.031384 after epoch 49.
50      271.374
51      271.374
52      271.374
53      271.374
Step size increases to 0.034523 after epoch 53.
54      271.374
55      271.373
56      271.373
57      271.373
Step size increases to 0.037975 after epoch 57.
58      271.373
59      271.373
60      271.372
61      271.372
Step size increases to 0.041772 after epoch 61.
62      271.372
63      271.372
64      271.371
65      271.371
Step size increases to 0.045950 after epoch 65.
66      271.371
67      271.371
68      271.37
69      271.37
Step size increases to 0.050545 after epoch 69.
70      271.37
71      271.37
72      271.369
73      271.369
Step size increases to 0.055599 after epoch 73.
74      271.369
75      271.369
76      271.368
77      271.368
Step size increases to 0.061159 after epoch 77.
78      271.368
79      271.367
80      271.367
81      271.366
Step size increases to 0.067275 after epoch 81.
82      271.366
83      271.366
84      271.365
85      271.365
Step size increases to 0.074002 after epoch 85.
86      271.365
87      271.364
88      271.364
89      271.363
Step size increases to 0.081403 after epoch 89.
90      271.363
91      271.362
92      271.362
93      271.362
Step size increases to 0.089543 after epoch 93.
94      271.361
95      271.361
96      271.36
97      271.36
Step size increases to 0.098497 after epoch 97.
98      271.359
99      271.358
100     271.358

```

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

Lampiran 20 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    271.3579

rmse_out =

    409.7775

mape_in =

    4.9526

mape_out =

    7.4921

smape_in =

    4.8329

smape_out =

    7.8170

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/outputs [3 1]
4. NumInputMFS   [2 2 2]
5. NumOutputMFS  8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15. OutLabels     output
16. InRange       [2166 4828]
17.               [2166 4828]
18.               [2166 4828]
19. OutRange      [2166 4828]
20. InMFLabels    in1mf1
21.               in1mf2
22.               in2mf1
23.               in2mf2
24.               in3mf1
25.               in3mf2
26. OutMFLabels   out1mf1
27.               out1mf2
28.               out1mf3
29.               out1mf4
30.               out1mf5
31.               out1mf6
32.               out1mf7
33.               out1mf8
34. InMFTypes     gaussmf
35.               gaussmf
36.               gaussmf
37.               gaussmf
38.               gaussmf
39.               gaussmf

```

Lampiran 20 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFParams       [1131 2166 0 0]
49.                 [1131 4828 0 0]
50.                 [1131 2166 0 0]
51.                 [1131 4828 0 0]
52.                 [1131 2166 0 0]
53.                 [1131 4828 0 0]
54. OutMFParams      [0 0 0 0]
55.                 [0 0 0 0]
56.                 [0 0 0 0]
57.                 [0 0 0 0]
58.                 [0 0 0 0]
59.                 [0 0 0 0]
60.                 [0 0 0 0]
61.                 [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent  [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 20 (lanjutan)

62.	Rule Consequent	1
63.		2
64.		3
65.		4
66.		5
67.		6
68.		7
69.		8
62.	Rule Weight	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1
62.	Rule Connection	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1
1.	Name	anfis
2.	Type	sugeno
3.	Inputs/outputs	[3 1]
4.	NumInputMFs	[2 2 2]
5.	NumOutputMFs	8
6.	NumRules	8
7.	AndMethod	prod
8.	OrMethod	max
9.	ImpMethod	prod
10.	AggMethod	max
11.	DefuzzMethod	wtaver
12.	InLabels	input1
13.		input2
14.		input3
15.	OutLabels	output
16.	InRange	[2166 4828]
17.		[2166 4828]
18.		[2166 4828]
19.	OutRange	[2166 4828]
20.	InMFLabels	in1mf1
21.		in1mf2
22.		in2mf1
23.		in2mf2
24.		in3mf1
25.		in3mf2
26.	OutMFLabels	out1mf1
27.		out1mf2
28.		out1mf3
29.		out1mf4
30.		out1mf5
31.		out1mf6
32.		out1mf7
33.		out1mf8
34.	InMFTypes	gaussmf
35.		gaussmf
36.		gaussmf
37.		gaussmf
38.		gaussmf
39.		gaussmf
40.	OutMFTypes	linear
41.		linear
42.		linear
43.		linear
44.		linear
45.		linear
46.		linear
47.		linear

Lampiran 20 (lanjutan)

```

48. InMFParams      [1129 2165 0 0]
49.                 [1128 4829 0 0]
50.                 [1131 2165 0 0]
51.                 [1131 4827 0 0]
52.                 [1130 2166 0 0]
53.                 [1131 4828 0 0]
54. OutMFParams     [6.131 0.5301 2.198 -1.855e+004]
55.                 [-6.062 -10.61 6.755 1.9e+004]
56.                 [3.336 -5.739 0.661 1.477e+004]
57.                 [4.238 -1.896 -1.516 1.097e+004]
58.                 [6.793 2.444 -3.663 -2.298e+004]
59.                 [-1.864 -2.622 -1.586 2.923e+004]
60.                 [-0.8402 3.444 2.611 -1.515e+004]
61.                 [2.93 -1.602 1.326 -8657]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight     1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection 1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1

```

Lampiran 21 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi Trapezoidal Untuk Data Pukul 13:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 24
    Total number of parameters: 56
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

    1    270.259
    2    270.259
    3    270.259
    4    270.259
    5    270.258
Step size decreases to 0.009000 after epoch 5.
    6    270.259
    7    270.258
    8    270.258
    9    270.258
   10    270.258
   11    270.257
   12    270.257
   13    270.257
   14    270.257
   15    270.257
   16    270.257
   17    270.256
Step size decreases to 0.008100 after epoch 17.
   18    270.256
   19    270.256
   20    270.256
   21    270.256
   22    270.256
   23    270.256
Step size increases to 0.008910 after epoch 23.
   24    270.255
   25    270.255
   26    270.255
   27    270.255
Step size increases to 0.009801 after epoch 27.
   28    270.254
   29    270.254
   30    270.254
   31    270.254
   32    270.254
   33    270.254
   34    270.253
   35    270.253
Step size increases to 0.010781 after epoch 35.
   36    270.254
   37    270.253
   38    270.253
   39    270.252
   40    270.252

```

Lampiran 21 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.011859 after epoch 40.
41    270.252
42    270.252
43    270.252
44    270.252
Step size increases to 0.013045 after epoch 44.
45    270.251
46    270.251
47    270.251
48    270.251
49    270.25
50    270.25
51    270.25
Step size decreases to 0.011741 after epoch 51.
52    270.249
53    270.249
54    270.249
Step size increases to 0.012915 after epoch 54.
55    270.249
56    270.249
57    270.248
58    270.248
59    270.248
60    270.248
61    270.247
62    270.247
Step size increases to 0.014206 after epoch 62.
63    270.247
64    270.247
65    270.246
66    270.246
67    270.247
68    270.246
69    270.245
70    270.245
71    270.245
Step size increases to 0.015627 after epoch 71.
72    270.245
73    270.245
74    270.244
75    270.244
76    270.243
77    270.243
78    270.243
79    270.242
80    270.242
81    270.242
Step size increases to 0.017189 after epoch 81.
82    270.241
83    270.241
84    270.241
85    270.24
86    270.241
87    270.24
Step size decreases to 0.015470 after epoch 87.
88    270.24
89    270.239
90    270.239
Step size increases to 0.017018 after epoch 90.
91    270.239
92    270.238
93    270.238
94    270.238
Step size increases to 0.018719 after epoch 94.
95    270.237
96    270.237
97    270.237
98    270.236
99    270.236
100   270.235

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 21 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    270.2353

rmse_out =

    429.8413

mape_in =

    4.9320

mape_out =

    8.0387

smape_in =

    4.8121

smape_out =

    8.4560

1. Name      anfis
2. Type      sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFs [2 2 2]
5. NumOutputMFs 8
6. NumRules    8
7. AndMethod    prod
8. OrMethod     max
9. ImpMethod    prod
10. AggMethod   max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels    input1
13.             input2
14.             input3
15. OutLabels    output
16. InRange     [2166 4828]
17.             [2166 4828]
18.             [2166 4828]
19. OutRange    [2166 4828]
20. InMFLabels  in1mf1
21.             in1mf2
22.             in2mf1
23.             in2mf2
24.             in3mf1
25.             in3mf2
26. OutMFLabels out1mf1
27.             out1mf2
28.             out1mf3
29.             out1mf4
30.             out1mf5
31.             out1mf6
32.             out1mf7
33.             out1mf8

```

Lampiran 21 (lanjutan)

```

34. InMFTypes      trapmf
35.               trapmf
36.               trapmf
37.               trapmf
38.               trapmf
39.               trapmf
40. OutMFTypes     linear
41.               linear
42.               linear
43.               linear
44.               linear
45.               linear
46.               linear
47.               linear
48. InMFParams     [302.3 1367 2964 4029]
49.               [2964 4029 5627 6691]
50.               [302.3 1367 2964 4029]
51.               [2964 4029 5627 6691]
52.               [302.3 1367 2964 4029]
53.               [2964 4029 5627 6691]
54. OutMFParams   [0 0 0 0]
55.               [0 0 0 0]
56.               [0 0 0 0]
57.               [0 0 0 0]
58.               [0 0 0 0]
59.               [0 0 0 0]
60.               [0 0 0 0]
61.               [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.               [1 1 2]
64.               [1 2 1]
65.               [1 2 2]
66.               [2 1 1]
67.               [2 1 2]
68.               [2 2 1]
69.               [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.               2
64.               3
65.               4
66.               5
67.               6
68.               7
69.               8
62. Rule Weight     1
63.               1
64.               1
65.               1
66.               1
67.               [2 1 2]
68.               [2 2 1]
69.               [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.               2
64.               3
65.               4
66.               5
67.               6
68.               7
69.               8
62. Rule Weight     1
63.               1
64.               1
65.               1
66.               1
67.               1
68.               1
69.               1

```

Lampiran 21 (lanjutan)

```

62. Rule Weight      1
63.                  1
64.                  1
65.                  1
66.                  1
67.                  1
68.                  1
69.                  1
62. Rule Connection  1
63.                  1
64.                  1
65.                  1
66.                  1
67.                  1
68.                  1
69.                  1
1. Name             anfis
2. Type             sugeno
3. Inputs/outputs   [3 1]
4. NumInputMFs      [2 2 2]
5. NumOutputMFs     8
6. NumRules         8
7. AndMethod        prod
8. OrMethod         max
9. ImpMethod        prod
10. AggMethod       max
11. DefuzzMethod    wtaver
12. InLabels        input1
13.                 input2
14.                 input3
15. OutLabels       output
16. InRange         [2166 4828]
17.                 [2166 4828]
18.                 [2166 4828]
19. OutRange        [2166 4828]
20. InMFLabels      in1mf1
21.                 in1mf2
22.                 in2mf1
23.                 in2mf2
24.                 in3mf1
25.                 in3mf2
26. OutMFLabels     out1mf1
27.                 out1mf2
28.                 out1mf3
29.                 out1mf4
30.                 out1mf5
31.                 out1mf6
32.                 out1mf7
33.                 out1mf8
34. InMFTypes       trapmf
35.                 trapmf
36.                 trapmf
37.                 trapmf
38.                 trapmf
39.                 trapmf
40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear

```

Lampiran 21 (lanjutan)

```

48. InMFParams      [302.3 1367 2964 4028]
49.                 [2965 4029 5627 6691]
50.                 [302.3 1367 2964 4029]
51.                 [2964 4029 5627 6691]
52.                 [302.3 1367 2965 4029]
53.                 [2964 4029 5627 6691]
54. OutMFParams     [1.281 -0.4044 0.532 -810.4]
55.                 [0.5489 -1.652 0.863 2760]
56.                 [2.305 -1.44 -0.3837 3715]
57.                 [1.349 0.9275 -0.5522 -1710]
58.                 [1.669 1.259 -1.546 -2129]
59.                 [1.523 -0.9865 0.05341 424.6]
60.                 [0.349 0.9384 0.3385 -2289]
61.                 [0.7979 0.02659 -0.01143 694.3]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight     1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection 1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 22 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Generalized Bell* Untuk Data Pukul 13:00

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 18
    Total number of parameters: 50
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

    1    269.652
    2    269.637
    3    269.623
    4    269.608
    5    269.594
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
    6    269.58
    7    269.564
    8    269.548
    9    269.532
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
   10    269.517
   11    269.5
   12    269.482
   13    269.465
Step size increases to 0.013310 after epoch 13.
   14    269.448
   15    269.43
   16    269.411
   17    269.393
Step size increases to 0.014641 after epoch 17.
   18    269.374
   19    269.354
   20    269.334
   21    269.314
Step size increases to 0.016105 after epoch 21.
   22    269.294
   23    269.272
   24    269.25
   25    269.228
Step size increases to 0.017716 after epoch 25.
   26    269.207
   27    269.183
   28    269.16
   29    269.136
Step size increases to 0.019487 after epoch 29.
   30    269.113
   31    269.088
   32    269.062
   33    269.037
Step size increases to 0.021436 after epoch 33.
   34    269.012
   35    268.985
   36    268.958
   37    268.931
Step size increases to 0.023579 after epoch 37.
   38    268.905
   39    268.876
   40    268.847
   41    268.818

```


Lampiran 22 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.025937 after epoch 41.
42    268.79
43    268.759
44    268.729
45    268.699
Step size increases to 0.028531 after epoch 45.
46    268.669
47    268.637
48    268.605
49    268.574
Step size increases to 0.031384 after epoch 49.
50    268.543
51    268.509
52    268.476
53    268.444
Step size increases to 0.034523 after epoch 53.
54    268.412
55    268.378
56    268.344
57    268.311
Step size increases to 0.037975 after epoch 57.
58    268.279
59    268.245
60    268.211
61    268.178
Step size increases to 0.041772 after epoch 61.
62    268.146
63    268.112
64    268.079
65    268.047
Step size increases to 0.045950 after epoch 65.
66    268.015
67    267.982
68    267.949
69    267.918
Step size increases to 0.050545 after epoch 69.
70    267.887
71    267.854
72    267.822
73    267.791
Step size increases to 0.055599 after epoch 73.
74    267.76
75    267.727
76    267.695
77    267.663
Step size increases to 0.061159 after epoch 77.
78    267.633
79    267.599
80    267.567
81    267.535
Step size increases to 0.067275 after epoch 81.
82    267.504
83    267.471
84    267.438
85    267.406
Step size increases to 0.074002 after epoch 85.
86    267.375
87    267.342
88    267.31
89    267.278
Step size increases to 0.081403 after epoch 89.
90    267.248
91    267.215
92    267.184
93    267.153
Step size increases to 0.089543 after epoch 93.
94    267.125
95    267.094
96    267.064
97    267.036
Step size increases to 0.098497 after epoch 97.
98    267.009
99    266.981
100    266.954

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 22 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    266.9543

rmse_out =

    426.2184

mape_in =

    4.8687

mape_out =

    7.9707

smape_in =

    4.7565

smape_out =

    8.3469

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/outputs [3 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2]
5. NumOutputMFs   8
6. NumRules      8
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod      max
11. DefuzzMethod   wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15. OutLabels      output
16. InRange        [2166 4828]
17.               [2166 4828]
18.               [2166 4828]
19. OutRange       [2166 4828]
20. InMFLabels     in1mf1
21.               in1mf2
22.               in2mf1
23.               in2mf2
24.               in3mf1
25.               in3mf2
26. OutMFLabels    out1mf1
27.               out1mf2
28.               out1mf3
29.               out1mf4
30.               out1mf5
31.               out1mf6
32.               out1mf7
33.               out1mf8
34. InMFTypes      gbellmf
35.               gbellmf
36.               gbellmf
37.               gbellmf
38.               gbellmf
39.               gbellmf

```

Lampiran 22 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFParams      [1331 2 2166 0]
49.                 [1331 2 4828 0]
50.                 [1331 2 2166 0]
51.                 [1331 2 4828 0]
52.                 [1331 2 2166 0]
53.                 [1331 2 4828 0]
54. OutMFParams     [0 0 0 0]
55.                 [0 0 0 0]
56.                 [0 0 0 0]
57.                 [0 0 0 0]
58.                 [0 0 0 0]
59.                 [0 0 0 0]
60.                 [0 0 0 0]
61.                 [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight     1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection 1
63.                 1
64.                 1
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight     1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 22 (lanjutan)

```

62. Rule Weight      1
63.                  1
64.                  1
65.                  1
66.                  1
67.                  1
68.                  1
69.                  1
62. Rule Connection  1
63.                  1
64.                  1
65.                  1
66.                  1
67.                  1
68.                  1
69.                  1
1. Name              anfis
2. Type              sugeno
3. Inputs/Outputs    [3 1]
4. NumInputMFs       [2 2 2]
5. NumOutputMFs      8
6. NumRules          8
7. AndMethod         prod
8. OrMethod          max
9. ImpMethod         prod
10. AggMethod        max
11. DefuzzMethod      wtaver
12. InLabels         input1
13.                  input2
14.                  input3
15. OutLabels        output
16. InRange           [2166 4828]
17.                  [2166 4828]
18.                  [2166 4828]
19. OutRange          [2166 4828]
20. InMFLabels       in1mf1
21.                  in1mf2
22.                  in2mf1
23.                  in2mf2
24.                  in3mf1
25.                  in3mf2
26. OutMFLabels      out1mf1
27.                  out1mf2
28.                  out1mf3
29.                  out1mf4
30.                  out1mf5
31.                  out1mf6
32.                  out1mf7
33.                  out1mf8
34. InMFTypes        gbellmf
35.                  gbellmf
36.                  gbellmf
37.                  gbellmf
38.                  gbellmf
39.                  gbellmf
40. OutMFTypes       linear
41.                  linear
42.                  linear
43.                  linear
44.                  linear
45.                  linear
46.                  linear
47.                  linear

```

Lampiran 22 (lanjutan)

```

48. InMFParams      [1331 3.039 2166 0]
49.                 [1331 4.491 4828 0]
50.                 [1331 0.6039 2166 0]
51.                 [1331 1.965 4828 0]
52.                 [1331 3.578 2166 0]
53.                 [1331 1.521 4828 0]
54. OutMFParams     [2.298 0.947 -0.2442 -5751]
55.                 [-2.232 -9.314 2.032 2.769e+004]
56.                 [1.065 -2.474 -0.819 1.244e+004]
57.                 [3.477 1.549 -1.533 -1020]
58.                 [2.9 3.252 -2.389 -9597]
59.                 [1.028 -3.246 0.3626 8034]
60.                 [-1.829 1.64 1.902 -2595]
61.                 [1.044 0.2621 0.04938 -329.5]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight     1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection 1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 23 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Gaussian* Untuk Data Pukul 18:30

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
  Number of nodes: 34
  Number of linear parameters: 32
  Number of nonlinear parameters: 12
  Total number of parameters: 44
  Number of training data pairs: 575
  Number of checking data pairs: 0
  Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

  1   167
  2   167
  3   167
  4   167
  5  166.999
  6  166.999
  7  166.999
  8  166.999
  9  166.999
 10  166.999
 11  166.999
 12  166.999
 13  166.999
 14  166.999
Step size increases to 0.011000 after epoch 14.
 15  166.999
 16  166.999
 17  166.999
 18  166.999
 19  166.999
 20  166.999
 21  166.999
 22  166.999
 23  166.999
 24  166.999
 25  166.999
 26  166.999
 27  166.999
 28  166.999
 29  166.998
 30  166.998
Step size increases to 0.012100 after epoch 30.
 31  166.998
 32  166.998
 33  166.998
 34  166.998
 35  166.998
 36  166.998
 37  166.998
 38  166.998
 39  166.998
 40  166.998
 41  166.998
 42  166.998
 43  166.998
 44  166.998
 45  166.998
 46  166.998
 47  166.998
 48  166.998
 49  166.998

```

Lampiran 23 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.013310 after epoch 49.
50      166.997
51      166.998
52      166.997
53      166.997
54      166.997
55      166.997
Step size increases to 0.014641 after epoch 55.
56      166.997
57      166.997
58      166.997
59      166.997
Step size increases to 0.016105 after epoch 59.
60      166.997
61      166.997
62      166.997
63      166.997
64      166.997
65      166.997
66      166.997
67      166.996
Step size increases to 0.017716 after epoch 67.
68      166.996
69      166.996
70      166.996
71      166.996
Step size increases to 0.019487 after epoch 71.
72      166.996
73      166.996
74      166.996
75      166.996
76      166.996
77      166.996
78      166.996
79      166.996
Step size increases to 0.021436 after epoch 79.
80      166.995
81      166.995
82      166.995
83      166.995
Step size increases to 0.023579 after epoch 83.
84      166.995
85      166.995
86      166.995
87      166.995
Step size increases to 0.025937 after epoch 87.
88      166.995
89      166.995
90      166.994
91      166.994
Step size increases to 0.028531 after epoch 91.
92      166.994
93      166.994
94      166.994
95      166.994
Step size increases to 0.031384 after epoch 95.
96      166.994
97      166.994
98      166.994
99      166.993
Step size increases to 0.034523 after epoch 99.
100     166.993

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 23 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    166.9933

rmse_out =

    386.4641

mape_in =

    2.7088

mape_out =

    6.4055

smape_in =

    2.6974

smape_out =

    6.6884

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2]
5. NumOutputMFs   8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15. OutLabels     output
16. InRange       [3270 5321]
17.               [3270 5321]
18.               [3270 5321]
19. OutRange      [3270 5321]
20. InMFLabels    in1mf1
21.               in1mf2
22.               in2mf1
23.               in2mf2
24.               in3mf1
25.               in3mf2
26. OutMFLabels   out1mf1
27.               out1mf2
28.               out1mf3
29.               out1mf4
30.               out1mf5
31.               out1mf6
32.               out1mf7
33.               out1mf8
34. InMFTypes     gaussmf
35.               gaussmf
36.               gaussmf
37.               gaussmf
38.               gaussmf
39.               gaussmf

```


Lampiran 23 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                linear
42.                linear
43.                linear
44.                linear
45.                linear
46.                linear
47.                linear
48. InMFParams      [871 3270 0 0]
49.                [871 5321 0 0]
50.                [871 3270 0 0]
51.                [871 5321 0 0]
52.                [871 3270 0 0]
53.                [871 5321 0 0]
54. OutMFParams     [0 0 0 0]
55.                [0 0 0 0]
56.                [0 0 0 0]
57.                [0 0 0 0]
58.                [0 0 0 0]
59.                [0 0 0 0]
60.                [0 0 0 0]
61.                [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.                [1 1 2]
64.                [1 2 1]
65.                [1 2 2]
66.                [2 1 1]
67.                [2 1 2]
68.                [2 2 1]
69.                [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                2
64.                3
65.                4
66.                5
67.                6
68.                7
69.                8
62. Rule Weight     1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
62. Rule Connection 1
63.                1
64.                1
65.                4
66.                5
67.                6
68.                7
69.                8
62. Rule Weight     1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1
62. Rule Connection 1
63.                1
64.                1
65.                1
66.                1
67.                1
68.                1
69.                1

```

Lampiran 23 (lanjutan)

```

1. Name      anfis
2. Type      sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFS [2 2 2]
5. NumOutputMFS 8
6. NumRules  8
7. AndMethod  prod
8. OrMethod   max
9. ImpMethod  prod
10. AggMethod max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels  input1
13.          input2
14.          input3
15. OutLabels output
16. InRange   [3270 5321]
17.          [3270 5321]
18.          [3270 5321]
19. OutRange  [3270 5321]
20. InMFLabels in1mf1
21.          in1mf2
22.          in2mf1
23.          in2mf2
24.          in3mf1
25.          in3mf2
26. OutMFLabels out1mf1
27.          out1mf2
28.          out1mf3
29.          out1mf4
30.          out1mf5
31.          out1mf6
32.          out1mf7
33.          out1mf8
34. InMFTypes  gaussmf
35.          gaussmf
36.          gaussmf
37.          gaussmf
38.          gaussmf
39.          gaussmf
40. OutMFTypes linear
41.          linear
42.          linear
43.          linear
44.          linear
45.          linear
46.          linear
47.          linear
48. InMFParams [870.7 3269 0 0]
49.          [870.6 5321 0 0]
50.          [870.5 3270 0 0]
51.          [870.4 5321 0 0]
52.          [871.7 3270 0 0]
53.          [871.7 5320 0 0]
54. OutMFParams [4.81 0.4817 1.518 -1.912e+004]
55.          [-1.937 -14.08 14.05 -1745]
56.          [-1.565 -11.21 14.74 7092]
57.          [7.733 -0.7727 3.643 -3.859e+004]
58.          [6.016 0.8778 -3.735 -1.931e+004]
59.          [1.641 -3.1 -4.668 3.35e+004]
60.          [-3.981 4.196 -1.516 1.005e+004]
61.          [4.377 -1.415 -0.5369 -7983]
62. Rule Antecedent [1 1 1]
63.               [1 1 2]
64.               [1 2 1]
65.               [1 2 2]
66.               [2 1 1]
67.               [2 1 2]
68.               [2 2 1]
69.               [2 2 2]

```

Lampiran 23 (lanjutan)

62.	Rule Consequent	1
63.		2
64.		3
65.		4
66.		5
67.		6
68.		7
69.		8
62.	Rule Weight	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1
62.	Rule Connection	1
63.		1
64.		1
65.		1
66.		1
67.		1
68.		1
69.		1

Lampiran 24 : *Output* MATLAB Model ANFIS Fungsi *Trapezoidal* Untuk Data Pukul 18:30

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 24
    Total number of parameters: 56
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

Start training ANFIS ...

 1   169.338
 2   169.337
 3   169.337
 4   169.337
 5   169.337
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
 6   169.337
 7   169.336
 8   169.336
 9   169.336
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
10   169.336
11   169.336
12   169.336
13   169.335
14   169.335
15   169.335
Step size decreases to 0.010890 after epoch 15.
16   169.334
17   169.334
18   169.334
Step size increases to 0.011979 after epoch 18.
19   169.334
20   169.334
21   169.333
22   169.333
Step size increases to 0.013177 after epoch 22.
23   169.333
24   169.333
25   169.332
26   169.332
Step size increases to 0.014495 after epoch 26.
27   169.332
28   169.332
29   169.331
30   169.331
Step size increases to 0.015944 after epoch 30.
31   169.331
32   169.33
33   169.33
34   169.33
Step size increases to 0.017538 after epoch 34.
35   169.329
36   169.329
37   169.329
38   169.329
39   169.328
40   169.328
41   169.327
42   169.327

```

Lampiran 24 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.019292 after epoch 42.
43 169.327
44 169.326
45 169.326
46 169.326
Step size increases to 0.021222 after epoch 46.
47 169.325
48 169.325
49 169.325
50 169.324
Step size increases to 0.023344 after epoch 50.
51 169.324
52 169.323
53 169.323
54 169.322
Step size increases to 0.025678 after epoch 54.
55 169.322
56 169.321
57 169.321
58 169.32
Step size increases to 0.028246 after epoch 58.
59 169.32
60 169.319
61 169.319
62 169.318
Step size increases to 0.031070 after epoch 62.
63 169.318
64 169.317
65 169.316
66 169.316
Step size increases to 0.034177 after epoch 66.
67 169.316
68 169.314
69 169.314
70 169.313
Step size increases to 0.037595 after epoch 70.
71 169.312
72 169.312
73 169.311
74 169.31
Step size increases to 0.041355 after epoch 74.
75 169.309
76 169.308
77 169.307
78 169.306
Step size increases to 0.045490 after epoch 78.
79 169.305
80 169.305
81 169.304
82 169.303
Step size increases to 0.050039 after epoch 82.
83 169.302
84 169.3
85 169.299
86 169.298
Step size increases to 0.055043 after epoch 86.
87 169.297
88 169.296
89 169.295
90 169.294
Step size increases to 0.060547 after epoch 90.
91 169.292
92 169.291
93 169.29
94 169.289
Step size increases to 0.066602 after epoch 94.
95 169.287
96 169.286
97 169.284
98 169.283
Step size increases to 0.073262 after epoch 98.
99 169.281
100 169.28
Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 24 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    169.2799

rmse_out =

    382.0504

mape_in =

    2.7733

mape_out =

    5.9745

smape_in =

    2.7620

smape_out =

    6.2536

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/outputs [3 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2]
5. NumOutputMFs  8
6. NumRules      8
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImplMethod    prod
10. AggMethod    max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels     input1
13.              input2
14.              input3
15. OutLabels    output
16. InRange      [3270 5321]
17.              [3270 5321]
18.              [3270 5321]
19. OutRange     [3270 5321]
20. InMFLabels  in1mf1
21.              in1mf2
22.              in2mf1
23.              in2mf2
24.              in3mf1
25.              in3mf2
26. OutMFLabels out1mf1
27.              out1mf2
28.              out1mf3
29.              out1mf4
30.              out1mf5
31.              out1mf6
32.              out1mf7
33.              out1mf8
34. InMFTypes    trapmf
35.              trapmf
36.              trapmf
37.              trapmf
38.              trapmf
39.              trapmf

```

Lampiran 24 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFFParams      [1834 2654 3885 4705]
49.                 [3885 4705 5936 6756]
50.                 [1834 2654 3885 4705]
51.                 [3885 4705 5936 6756]
52.                 [1834 2654 3885 4705]
53.                 [3885 4705 5936 6756]
54. OutMFFParams      [0 0 0 0]
55.                 [0 0 0 0]
56.                 [0 0 0 0]
57.                 [0 0 0 0]
58.                 [0 0 0 0]
59.                 [0 0 0 0]
60.                 [0 0 0 0]
61.                 [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent  [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent  1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 25 : Output MATLAB Model ANFIS Fungsi Generalized Bell Untuk Data Pukul 18:30

```

data in sample
data out sample
output
proses anfis

ANFIS info:
    Number of nodes: 34
    Number of linear parameters: 32
    Number of nonlinear parameters: 18
    Total number of parameters: 50
    Number of training data pairs: 575
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 8

start training ANFIS ...

1    167.252
2    167.244
3    167.236
4    167.227
5    167.219
Step size increases to 0.011000 after epoch 5.
6    167.211
7    167.202
8    167.192
9    167.183
Step size increases to 0.012100 after epoch 9.
10   167.174
11   167.164
12   167.154
13   167.144
Step size increases to 0.013310 after epoch 13.
14   167.134
15   167.123
16   167.112
17   167.101
Step size increases to 0.014641 after epoch 17.
18   167.09
19   167.078
20   167.065
21   167.053
Step size increases to 0.016105 after epoch 21.
22   167.041
23   167.028
24   167.014
25   167.001
Step size increases to 0.017716 after epoch 25.
26   166.988
27   166.973
28   166.958
29   166.943
Step size increases to 0.019487 after epoch 29.
30   166.928
31   166.912
32   166.896
33   166.88
Step size increases to 0.021436 after epoch 33.
34   166.863
35   166.846
36   166.828
37   166.81
Step size increases to 0.023579 after epoch 37.
38   166.792
39   166.772
40   166.753
41   166.733

```


Lampiran 25 (lanjutan)

```

Step size increases to 0.025937 after epoch 41.
42      166.714
43      166.692
44      166.671
45      166.649
Step size increases to 0.028531 after epoch 45.
46      166.628
47      166.605
48      166.581
49      166.558
Step size increases to 0.031384 after epoch 49.
50      166.535
51      166.51
52      166.484
53      166.459
Step size increases to 0.034523 after epoch 53.
54      166.435
55      166.407
56      166.38
57      166.354
Step size increases to 0.037975 after epoch 57.
58      166.327
59      166.298
60      166.27
61      166.241
Step size increases to 0.041772 after epoch 61.
62      166.213
63      166.183
64      166.153
65      166.123
Step size increases to 0.045950 after epoch 65.
66      166.093
67      166.061
68      166.029
69      165.996
Step size increases to 0.050545 after epoch 69.
70      165.964
71      165.927
72      165.887
73      165.846
Step size increases to 0.055599 after epoch 73.
74      165.8
75      165.746
76      165.68
77      165.604
Step size increases to 0.061159 after epoch 77.
78      165.53
79      165.602
80      165.516
81      165.457
82      165.534
83      165.465
84      165.54
85      165.464
Step size decreases to 0.055043 after epoch 85.
86      165.543
87      165.469
88      165.54
89      165.481
Step size decreases to 0.049539 after epoch 89.
90      165.54
91      165.471
92      165.531
93      165.47
Step size decreases to 0.044585 after epoch 93.
94      165.536
95      165.474
96      165.528
97      165.465
Step size decreases to 0.040126 after epoch 97.
98      165.523
99      165.467
100     165.521

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 100.

```

Lampiran 25 (lanjutan)

```

peramalan
residual

rmse_in =

    165.4572

rmse_out =

    407.6360

mape_in =

    2.6976

mape_out =

    6.6935

smape_in =

    2.6863

smape_out =

    7.0131

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [3 1]
4. NumInputMFSs  [2 2 2]
5. NumOutputMFSs 8
6. NumRules      8
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15. OutLabels     output
16. InRange       [3270 5321]
17.               [3270 5321]
18.               [3270 5321]
19. OutRange      [3270 5321]
20. InMFLabels    in1mf1
21.               in1mf2
22.               in2mf1
23.               in2mf2
24.               in3mf1
25.               in3mf2
26. OutMFLabels   out1mf1
27.               out1mf2
28.               out1mf3
29.               out1mf4
30.               out1mf5
31.               out1mf6
32.               out1mf7
33.               out1mf8
34. InMFTypes      gbellmf
35.               gbellmf
36.               gbellmf
37.               gbellmf
38.               gbellmf
39.               gbellmf

```

Lampiran 25 (lanjutan)

```

40. OutMFTypes      linear
41.                 linear
42.                 linear
43.                 linear
44.                 linear
45.                 linear
46.                 linear
47.                 linear
48. InMFParams       [1025 2 3270 0]
49.                 [1025 2 5321 0]
50.                 [1025 2 3270 0]
51.                 [1025 2 5321 0]
52.                 [1025 2 3270 0]
53.                 [1025 2 5321 0]
54. OutMFParams      [0 0 0 0]
55.                 [0 0 0 0]
56.                 [0 0 0 0]
57.                 [0 0 0 0]
58.                 [0 0 0 0]
59.                 [0 0 0 0]
60.                 [0 0 0 0]
61.                 [0 0 0 0]
62. Rule Antecedent  [1 1 1]
63.                 [1 1 2]
64.                 [1 2 1]
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1
62. Rule Connection  1
63.                 1
64.                 1
65.                 [1 2 2]
66.                 [2 1 1]
67.                 [2 1 2]
68.                 [2 2 1]
69.                 [2 2 2]
62. Rule Consequent 1
63.                 2
64.                 3
65.                 4
66.                 5
67.                 6
68.                 7
69.                 8
62. Rule Weight      1
63.                 1
64.                 1
65.                 1
66.                 1
67.                 1
68.                 1
69.                 1

```

Lampiran 25 (lanjutan)

```

62. Rule Connection      1
63.                      1
64.                      1
65.                      1
66.                      1
67.                      1
68.                      1
69.                      1
1. Name                 anfis
2. Type                 sugeno
3. Inputs/Outputs       [3 1]
4. NumInputMFs          [2 2 2]
5. NumOutputMFs         8
6. NumRules             8
7. AndMethod            prod
8. OrMethod             max
9. ImpMethod            prod
10. AggMethod           max
11. DefuzzMethod        wtaver
12. InLabels            input1
13.                     input2
14.                     input3
15. OutLabels           output
16. InRange              [3270 5321]
17.                     [3270 5321]
18.                     [3270 5321]
19. OutRange             [3270 5321]
20. InMFLabels          in1mf1
21.                     in1mf2
22.                     in2mf1
23.                     in2mf2
24.                     in3mf1
25.                     in3mf2
26. OutMFLabels         out1mf1
27.                     out1mf2
28.                     out1mf3
29.                     out1mf4
30.                     out1mf5
31.                     out1mf6
32.                     out1mf7
33.                     out1mf8
34. InMFTypes           gbellmf
35.                     gbellmf
36.                     gbellmf
37.                     gbellmf
38.                     gbellmf
39.                     gbellmf
40. OutMFTypes          linear
41.                     linear
42.                     linear
43.                     linear
44.                     linear
45.                     linear
46.                     linear
47.                     linear
48. InMFParams           [1025 1.561 3270 0]
49.                     [1025 2.056 5321 0]
50.                     [1025 1.857 3270 0]
51.                     [1025 2.732 5321 0]
52.                     [1025 0.8441 3270 0]
53.                     [1025 0.5015 5321 0]
54. OutMFParams          [4.398 8.52 -3.454 -2.33e+004]
55.                     [-2.431 -17.18 19.08 -9949]
56.                     [-6.434 -10.54 38.04 -3.502e+004]
57.                     [10.27 6.542 27.36 -2.312e+005]
58.                     [2.616 -1.717 4.811 -1.527e+004]
59.                     [2.892 1.57 3.802 -3.758e+004]
60.                     [-4.122 3.714 -3.933 1.928e+004]
61.                     [3.966 -1.196 -4.3 1.369e+004]

```

Lampiran 25 (lanjutan)

62. Rule Antecedent	[1 1 1]
63.	[1 1 2]
64.	[1 2 1]
65.	[1 2 2]
66.	[2 1 1]
67.	[2 1 2]
68.	[2 2 1]
69.	[2 2 2]
62. Rule Consequent	1
63.	2
64.	3
65.	4
66.	5
67.	6
68.	7
69.	8
62. Rule Weight	1
63.	1
64.	1
65.	1
66.	1
67.	1
68.	1
69.	1
62. Rule Connection	1
63.	1
64.	1
65.	1
66.	1

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Azadeh, A., Saberi, M., Nadimi, V., Iman, M., & Behrooznia, A. (2010). An integrated intelligent neuro-fuzzy algorithm for long-term electricity consumption: cases of selected EU countries. *Journal of Acta Polytechnica Hungarica* 7 (4), 71-90.
- Bisnis. (2014). *Kawasan Industri Terancam Krisis Listrik*. Diunduh dari alamat www.surabaya.bisnis.com, Pada Sabtu 20 September 2014.
- BPPT. (2006). *Pengembangan Sistem Kelistrikan Dalam Pembangunan Nasional Jangka Panjang*. Jakarta: Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT).
- Chak, C.-K., Gang, & Palaniswami, M. (1998). *Implementation of Fuzzy Systems*. London: Academic Press.
- Cryer, J.D., & Chan, K-S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R*, 2nd Edition. New York : Springer.
- Dewi , C., Kartikasari, D. P., & Murstyo, Y. T. (2014). Prediksi Cuaca Pada Data Time Series Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 18-24.
- Diebold, F. X. & Mariano, R. S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economis Statistics* 13(3), 253-263.
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2001). *Pattern Classification*. New York: Joh Wiley & Sons.
- El-Sharkawi, M. A., Peng, P., & Marks, R. J. (1999). Shot Term Peak Load Forecast Using Detrended Partitioned Data Training of a Neuro-Fuzzy Regression Machine. *Eng Int Syst* 4, 197-202.
- ESDM. (2009). *Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010 s.d 2014*. Jakarta: Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) RI.

- Fariza, A. (2007). Performansi Neuro Fuzzy untuk Data Time Series. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*. Yogyakarta.
- Fatkhurrozi, B. Muslim, M. A., & Santoso, D. R. (2012). Penggunaan ANFIS dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi. *Journal of EECCIS*, 113-118.
- Jang, J. R. (1993). ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy . *IEEE Transaction System, Man, and Cybernetics* , 665-685.
- Hyndman, R.J. & Koehler, A.B. (2006). Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting* 22, 679-688.
- Kostenko, A. V. & Hyndman, R. J. (2008). Forecasting Without Significance Tests?
- Kusumadewi, S. & Hartati, S. (2006). *Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Makridakis, S. & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting* 16, 451-476.
- Marsudi, D. (2006). *Operasi Sistem Tenaga Listrik*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Nurvitasari, Y. & Irhamah. (2012). Pendekatan Fungsi Transfer sebagai Input Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Peramalan Kecepatan Angin Rata-rata Harian di Sumenep. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 62-68.
- Singla , P., Rai, H. M., & Singla, S. (2011). Local Monsoonal Precipitation Forecasting using ANFIS Model: a Case Study for Hisar. *International Journal of Research and Reviews in Computer Science*.
- Syukriyadin & Syahputra, Rio. (2012). Prakiraan Beban Listrik Jangka Pendek Kota Banda Aceh Berbasis Logika Fuzzy. *Jurnal Rekayasa Elektronika* 10 (1), 46-51.

- Tsay, R.S. (2010). *Analysis of Financial Time Series: Financial Econometrics*, 3rd Edition. New York : John Wiley & Sons, Inc.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis*. New York: Addison Wesley.
- Widyapratwi, L. K., Mertasana, I. A., & Arjana, I. D. (2012). Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Bali menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) . *Jurnal Teknik Elektro*, 50-55.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis dalam Tugas Akhir ini bernama Indana La Zulfa lahir di Lumajang, 18 Februari 1993. Penulis merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Abd. Wahid, BA dan Ibu Mutamimah. Riwayat pendidikan penulis dimulai dari TK. Muslimat NU Klanting, SDN Klanting 02, SMPN 1 Sukodono, SMAN 3 Lumajang, dan yang terakhir menempuh pendidikan di Institut Sepuluh Nopember Surabaya jurusan Statistika melalui jalur

SNMPTN pada tahun 2011 dengan NRP 1311100076. Selama kuliah, selama di ITS penulis juga terlibat aktif dalam organisasi Badan Eksekutif Mahasiswa FMIPA sebagai tim kestari pada periode 2012-2013. Pada masa kuliah penulis juga pernah melakukan kerja praktek di Pabrik Gula Pesantren Baru Kediri sebagai upaya pengaplikasian ilmu statistika di dunia nyata. Sedangkan untuk menyelesaikan pendidikan di jenjang sarjana ini, penulis mengambil Tugas Akhir dengan tema *time series* dengan judul **“Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)”**. Jika pembaca ingin memberikan kritik dan saran serta ingin berdiskusi lebih lanjut tentang Tugas Akhir ini, maka dapat menghubungi melalui alamat *email*: indanalazulfa76@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan