



TUGAS AKHIR - SS141501

PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK BULANAN DI
GRESIK, JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE,
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM DAN
FUNGSI TRANSFER

IRMANITA AZALIA
NRP 1311 100 132

Dosen Pembimbing
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co. Pembimbing
Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016



FINAL PROJECT - SS141501

FORECASTING OVER ELECTRICITY POWER DEMANDS IN
GRESIK, EAST JAVA USING *AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE, ADAPTIVE NEURO
FUZZY INFERENCE SYSTEM*, AND TRANSFER FUNCTION
METHODS

IRMANITA AZALIA
NRP 1311 100 132

Supervisor
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co. Supervisor
Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc

DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2016

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK BULANAN DI GRESIK, JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE, ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* DAN FUNGSI TRANSFER

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

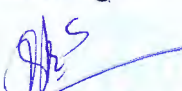
Oleh :


IRMANITA AZALIA
NRP. 1311 100 132

Disetujui oleh :

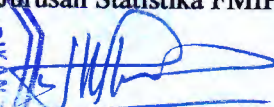
Pembimbing

Co. Pembimbing


Dra. Destri Susilaningrum, M.Si.
NIP. 19601213 198601 2 001


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

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS


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

SURABAYA, JANUARI 2016



**PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK
BULANAN DI GRESIK, JAWA TIMUR MENGGUNAKAN
METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE, ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE*
SYSTEM DAN FUNGSI TRANSFER**

Nama : Irmanita Azalia
NRP : 1311100132
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Pembimbing : Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co. Pembimbing : Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc

ABSTRAK

Peningkatan jumlah pelanggan listrik tiap tahunnya di Indonesia mengakibatkan kebutuhan energi listrik juga terus meningkat sehingga PT. PLN (Persero) harus dapat memperkirakan kapasitas pembangkit listrik yang dibutuhkan di Indonesia untuk jangka waktu ke depan, maka diperlukan peramalan konsumsi listrik agar kebutuhan pelanggan listrik terpenuhi. Sehingga pada penelitian dilakukan peramalan konsumsi listrik pada lima sektor, yaitu sektor sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik menggunakan metode peramalan ARIMA dan ANFIS. Selain itu, digunakan metode fungsi transfer untuk mengetahui pengaruh jumlah pelanggan listrik terhadap konsumsi listrik. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini bahwa metode peramalan dengan ARIMA pada konsumsi listrik tiap sektor menghasilkan nilai error ramalan yang lebih baik bila dibandingkan dengan metode ANFIS. Pada metode fungsi transfer diperoleh model pada masing-masing sektor sehingga dapat dikatakan bahwa jumlah pelanggan berpengaruh terhadap peramalan jumlah konsumsi listrik pada masing-masing sektor.

Kata Kunci : ANFIS, ARIMA, Fungsi Transfer, Peramalan, Konsumsi Listrik, Jumlah Pelanggan Listrik.

**FORECASTING OVER ELECTRICITY POWER
DEMANDS IN GRESIK, EAST JAVA USING
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE,
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM AND
TRANSFER FUNCTION METHODS**

Name : Irmanita Azalia
ID Number : 1311100132
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co. Supervisor : Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc

ABSTRACT

The number of customers of the electricity increases remarkably every year; consequently, demands over electricity power also subsequently increase. Pertinent to this, PT. PLN (Persero) has to be able to forecast the capacities of needed power plants for the coming years or decades; therefore, forecasting over the consumptions of the electricity needs to be made to meet the customer's demands. In this present research, forecasting over electricity consumption is made covering five demands, namely social, domestic, business, industry, and public. This employs ARIMA and ANFIS forecasting method; besides that function transfer method is also used to figure out the effects of the customers numbers over the uses of electricity. The finding of the present research would reveal that forecasting method using ARIMA over the consumption of electricity in each domain would yield error values better than that of using ANFIS method. The function transfer method would lead to each model for each domain so it can be inferred that numbers of customers would affect forecasting over consumptions of electricity in each domain.

Keywords : ANFIS, ARIMA, Transfer Function, Forecasting, Electricity Consumption, Number of Electricity Customers.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Bulanan di Gresik, Jawa Timur Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dan Fungsi Transfer”**. Disadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Dalam kesempatan ini ucapan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan proses Tugas Akhir ini, khususnya kepada :

1. Ibu Dra. Destri Susilaningrum, M.Si selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah memberikan pengarahan serta masukan yang sangat berarti dalam penyelesaian proses Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Suhartono selaku dosen Co-pembimbing Tugas Akhir, serta selaku Ketua Jurusan Statistika ITS yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, saran dan kesabaran dalam membimbing serta waktu yang diberikan hingga selesainya laporan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Ir. Setiawan, M.S dan Bapak Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S selaku dosen penguji atas kritik dan saran demi perbaikan laporan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Lucia Aridinanti, M.T selaku Ketua Program studi S1 Statistika ITS yang telah membantu secara administrasi dalam penyusunan Tugas Akhir ini.
5. Ibu Dr. Santi Puteri Rahayu, S.Si, M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan masukan dan nasehat hingga selesainya Tugas Akhir ini.
6. Seluruh dosen Jurusan Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pendidikan selama kuliah di jurusan Statistika ITS.
7. Seluruh *staff* Jurusan Statistika ITS, Pak Anton, Mbak Linda, dan semua yang telah membantu dalam keperluan penyelesaian Tugas Akhir ini.

8. Orang tua tercinta, yaitu Bapak Drs. Azrianto Azhar dan Ibu Dra. Lin Anik K., serta kakak tersayang Dhika Fitriadiiansyah R., S.T yang selalu memberi dukungan, motivasi, dan doa. Semoga mereka selalu diberikan perlindungan oleh Allah SWT.
9. Sahabat-sahabat kuliah “Sosialita” (Nurul Fajriyyah, Ayu Widya, Argita C., Dessy Dwi A., Theta F., Friska M., Nurul Fadhila, Sintia K., Ida L., Nawaafila) atas semangat dan kebersamaannya selama ini di kampus atau dimanapun.
10. Teman-teman Clara Agustin, Nunun, Achmad Zulfikar, Hidayatul Husna, Mbak Nike, Mas Andria Prima Ditago serta kakak sepupu Vinny M. atas bantuannya dalam berbagi ilmu selama pengerjaan Tugas Akhir ini.
11. Rekan seperjuangan Tugas Akhir, Indi Yasinta, Achmad Fachruddin, Aulia Ahmad, Dek Feby, Dek Ana, Dek Alfian, Dek Dewi, Dek Novi, Dek Retno, Dek Lina, Ulul Azmi, Anissa Sajidah, Dek Atik, Nike yang selalu memberikan semangat dan membantu satu sama lain.
12. Semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.

Masih banyak kekurangan dari segi penulisan maupun materi dalam Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, kritik dan saran dari semua pihak sangat diharapkan untuk perbaikan penelitian-penelitian selanjutnya. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Januari 2016

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
TITLE PAGE.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
ABSTRAK.....	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Statistika Deskriptif	7
2.2 Analisis <i>Time Series</i>	7
2.2.1 Kestasioneran <i>Time Series</i>	8
2.2.2 Ketidakstasioneran <i>Time Series</i>	8
2.2.3 <i>Autocorrelation Function</i> (ACF)	9
2.2.4 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)....	10
2.3 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	10
2.3.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR).....	10
2.3.2 Model <i>Moving Average</i> (MA)	11
2.3.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	11
2.3.4 Model ARIMA (p, d, q).....	12
2.3.5 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter	12

2.3.6	Pemeriksaan Diagnosis	13
2.3.7	Pemilihan Model Terbaik	14
2.4	Deteksi <i>Outlier</i>	15
2.4.1	<i>Additive Outlier</i> (AO) dan <i>Innovational Outlier</i> (IO).....	15
2.4.2	<i>Level Shift</i> (LS)	15
2.4.3	<i>Temporary Changes</i> (TC).....	15
2.5	Himpunan <i>Fuzzy</i>	16
2.5.1	<i>Fuzzy Inference System</i> (FIS)	17
2.5.2	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	18
2.6	Metode Fungsi Transfer	20
2.7	Pelanggan PLN dan Konsumsi Listrik	22
2.10	Gresik, Jawa Timur	22
2.10.1	Pola Kebutuhan Listrik di Gresik, Jawa Timur	23
BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	25
3.1	Sumber Data	25
3.2	Variabel Penelitian.....	25
3.3	Langkah Analisis Data.....	25
BAB IV	ANALISIS DAN PEMBAHASAN	31
4.1	Karakteristik Data Konsumsi Listrik di Gresik, Jawa Timur.....	31
4.2	Peramalan Konsumsi Listrik Tiap Sektor dengan ARIMA <i>Box-Jenkins</i> dan <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	34
4.2.1	Peramalan ARIMA <i>Box-Jenkins</i>	34
4.2.2	Peramalan <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS).....	42
4.2.3	Perbandingan Peramalan Konsumsi Listrik dengan ARIMA dan ANFIS.....	50
4.3	Identifikasi Pengaruh Jumlah Pelanggan Terhadap Konsumsi Listrik Tiap Sektor dengan Model Fungsi Transfer	56

4.2.1 Identifikasi Model Deret <i>Input</i>	56
4.2.2 Pembentukan Model Fungsi Transfer	60
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	69
5.1 Kesimpulan	69
5.2 Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA	71
LAMPIRAN	75
BIODATA PENULIS	107

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Struktur Dasar ANFIS 18
Gambar 4.1	Rata-rata Tahunan Konsumsi Listrik Tiap Sektor Tahun 2010 – 2014..... 33
Gambar 4.2	Total Konsumsi Listrik Tahunan Tiap Sektor 2010 – 2014 33
Gambar 4.3	<i>Boxplot</i> Total Konsumsi Listrik Tahunan Tiap Sektor 2010 – 2014..... 34
Gambar 4.4	Plot <i>Time Series</i> Konsumsi Listrik Tiap Sektor Tahun 2010 – 2014 (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik..... 35
Gambar 4.5	Plot <i>Box-Cox</i> Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial 36
Gambar 4.6	Plot ACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial ... 37
Gambar 4.7	Plot ACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial <i>Differencing</i> 1 Lag..... 37
Gambar 4.8	(a) <i>Boxplot</i> Konsumsi Listrik Sektor Sosial <i>Differencing</i> 1 Lag (b) <i>Boxplot</i> Konsumsi Listrik Sektor Sosial <i>Differencing</i> 12 Lag 38
Gambar 4.9	(a) Plot <i>Time Series</i> (b) Plot ACF (c) Plot PACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial <i>Differencing</i> 12 Lag..... 38
Gambar 4.10	Struktur ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri..... 43
Gambar 4.11	Plot Perbandingan Hasil Ramalan Data <i>Out Sample</i> Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik dengan Data Aktual Menggunakan Metode ARIMA..... 52
Gambar 4.12	Plot Perbandingan Hasil Ramalan Data <i>Out Sample</i> Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri

	(e) Publik dengan Data Aktual Menggunakan Metode ANFIS	53
Gambar 4.13	Plot Perbandingan <i>Error Out Sample</i> Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode ARIMA dengan ANFIS.....	54
Gambar 4.14	Plot Peramalan Interval Konsumsi Listrik (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode ARIMA.....	56
Gambar 4.15	Plot Perbandingan Ramalan <i>Out Sample</i> Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode Fungsi Transfer.....	65
Gambar 4.16	Plot Perbandingan Ramalan <i>Out Sample</i> Pelanggan Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode ARIMA.....	66
Gambar 4.17	Plot Peramalan Interval Konsumsi Listrik (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode Fungsi Transfer.....	68

DAFTAR TABEL

		Halaman
Tabel 2.1	Bentuk Transformasi <i>Box-Cox</i> Berdasarkan Nilai λ yang Bersesuaian	9
Tabel 2.2	Bentuk ACF dan PACF Identifikasi Model ARIMA	12
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Konsumsi Listrik Tiap Sektor Januari 2010 – Agustus 2015.....	32
Tabel 4.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial.....	39
Tabel 4.3	Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial	39
Tabel 4.4	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor	40
Tabel 4.5	Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor	40
Tabel 4.6	Kriteria Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor	41
Tabel 4.7	Matematis Model ARIMA Terbaik Konsumsi Listrik Tiap Sektor	42
Tabel 4.8	<i>Input</i> ANFIS Konsumsi Listrik Tiap Sektor	42
Tabel 4.9	Aturan (<i>Rule</i>) dan Parameter Variabel Industri	43
Tabel 4.10	Parameter <i>Nonlinier</i> Variabel Industri Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan.....	44
Tabel 4.11	Parameter Awal Jenis Keanggotaan <i>Gaussian</i> , <i>Trapezoidal</i> , dan <i>Generalized Bell</i> Pada Variabel Industri	44
Tabel 4.12	<i>Consequent Parameter</i> Akhir Jenis Keanggotaan <i>Gaussian</i> , <i>Trapezoidal</i> , dan <i>Generalized Bell</i> Pada Variabel Industri.....	46
Tabel 4.13	Model Ramalan ANFIS Jenis Keanggotaan <i>Gaussian</i> , <i>Trapezoidal</i> , dan <i>Generalized Bell</i> Pada Variabel Industri.....	46

Tabel 4.14	Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Keanggotaan Pada Variabel Sosial	47
Tabel 4.15	Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Keanggotaan Pada Variabel Rumah Tangga	47
Tabel 4.16	Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Keanggotaan Pada Variabel Bisnis	48
Tabel 4.17	Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Keanggotaan Pada Variabel Industri	49
Tabel 4.18	Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Keanggotaan Pada Variabel Publik	49
Tabel 4.19	Perbandingan Kebaikan Ramalan ARIMA dan ANFIS	50
Tabel 4.20	Hasil Peramalan <i>Out Sample</i> Model ARIMA Terbaik Tiap Sektor Periode	51
Tabel 4.21	Hasil Peramalan <i>Out Sample</i> Model ANFIS dengan Fungsi Keanggotaan Terbaik Tiap Sektor...	51
Tabel 4.22	Hasil Peramalan Titik Konsumsi Listrik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode ARIMA	55
Tabel 4.23	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Jumlah Pelanggan Listrik (Deret <i>Input</i>).....	57
Tabel 4.24	Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Deret <i>Input</i> Tiap Sektor	58
Tabel 4.25	Model Matematis ARIMA Deret Input Tiap Sektor	59
Tabel 4.26	Model Matematis <i>Prewhitening</i> Deret <i>Input</i> dan <i>Output</i> Tiap Sektor.....	59
Tabel 4.27	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMA Deret <i>Noise</i> dengan Orde (b,r,s) Pada Tiap Sektor Pelanggan Listrik	61
Tabel 4.28	Pemeriksaan Diagnostik Residual Model ARMA Deret <i>Noise</i> Tiap Sektor.....	62
Tabel 4.29	Pengujian Korelasi Silang Residual Deret <i>Input</i> Tiap Sektor.....	63

Tabel 4.30	Model Matematis Fungsi Transfer Tiap Sektor	64
Tabel 4.31	Hasil Peramalan Konsumsi Listrik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode Fungsi Transfer	67

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A	Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor Januari 2010 – Agustus 2015 75
Lampiran B	Data Jumlah Pelanggan Listrik Tiap Sektor Januari 2010 – Agustus 2015..... 76
Lampiran C	Data <i>Out Sample</i> Konsumsi Listrik Tiap Sektor Periode Januari – Agustus 2015 77
Lampiran D	Program SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ¹² Konsumsi Listrik Sektor Sosial 78
Lampiran E	Program SAS Pemodelan Fungsi Transfer Sektor Sosial 79
Lampiran F	Program SAS Pemodelan Fungsi Transfer Sektor Industri dengan <i>Outlier</i> 80
Lampiran G	Program MATLAB Pemodelan ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i> dan 2 <i>Membership Function</i> 81
Lampiran H	Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Konsumsi Listrik Tiap Sektor..... 82
Lampiran I	Plot <i>Time Series</i> , ACF dan PACF Pelanggan Listrik Tiap Sektor..... 84
Lampiran J	<i>Output</i> SAS Model ARIMA Konsumsi Listrik Tiap Sektor 87
Lampiran K	<i>Output</i> SAS Model Fungsi Transfer Tiap Sektor 92
Lampiran L	Hasil <i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i> dan 2 <i>Membership Function</i> 103
Lampiran M	Bagan Struktur ANFIS Tiap Sektor..... 105

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebutuhan akan energi listrik bagi kehidupan manusia sehari-hari sangatlah banyak, baik dalam rumah tangga, bisnis, industri, pendidikan, dan lain sebagainya. Jika dilihat secara lebih jelas kehidupan manusia sudah sangat bergantung pada listrik. Kadiman (2006) menjelaskan bahwa begitu pentingnya manfaat energi listrik bagi kehidupan, namun sumber energi pembangkit listrik yang berasal dari sumber daya tak terbarukan ketersediaannya semakin terbatas, sehingga untuk menjaga kelestarian sumber energi perlu dilakukan upaya untuk menunjang penyediaan energi listrik secara optimal.

Semakin tingginya pertumbuhan jumlah penduduk dan pembangunan ekonomi di Indonesia maka kebutuhan energi listrik juga terus meningkat tiap tahunnya. Indonesia mengalami peningkatan jumlah pelanggan kebutuhan listrik rata-rata sebesar 3 juta tiap tahunnya. Pertambahan jumlah pelanggan listrik terbesar terjadi pada sektor rumah tangga, yaitu rata-rata 2,8 juta per tahun, diikuti sektor bisnis dengan rata-rata 134 ribu pelanggan per tahun, sektor publik rata-rata 70 ribu pelanggan per tahun, dan terakhir sektor industri rata-rata 1800 pelanggan per tahun (Pamudji, 2014: 28).

Peningkatan jumlah pelanggan listrik tiap tahunnya mengakibatkan kebutuhan akan energi listrik semakin meningkat, karenanya PT. PLN (Persero) harus dapat memperkirakan kapasitas pembangkit listrik yang dibutuhkan di Indonesia untuk jangka waktu ke depan. Perkiraan kebutuhan energi listrik dan jumlah pelanggan di Indonesia diperlukan agar dapat menggambarkan kondisi kebutuhan energi listrik saat ini dan pada masa yang akan datang. Adapun sektor yang mendominasi kebutuhan energi listrik nasional adalah sektor industri, kemudian disusul oleh sektor rumah tangga, bisnis, dan publik.

Wilayah Jawa-Bali merupakan wilayah yang mendominasi kebutuhan energi listrik nasional, karena sebagai pusat perekonomian dan pemerintahan. Jawa Timur menduduki urutan kedua setelah Jawa Barat dalam kebutuhan energi listrik tertinggi, dengan energi terjual sebesar 24.018,09 GWh (15,20%) pada tahun 2011. Sektor industri berkontribusi paling besar dalam penjualan energi listrik di Jawa Timur, yaitu sebesar 10.609,40 GWh, disusul oleh sektor rumah tangga sebesar 9.085,38 GWh, sektor bisnis sebesar 2.929,84 GWh, sektor sosial sebesar 622,20 GWh, sektor gedung kantor pemerintahan sebesar 246,92 GWh, dan sektor penerangan jalan umum sebesar 524,96 GWh (Sekretariat Perusahaan PT. PLN (Persero), 2011: 7).

Di Jawa Timur, kebutuhan energi listrik di Gresik lebih tinggi dibandingkan daerah-daerah lain, terutama kebutuhan energi listrik di bidang industri, yaitu sebesar 80% dari kebutuhan energi listrik secara keseluruhan sehingga PT. PLN (Persero) Gresik harus siap memberikan pelayanan yang lebih baik untuk hal ini. Gresik dikenal sebagai salah satu kawasan industri utama di Jawa Timur. Beberapa industri di Gresik, antara lain Semen Gresik, Petrokimia Gresik, Nippon Paint, BHS-Tex, Industri perkayuan (Plywood) dan Maspion. Gresik juga merupakan penghasil perikanan yang cukup signifikan, baik perikanan laut, tambak, maupun perikanan darat. Gresik juga terdapat sebuah Pembangkit Listrik Tenaga Gas dan Uap berkapasitas 2.200 MW. Namun demikian, di bidang industri rawan terjadi kekurangan listrik. Oleh karena itu, perlu dilakukan perencanaan dalam upaya pemenuhan kebutuhan energi listrik yang digunakan saat ini dan pada masa yang akan datang di Gresik, Jawa Timur.

Dalam perencanaan untuk pemenuhan kebutuhan energi listrik di Gresik, Jawa Timur perlu dilakukan peramalan jangka menengah. Peramalan jangka menengah adalah peramalan untuk jangka waktu dari satu bulan sampai dengan satu tahun. Faktor utama dalam menentukan peramalan jangka menengah adalah faktor manajerial, misalnya kemampuan teknis memperluas jaringan distribusi (Marsudi, 1990). Tujuan dari peramalan jangka

menengah adalah untuk mempersiapkan jadwal persiapan dan operasional sisi pembangkit agar PT. PLN (Persero) Gresik mampu menyediakan energi listrik yang dibutuhkan di Gresik dengan lebih baik.

Pada dasarnya ramalan merupakan dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Perkiraan kebutuhan energi listrik tidak saja diperlukan sebagai data masukan bagi proses perencanaan pembangunan suatu sistem kelistrikan, tetapi juga diperlukan untuk pengoperasian sistem tenaga listrik dalam penyediaan energi yang sesuai dengan kebutuhan. Untuk memperkirakan kebutuhan energi listrik jangka panjang dibagi dalam lima sektor, yaitu sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik (Hardi, 1998).

Penelitian sebelumnya mengenai peramalan kebutuhan energi listrik di Gresik, Jawa Timur pernah dilakukan oleh Suhartono dan Endharta (2009) yang mengembangkan metode *Double Seasonal ARIMA* dan *Elman Recurrent Neural Network* pada peramalan konsumsi beban listrik jangka pendek di Gresik, Jawa Timur. Selain itu, Sa'diyah (2008) melakukan peramalan beban listrik di Gresik, Jawa Timur dengan menggunakan metode *Double Seasonal ARIMA*, Ristiana (2008) menggunakan *Autoregressive Neural Network*, serta Sulistiyawati (2008) menggunakan *Bayesian Mixture Normal Autoregressive* untuk peramalan konsumsi listrik jangka pendek di PT. PLN (Persero) Gresik. Penelitian serupa juga pernah dilakukan oleh Andria Prima Ditago (2013) yang membandingkan model ARIMAX dan fungsi transfer untuk peramalan konsumsi energi listrik di Jawa Timur. Dari penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa untuk kelompok sosial, bisnis, dan industri lebih akurat dengan menggunakan model ARIMAX, sedangkan untuk kelompok rumah tangga dan publik lebih akurat dengan menggunakan model fungsi transfer. Sedangkan penelitian dengan menggunakan metode ANFIS pernah dilakukan oleh Nurvitasari & Irhamah (2012) mengenai 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. Selain itu, penelitian peramalan listrik telah banyak dilakukan menggunakan pendekatan kecerdasan buatan, seperti penelitian yang dilakukan oleh Ismayani (2005) yang menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik dalam peramalan beban jangka pendek kelistrikan di Bali, Jembaran. Namun penggunaan metode jaringan syaraf tiruan dalam hal peramalan listrik memiliki beberapa kelemahan, yaitu dibutuhkan iterasi yang banyak dalam proses *training* untuk memproses *neural network* yang besar, sehingga terkadang hasil yang diperoleh kurang akurat. Penelitian peramalan listrik yang lain pernah dilakukan menggunakan metode *fuzzy inference system*, seperti yang dilakukan oleh Widnya (2007) mengenai beban puncak listrik untuk hari libur. Namun pada metode tersebut memiliki kelemahan, yaitu diperlukan suatu metode optimasi dalam menentukan fungsi keanggotaan yang optimal. Berdasarkan pertimbangan dari berbagai penelitian yang telah dilakukan, maka pada tugas akhir ini akan dilakukan peramalan tentang kebutuhan energi listrik bulanan untuk masa yang akan datang di Gresik, Jawa Timur pada data kebutuhan energi listrik semua sektor periode Januari 2010 hingga Agustus 2015. Adapun metode peramalan yang digunakan, yaitu metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) merupakan metode yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengimplementasikan sistem inferensi *fuzzy*. Metode ini memiliki semua kelebihan yang dimiliki sistem inferensi *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan. Selain menggunakan metode ARIMA dan ANFIS dalam peramalan kebutuhan listrik, pada penelitian digunakan metode fungsi transfer untuk mengetahui peramalan

kebutuhan energi listrik yang dipengaruhi oleh jumlah konsumen listrik di Gresik, Jawa Timur.

1.2 Perumusan Masalah

Salah satu penyebab krisis listrik adalah tidak terlayani pasokan listrik ke konsumen secara baik oleh PT. PLN (Persero) akibat pertumbuhan konsumen yang semakin meningkat. Oleh karena itu, perlu dilakukan peramalan terhadap kebutuhan energi listrik agar PT. PLN (Persero) mampu memasok energi listrik dengan lebih baik sesuai pertumbuhan penduduk, perekonomian maupun industri di masa yang akan datang, khususnya pada Gresik, Jawa Timur yang merupakan salah satu kawasan industri utama di Jawa Timur. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya maka permasalahan pada penelitian ini diberikan sebagai berikut:

1. Bagaimana karakteristik kebutuhan energi listrik pada semua sektor di Gresik, Jawa Timur pada Januari 2010 hingga Agustus 2015?
2. Bagaimana hasil peramalan kebutuhan energi listrik pada semua sektor di Gresik, Jawa Timur dengan menggunakan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) serta perbandingan kedua metode?
3. Bagaimana peramalan kebutuhan energi listrik di Gresik, Jawa Timur berdasarkan jumlah pelanggan menggunakan metode fungsi transfer?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah maka tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui karakteristik kebutuhan energi listrik pada semua sektor di Gresik, Jawa Timur pada Januari 2010 hingga Agustus 2015.
2. Mengetahui peramalan kebutuhan energi listrik pada semua sektor di Gresik, Jawa Timur dengan menggunakan metode

peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) serta perbandingan kedua metode.

3. Mengetahui peramalan kebutuhan energi listrik di Gresik, Jawa Timur berdasarkan jumlah pelanggan menggunakan metode fungsi transfer.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan, maka manfaat yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membantu PT. PLN (Persero) Gresik dalam meramalkan energi listrik di Gresik, Jawa Timur.
2. Membantu masyarakat maupun perindustrian di Gresik, Jawa Timur dalam memperkirakan konsumsi listrik dengan baik.
3. Memberikan wawasan atau pemahaman terhadap peramalan menggunakan metode ARIMA, ANFIS dan fungsi transfer.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini memberi batasan pada data kebutuhan energi listrik dan jumlah pelanggan di Gresik, Jawa Timur bulanan untuk semua sektor pada periode Januari 2010 hingga Agustus 2015. Kabupaten dan kota tidak dibedakan dalam analisis. Peramalan pada penelitian ini merupakan peramalan konsumsi listrik tiap sektor tanpa membedakan pelanggan berdasarkan tarif listrik. Hasil peramalan pada penelitian ini tidak digunakan sebagai acuan untuk kebutuhan energi listrik pada bulan-bulan selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistik deskriptif adalah analisis yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian data sehingga dapat memberikan informasi yang berguna. Analisis ini bertujuan menguraikan tentang sifat-sifat atau karakteristik dari suatu keadaan dan untuk membuat deskripsi atau gambaran yang sistematis dan akurat mengenai fakta-fakta, sifat-sifat dari fenomena yang diselidiki. Selain itu, statistika deskriptif digunakan untuk memberikan informasi seputar data tanpa mengambil suatu keputusan (inferensi). Salah satu ukuran pemusatan data yang digunakan pada penelitian ini adalah rata-rata. Sedangkan ukuran penyebaran data yang digunakan pada penelitian ini adalah varians. Analisis deskriptif pada penelitian ini adalah tabel histogram dan *boxplot* (Walpole, 1995).

2.2 Analisis *Time Series*

Time series adalah serangkaian observasi yang diambil secara berurutan dari waktu ke waktu. Tindakan diambil pada beberapa waktu memiliki konsekuensi dan efek yang dialami di beberapa waktu kemudian. Waktu itu sendiri, melalui mekanisme kausalitas menanamkan struktur menjadi serangkaian waktu. Sedangkan Analisis *time series* mempelajari pola gerakan-gerakan nilai-nilai variabel pada satu interval waktu (misal, minggu, bulan, dan tahun) yang teratur. Pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan nilai masa lalu. Tujuan metode peramalan deret berkala (*time series*) seperti ini adalah menemukan pola dalam deret historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan (Pole, West, dan Harrison, 1994: 3).

Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis siklis (*cyclical*) dan *trend* (Makridakis, Wheelwright, dan McGree, 1983: 10).

Adapun berikut penjelesan dari masing-masing pola:

- a. Pola horisontal (H) terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekita nilai rata-rata (*mean*) yang konstan. Deret tersebut dapat dikatakan stasioner terhadap nilai rata-ratanya.
- b. Pola musiman (S) terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya, kuartal tahunan tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu).
- c. Pola siklis (C) terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang, seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
- d. Pola *Trend* (T) terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.

2.2.1 Kestasioneran *Time Series*

Stasioneritas berarti bahwa tidak terjadinya pertumbuhan dan penurunan data. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan disekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi disekitar ratarata tersebut konstan selama waktu tertentu (Makridakis, Wheelwright, dan McGree, 1983: 61). *Time series* dikatakan stasioner apabila tidak ada unsur trend dalam data dan tidak ada unsur musiman atau rata-rata dan variannya tetap. Selain dari plot *time series*, stasioner dapat dilihat dari 1) nilai ekspektasi dari *time series* tidak tergantung pada waktu. 2) Fungsi autokovariansi didefinisikan sebagai $Cov(y_t, y_{t+k})$, untuk setiap *lag-k* hanya fungsi dari *k* dan tidak waktu, yaitu $\gamma_y(k) = Cov(y_t, y_{t+k})$. 3) *Autocorrelation Function* yang turun secara lambat. (Montgomery, Jennings dan Kuhlaci, 2008: 232). Menurut (Wei, 2006: 6), dengan memandang suatu pengamatan Z_1, Z_2, \dots, Z_n sebagai suatu proses stokastik, maka variabel random $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ dikatakan stasioner apabila:

$$F_{Z_{t_1}, \dots, Z_{t_n}}(x_1, \dots, x_1) = F_{Z_{t_1+k}, \dots, Z_{t_n+k}}(x_1, \dots, x_1). \quad (2.1)$$

2.2.2 Ketidakstasioneran *Time Series*

Suatu deret waktu dikatakan tidak stasioner dalam *varians* jika deret tersebut tidak berfluktuasi dalam *varians* yang konstan. Untuk menstabilkan *varians* suatu deret waktu yang

tidak stasioner maka perlu dilakukan transformasi terlebih dahulu (Wei, 2006: 85). Berikut transformasi yang sering dilakukan, yaitu Transformasi *Box-Cox*

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda} = \ln(Z_t) & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Tabel 2.1 Bentuk Transformasi *Box-Cox* Berdasarkan Nilai λ yang Bersesuaian

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

Suatu deret waktu dikatakan tidak stasioner dalam *mean* jika deret tersebut tidak berfluktuasi di sekitar *mean* (nilai tengah). Untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam *mean* maka perlu dilakukan pembedaan (*differencing*) pada data deret waktu tersebut. Indikator adanya ketidakstasioneran dalam *mean* adalah ACF suatu deret Z_t yang menurun dengan lambat (Wei, 2006: 73). Proses *differencing* orde pertama dapat dituliskan (Montgomery, Jennings, dan Kuhlaci, 2008: 36)

$$y_t = Z_t - Z_{t-1}; t = 2, \dots, n. \quad (2.3)$$

2.2.3 ACF (*Autocorrelation Function*)

Autocorrelation function atau fungsi autokorelasi merupakan fungsi korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series*. Menurut (Wei, 2006: 10), koefisien *autocorrelatio* untuk *lag-k* dari data runtun waktu dinyatakan sebagai berikut.

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)}{\sqrt{E(Z_t - \mu)^2}\sqrt{E(Z_{t+k} - \mu)^2}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.4)$$

Kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan

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

dimana,

$$\text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0.$$

μ = rata-rata

γ_k = autokovariansi pada lag- k

ρ_k = autokorelasi pada lag- k

t = waktu pengamatan, $t = 1, 2, 3, \dots$

Autocorrelation function dapat dihitung sesuai dengan sampel pengambilan data dan dirumuskan sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.6)$$

2.2.4 PACF (Partial Autocorrelation Function)

Partial autocorrelation digunakan untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara pasangan data Z_t dan Z_{t+k} setelah dependensi linier dalam variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ telah dihilangkan. *Partial autocorrelation function* dirumuskan sebagai berikut.

$$\text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t-1}, \dots, Z_{t+k-1})$$

Menurut Durbin (1960) dalam Wei, (2006: 22), *partial autocorrelation function* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_j^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_j^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}, \quad (2.7)$$

dimana,

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

2.3 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Terdapat beberapa model pada metode ARIMA. Adapun berikut model-model ARIMA yang digunakan pada penelitian ini.

2.3.1 Model Autoregressive (AR)

Proses *autoregressive* menggambarkan situasi dimana nilai Z_t pada saat ini memiliki ketergantungan (dependensi)

dengan nilai-nilai sebelumnya yaitu nilai $(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots)$ ditambah dengan suatu *random shock* (a_t) .

Wei (2006: 33) menyatakan bahwa bentuk umum model AR(p) adalah

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t, \quad (2.8)$$

atau

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = a_t, \quad (2.9)$$

dengan, $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ yang dikenal sebagai operator AR(p) dan $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$. Z_t adalah besarnya pengamatan (kejadian) pada waktu ke- t dan a_t adalah suatu proses *white noise* atau galat pada waktu ke- t dengan $E(a_t) = 0$ dan $\text{var}(a_t) = \sigma_a^2$.

2.3.2 Model Moving Average (MA)

Menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel dependen Z_t dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya. Wei (2006: 47) menyatakan bahwa bentuk umum model MA(q) adalah

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.10)$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta(B)a_t, \quad (2.11)$$

dengan $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ yang dikenal sebagai operator MA(q).

2.3.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Merupakan model campuran dari model *autoregressive* dan *moving average*. Suatu proses Z_t dikatakan mengikuti model campuran *Autoregressive Moving Average* (ARMA) (p, q) jika memenuhi (Wei, 2006: 57).

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t, \quad (2.12)$$

dengan, $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$,
dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$.

2.3.4 Model ARIMA (p, d, q)

Model yang telah mengalami proses *differencing*. Bentuk umum dari model ARIMA pada orde ke- p, q dengan proses *differencing* sebanyak d adalah

$$\phi_p(B) (1 - B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t, \quad (2.13)$$

dengan, $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \dots - \phi_p B^p)$,

dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q)$.

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot *time series*, plot ACF dan PACF, dimana plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan orde p dan q dari model ARIMA (Montgomery, Jennings, dan Kuhlaci, 2008: 256).

Tabel 2.2 Bentuk ACF dan PACF Identifikasi Model ARIMA

Model	ACF	PACF
AR (p)	Turun cepat secara eksponensial/ sinusoidal	Terputus setelah lag p
MA (q)	Terputus setelah lag q	Turun cepat secara eksponensial/sinusoidal
AR(p) MA(q)	Terputus setelah lag q	Terputus setelah lag p
ARMA (p, q)	Turun cepat secara eksponensial/sinusoidal	Turun cepat secara eksponensial/sinusoidal

2.3.5 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Dalam menaksir parameter model ARIMA ada beberapa metode yang dapat dilakukan, yaitu metode *moment*, metode *Least Squares (Conditional Least Squares)*, metode *maximum likelihood*, metode *unconditional Least Squares*, dan metode *Nonlinear Estimation* (Cryer dan Chan, 2008).

Metode estimasi yang digunakan adalah metode *least square (Conditional Least Square)*. Menurut Cryer dan Chan (2008) metode ini bekerja dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error (SSE)*.

Misal model AR(1): $Z_t - \mu = \phi_1(Z_{t-1} - \mu) + a_t$ dan nilai SSEnya adalah:

$$SSE(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2. \quad (2.14)$$

Setelah itu, diturunkan terhadap μ dan ϕ dan disamadengankan 0 sehingga hasil yang diperoleh untuk estimasi rata-rata adalah

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\phi)} [\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}], \quad (2.15)$$

dan untuk estimasi parameternya adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})^2}. \quad (2.16)$$

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

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

$H_0: \theta \neq 0$ (parameter model sesuai)

statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{S.E(\hat{\theta})}, \quad (2.17)$$

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 dalam model (Bowerman & O'Connell, 1993: 493).

2.3.6 Pemeriksaan Diagnosis

Suatu proses $\{a_t\}$ disebut *white noise* jika merupakan barisan variabel acak yang tidak berkorelasi dengan rata-rata $E(a_t)=0$, varians konstan $\text{Var}(a_t)=\sigma_t^2$. Oleh karena itu, suatu proses *white noise* $\{a_t\}$ adalah stasioner dengan fungsi autokovariansi (Wei, 2006: 15).

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_t^2, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

autocorrelation function

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

partial autocorrelation function

$$\phi_k = \begin{cases} 1, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

Untuk mengetahui apakah *residual* berdistribusi normal atau tidak dilakukan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut (Daniel, 1989) :

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

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

dengan statistik Uji: $D = \text{Sup}_{a_t} |S(a_t) - F_0(a_t)|$, dimana D adalah jarak

terjauh antara $S(a_t)$ dan $F_0(a_t)$, $S(a_t)$, $F_0(a_t)$, Sup masing-masing merupakan fungsi *Kolmogorov* peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel, fungsi peluang kumulatif distribusi normal, dan nilai supremum untuk semua a_t . Daerah Kritis:

Tolak H_0 jika $D \geq D_{(1-\alpha, n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, dengan $\alpha = 5\%$.

2.3.7 Pemilihan Model Terbaik

Dalam menentuka model terbaik yang digunakan dalam meramalkan dari beberapa model dalam peramalan *time series* maka asumsi yang harus dipenuhi terlebih dahulu adalah parameternya signifikan, residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pemilihan model terbaik, dapat dibagi menjadi dua yakni kriteria untuk *in sample* dan *out sample*. Untuk kriteria *in sample*, menggunakan RMSE (*Root of Mean Square Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), atau SMAPE (*Symmetric Mean Absolute Percentage Error*). Sedangkan untuk data *out-sample* pemilihan model terbaik dapat menggunakan nilai RMSE yang terkecil (Wei, 2006: 181). Rumus RMSE adalah

$$RMSE = \sqrt{MSE}, \quad (2.18)$$

dimana,

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}. \quad (2.19)$$

Sedangkan untuk nilai MAPE dapat dihitung dengan rumus:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \right) \times 100\%, \quad (2.20)$$

dan perhitungan SMAPE adalah sebagai berikut (Makridakis, 2000: 461).

$$SMAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(Z_t + \hat{Z}_t)/2} \right) \times 100\%. \quad (2.21)$$

Model terbaik merupakan model dengan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil.

2.4 Deteksi *Outlier*

Terdapat beberapa jenis *outlier* yang biasanya digunakan dalam penelitian. Berikut penjelasan beberapa jenis *outlier*.

2.4.1 *Additive Outlier (AO)* dan *Innovational Outlier (IO)*

Suatu *Additive outlier* (AO) memberikan pengaruhnya pada pengamatan ke- T , sedangkan *innovational outlier* (IO) berpengaruh pada pengamatan ke- T , $T+1$, dan seterusnya (Wei, 2006: 224). Model *outlier* umum dengan k *outlier* yang beragam dapat dituliskan

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_t v_t(B) I_t^{(T)} + X_t, \quad (2.22)$$

dengan $X_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$,

dan,

$$v_j(B) = \begin{cases} 1, & \text{untuk AO} \\ \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, & \text{untuk IO} \end{cases}, \quad (2.23)$$

dimana,

$I_t^{(F)}$: variabel *outlier* pada waktu ke- T_j .

Adapun notasi notasi variabel *outlier* pada waktu ke- T adalah

$$I_t^{T_j} = \begin{cases} 1, & t = T_j \\ 0, & t \neq T_j \end{cases}. \quad (2.24)$$

2.4.2 *Level Shift (LS)*

Level Shift (LS) adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu yang memberikan perubahan tiba-tiba dan permanen. Model *outlier* LS dapat dituliskan

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L I_t^{(T)}. \quad (2.25)$$

2.4.3 *Temporary Changes (TC)*

Temporary Changes (TC) adalah suatu kejadian dimana *outlier* menghasilkan efek awal sebesar dilakukan β pada waktu t ,

kemudian secara perlahan sesuai dengan besarnya δ . Berikut model *outlier* TC

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_c I_t^{(T)}. \quad (2.26)$$

Pada saat $\delta = 0$ maka TC akan menjadi kasus *additive outlier* (AO) sedangkan pada saat $\delta = 1$ maka TC akan menjadi kasus *level shift* (LS) (Wei, 2006: 230). Model ARIMA dengan *outlier* secara umum dituliskan

$$Z_t \frac{\theta_q(B)\theta_Q(B^s)a_t}{\phi_p(B^s)\phi_P(B)(1-B)^d(1-B^s)^D} + \sum_{j=1}^k \omega_t V_j(B) I_t^{(T_j)}. \quad (2.27)$$

2.5 Himpunan Fuzzy

Teori himpunan *fuzzy* diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Zadeh memberikan definisi tentang himpunan *fuzzy* \tilde{A} sebagai definisi:

jika X adalah kumpulan objek-objek yang dinotasikan secara umum oleh x , maka himpunan *fuzzy* \tilde{A} dalam X akan didefinisikan sebagai himpunan pasangan berurutan

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)) | x \in X\}, \quad (2.28)$$

dimana $\mu_{\tilde{A}}(x)$ adalah derajat keanggotaan x di \tilde{A} yang memetakan X ke ruang keanggotaan M yang terletak pada rentang $[0,1]$.

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. (Kusumadewi dan Hartati, 2006: 15). Adapun fungsi keanggotaan yang biasanya digunakan dalam logika *fuzzy* sebagai berikut :

1. Fungsi keanggotaan Trapesium (*Trapezoida*)

Kurva segetiga pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Berikut fungsi keanggotaan trapesium

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b. \\ (b - x)/(c - b); & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.29)$$

2. Fungsi keanggotaan *Generalized Bell (GBell)*

$$\mu = \text{bell}(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}. \quad (2.30)$$

Parameter b selalu positif, supaya kurva menghadap ke bawah.

3. Fungsi keanggotaan *Gaussiiian*

$$\text{Gauss}(x, \sigma, c) = \exp\left(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.31)$$

Parameter c menunjukkan titik tengah dan σ menunjukkan lebar fungsi dan grafik fungsi keanggotaannya.

2.5.1 Fuzzy Inference System (FIS)

Sistem Inferensi *Fuzzy (Fuzzy Inference System* atau FIS) merupakan suatu kerangka komputasi yang didasarkan pada teori himpunan *fuzzy*, aturan *fuzzy* berbentuk *if – then*, dan penalaran *fuzzy*. Sistem ini menerima *input crisp*. *Input* ini kemudian dikirim ke basis pengetahuan yang berisi n aturan *fuzzy* dalam bentuk *if – then*. *Fire strength* (α predikat) akan dicari pada setiap aturan. Apabila jumlah aturan lebih dari satu, maka akan dilakukan agregasi dari semua aturan, kemudian hasil agregasi akan dilakukan *defuzzy* untuk mendapatkan nilai *crisp* sebagai *output* sistem (Kusumadewi dan Hartati, 2006: 34).

Sistem inferensi *fuzzy* metode Takagi-Sugeno-Kang (TSK) merupakan metode inferensi *fuzzy* yang memiliki karakteristik, yaitu konsekuen tidak merupakan himpunan *fuzzy*, namun merupakan suatu persamaan *linier* dengan variabe sesuai dengan persamaan variabel *inputnya*. Ada 2 model pada metode TSK, yaitu :

a. Model *Fuzzy Sugeno Orde-0*

Secara umum bentuk model *fuzzy Sugeno orde-0* adalah $IF (x_1 \text{ is } A_1) \circ (x_2 \text{ is } A_2) \circ \dots (x_N \text{ is } A_N) \circ THEN z = k,$

dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden, \circ adalah operator *fuzzy* (AND atau OR), k adalah suatu konstanta (tegas) sebagai konsekuen.

b. Model *Fuzzy* Sugeno Orde-1

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde-1 adalah $IF (x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots (x_N \text{ is } A_N) \circ THEN z = p_1 * x_1 + \dots + p_N * x_N + q$, dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden, \circ adalah operator *fuzzy* (AND atau OR), p_i dan q adalah suatu konstanta (tegas) sebagai konsekuen.

Proses agregasi dan *defuzzy* untuk mendapatkan nilai tegas sebagai *output* untuk M aturan *fuzzy* (*crisp*) juga dilakukan dengan menggunakan rata-rata terbobot

$$z = \frac{\sum_{k=1}^M \alpha_k z_k}{\sum_{k=1}^M \alpha_k}. \quad (2.32)$$

2.5.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS merupakan gabungan dari *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Fuzzy Inference Systems* (FIS) yang merupakan jaringan adaptif berbasis pada *system inference fuzzy* (Kusumadewi dan Hartati, 2006: 360). Misalkan terdapat dua variabel *input* (x_1 dan x_2) dan satu *output* (y). Ada dua aturan model Sugeno pada basis:

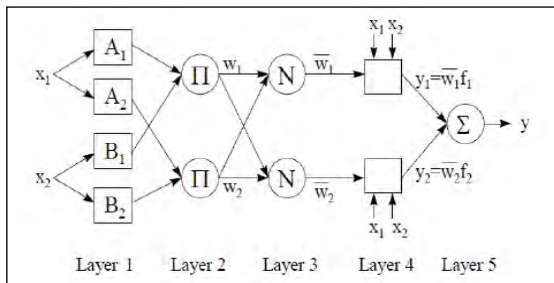
Aturan 1:

Jika x_1 adalah A_1 dan x_2 adalah A_2 , maka $y_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1$

Aturan 2:

Jika x_1 adalah A_2 dan x_2 adalah A_1 , maka $y_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2$

Berikut ini merupakan struktur gambar ANFIS.



Gambar 2.1 Struktur Dasar ANFIS

Arsitektur ANFIS Sugeno terdiri atas lima lapis, dan setiap lapis terdapat node yaitu node adaptif (bersymbol kotak) dan node tetap (bersymbol lingkaran). Fungsi dari setiap lapis tersebut adalah sebagai berikut.

Lapisan 1 :

Setiap node i pada lapisan ini adalah node adaptif dengan fungsi node

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_1), \text{ untuk } i = 1, 2, \quad (2.33)$$

dengan x_1 (x_2 , x_3 , atau x_4): *input* node ke- i $\mu_{A_i}(x_i)$, $\mu_{A_{i-2}}(x_2)$, dst. adalah label linguistik (seperti ‘besar’ atau ‘kecil’) yang terkait dengan node tersebut. $O_{1,i}$ adalah derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* A_1 atau A_2 . Fungsi keanggotaan parameter A dapat didekati dengan fungsi *bell*

$$\mu = \text{bell}(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}. \quad (2.34)$$

Lapisan 2 :

Setiap node pada lapisan ini adalah node tetap berlabel dengan keluarannya adalah produk dari semua sinyal yang datang.

$$O_{2,i} = \mu_{A_i}(x_1), \text{ untuk } i = 1, 2. \quad (2.35)$$

Lapisan 3 :

Output dari lapisan ini disebut derajat pengaktifan ternormalisasi.

$$O_{3,i,t} = \bar{w}_{i,t} f_i = \frac{\sum_i w_{i,t} f_i}{\sum_i w_{i,t}}. \quad (2.36)$$

Lapisan 4 :

Setiap node pada lapisan ini adalah node adaptif dengan fungsi node:

$$O_{4,i,t} = \bar{w}_{i,t} f_i = \bar{w}_{i,t} (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i). \quad (2.37)$$

Lapisan 5 :

Pada lapisan ini akan menghitung output keseluruhan sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang.

$$O_{5,i,t} = \sum_i \bar{w}_{i,t} f_i = \frac{\sum_i w_{i,t} f_i}{\sum_i w_{i,t}}. \quad (2.38)$$

2.6 Metode Fungsi Transfer

Fungsi transfer digunakan untuk meramalkan nilai dari suatu *time series* yang berdasarkan pada nilai masa lalu dan didasarkan pada satu atau lebih *time series* yang berhubungan dengan deret *output*. Berikut model Fungsi Transfer *single input* (x_t) dan *single output* (y_t) (Wei, 2006: 322).

Bentuk persamaan fungsi transfer dapat dituliskan

$$y_t = v(B)x_t + n_t, \quad (2.39)$$

dimana,

y_t = deret *output* yang stasioner

x_t = deret *input* yang stasioner

n_t = deret *noise*

dengan $v(B) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}$,

sehingga persamaan menjadi $y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}x_t + n_t$,

$$\text{dan } y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}x_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t, \quad (2.40)$$

dimana, $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1B - \omega_2B^2 - \dots - \omega_sB^s$ (orde s, yang menyatakan banyaknya pengamatan masa lalu xt yang berpengaruh terhadap y_t).

$\delta_r(B) = 1 - \delta_1B - \delta_2B^2 - \dots - \delta_rB^r$ (orde r, yang menyatakan banyaknya pengamatan masa lalu deret output).

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1B - \theta_2B^2 - \dots - \theta_qB^q$ (koefisien MA pada waktu q).

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1B - \phi_2B^2 - \dots - \phi_pB^p$ (koefisien AR pada waktu p).

Terdapat 4 tahapan dalam membentuk model fungsi transfer, antara lain identifikasi bentuk model, penaksiran parameter model, uji diagnosis model, dan penggunaan model dalam peramalan.

Penetapan Orde (b,r,s) untuk model fungsi transfer pada *cross-correlation* dengan b adalah korelasi silang yang signifikan pada waktu lag ke b. orde s pada time lag selanjutnya pada korelasi silang dan tidak memperhatikan pola. Sedangkan orde r

korelasi dengan memperhatikan suatu pola yang jelas. Jika $r=0$ tidak membentuk suatu pola, $r=1$ membentuk suatu pola eksponensial, dan jika $r=2$ membentuk pola sinusoida.

Berikut metode estimasi yang digunakan pada fungsi transfer, yaitu metode maximum *likelihood*. Fungsi *Conditional log likelihood*

$$\ln L_*(\phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S_*(\phi, \mu, \theta)}{2\sigma_a^2}, \quad (2.41)$$

dimana,

$$S_*(\phi, \mu, \theta) = \sum_{t=1}^n \sigma_a^2 (\phi, \mu, \theta | Z_*, a_*, Z).$$

Deteksi *outlier* dilakukan untuk mendeteksi dan menghilangkan penyebab *outlier*. Terdapat *outlier* tipe *additive outlier* (AO) serta *level shift* (LS).

Secara umum model *Additive Outlier* (AO) dapat dituliskan

$$Z_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega_t I_t^{(T)}. \quad (2.42)$$

Model *level shift* (LS) dapat dituliskan

$$Z_t = x_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_t I_t^{(T)}, \quad (2.43)$$

dimana,

Z_t = variabel Z_t pada saat t

x_t = variabel *outlier*

ω_t = pengaruh *outlier* pada Z_t

$I_t^{(T)}$ = *outlier* yang terjadi pada waktu T

Estimasi *Additive Outlier* (AO) digunakan dalam estimasi dari ω dimana untuk parameter θ dan ϕ adalah

$$\pi(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} = 1 + \pi_1(B)^1 + \pi_2(B)^2 + \dots. \quad (2.44)$$

Sehingga dapat dituliskan

$$e_t = \pi(B) Y_t,$$

dimana, e_t adalah penduga dari Z_t pada data yang mengandung *outlier*. Berikut estimasi residual dari *Additive Outlier* pada ARMA

$$e_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \left[\frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega_t I_t^{(T)} \right]. \quad (2.45)$$

2.7 Pelanggan PLN dan Konsumsi Listrik

Pelanggan PLN merupakan pembeli energi listrik dan pengguna listrik. Pelanggan rumah tangga memiliki beban yang terdiri dari peralatan rumah tangga dengan beban listrik yang bergantung dari tingkat sosial ekonomi, semakin tinggi peradaban seseorang semakin banyak kebutuhan akan energi listrik. Sedangkan pelanggan industri merupakan pelanggan yang membutuhkan energi listrik paling tinggi untuk menjalankan suatu mesin-mesin yang digunakan pada periindustrian yang bekerja secara *non-stop*.

Konsumsi adalah kegiatan manusia dalam menggunakan barang atau jasa untuk memenuhi kebutuhannya dengan tujuan untuk memperoleh kepuasan yang berakibat mengurangi dan menghabiskan barang/jasa. Konsumsi listrik merupakan suatu kegiatan yang menggunakan tenaga listrik sesuai dengan kebutuhan berdasarkan kapasitas pada daya tersambung (Diptara, 2010).

2.8 Gresik, Jawa Timur

Berdasarkan (Anonim_a, 2013) lokasi Gresik terletak di sebelah barat laut Kota Surabaya yang merupakan Ibu kota Provinsi Jawa Timur, Ibu kota Gresik berada 20 km sebelah utara Kota Surabaya, dengan luas wilayah 1.191,25 km² yang terbagi dalam 18 Kecamatan dan terdiri dari 330 Desa dan 26 Kelurahan.

Gresik dikenal sebagai salah satu kawasan industri utama di Jawa Timur. Beberapa industri di Gresik antara lain, Semen Gresik, Petrokimia Gresik, Nippon Paint, BHS-TEX, industri perkayuan/Plywood dan Maspion. Gresik juga terdapat sebuah Pembangkit Listrik Tenaga Gas dan Uap berkapasitas 2.200 MW. Selain itu, perekonomian masyarakat Gresik banyak ditopang dari sektor wiraswasta, yaitu industri songkok, pengrajin tas, pengrajin perhiasan emas & perak, industri *garment* (konveksi). Di utara Gresik, yaitu Kota Sedayu yang merupakan penghasil sarang burung walet terbesar di Indonesia. Akibat dari banyaknya industri di Gresik, Jawa Timur membuat Gresik membutuhkan

konsumsi beban listrik yang cukup besar sehingga PT. PLN (Persero) Gresik harus mampu memasok kebutuhan listrik yang dibutuhkan oleh masyarakat maupun perindustrian di Gresik, Jawa Timur.

2.8.1 Pola Kebutuhan Listrik di Gresik, Jawa Timur

Saat ini Gresik mengalami perkembangan yang cukup pesat seiring dengan perkembangan industri yang sebagian berlokasi di Gresik. Adanya perkembangan industri yang cukup besar tersebut harus didukung oleh ketersediaan infrastruktur. Infrastruktur transportasi dan infrastruktur lainnya seperti jaringan listrik, ketersediaan air bersih, dan jaringan telepon telah mampu mendukung kegiatan industri. Penelitian ini memilih Gresik sebagai wilayah studi karena pada Jawa Timur, Gresik merupakan daerah dengan kebutuhan energi listrik paling tinggi dibandingkan dengan daerah-daerah di Jawa Timur lainnya. Total pelanggan PT. PLN (Persero) Gresik mencapai 229 ribu. Dari jumlah itu, industri hanya 4% hingga 6%. Namun, kebutuhan listrik 80% dari sektor industri (Anonim_b, 2012).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari PT. PLN (Persero) Gresik yang dibagi dalam lima sektor, yaitu sektor sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik. Data merupakan laporan hasil konsumsi energi listrik dan jumlah pelanggan listrik bulanan tiap sektor di Gresik, Jawa Timur periode Januari 2010 hingga Agustus 2015.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel pada penelitian ini dibagi menjadi dua bagian menurut metode yang digunakan, yaitu:

- Peramalan pada metode ARIMA dan ANFIS menggunakan data kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor.
- Peramalan menggunakan metode fungsi transfer meliputi deret *input* dan deret *output*.
 1. Deret *input*, yaitu data jumlah pelanggan listrik bulanan tiap sektor ($X_{i,t}$) yang meliputi: sektor sosial ($X_{1,t}$), rumah tangga ($X_{2,t}$), bisnis ($X_{3,t}$), industri ($X_{4,t}$), dan publik ($X_{5,t}$), dimana $t = 1, 2, \dots, n$.
 2. Deret *output*, yaitu data kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor ($Y_{i,t}$) yang meliputi: sektor sosial ($Y_{1,t}$), rumah tangga ($Y_{2,t}$), bisnis ($Y_{3,t}$), industri ($Y_{4,t}$), dan publik ($Y_{5,t}$), dimana $t = 1, 2, \dots, n$.

Data dibagi menjadi data *in sample* (Januari 2010 - Desember 2014) dan data *out sample* (Januari - Agustus 2015).

3.3 Langkah Analisis Data

Berikut merupakan langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini.

1. Identifikasi karakteristik kebutuhan energi listrik pada semua sektor di Gresik, Jawa Timur (histogram dan *boxplot*).

2. Melakukan peramalan kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor di Gresik, Jawa Timur menggunakan metode ARIMA. Adapun berikut adalah langkah-langkah analisis dengan menggunakan prosedur *Box-Jenkins* pada ARIMA:
 - 1) Mengidentifikasi kestasioneran model pada data *in sample* dalam *mean* dan *varians*. Jika belum stasioner dalam *mean* maka dilakukan *differencing*, sedangkan jika belum stasioner dalam *varians* maka dilakukan transformasi *Box-Cox*.
 - 2) Melihat plot ACF dan PACF berdasarkan data yang sudah stasioner untuk menentukan order p , d , q dan P , D , Q , S .
 - 3) Melakukan uji signifikansi parameter dan estimasi parameter dengan menggunakan statistik uji t .
 - 4) Melakukan uji kesesuaian model dengan uji *white noise* dan uji normalitas pada residual.
 - 5) Melakukan peramalan pada data *out sample*, kemudian membandingkan hasil peramalan tersebut berdasarkan nilai MAPE, SMAPE dan RMSE.
 - 6) Pemilihan model terbaik, dimana model ARIMA terbaik dilihat berdasarkan nilai MAPE, SMAPE dan RMSE yang terkecil. Model ARIMA yang terbaik akan digunakan dalam perbandingan peramalan dengan menggunakan metode ANFIS.
3. Melakukan peramalan kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor di Gresik, Jawa Timur menggunakan metode ANFIS. Adapun berikut adalah langkah-langkah analisis dengan metode ANFIS:
 - 1) Mempersiapkan data *input* berdasarkan langkah pada identifikasi ARIMA khususnya AR, yaitu mendapatkan plot *time series*, ACF, dan PACF untuk melihat apakah data telah stasioner dalam *mean* dan *varians*. Jika telah stasioner, dibuat PACF sehingga didapatkan informasi *lag-lag* yang signifikan untuk dijadikan *input* pada ANFIS.

- 2) Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy*.
- 3) Menentukan fungsi keanggotan, yaitu *Gauss*, *Gbell*, dan *Trapezoid* untuk memetakan *input* pada himpunan *fuzzy*.
- 4) Mendapatkan nilai inisialisasi awal
- 5) Mendapatkan banyaknya aturan dan parameter yang terbentuk.
- 6) Menentukan banyaknya *epoch* untuk mendapatkan parameter-parameter ANFIS yang dapat meminimumkan *error*.
- 7) Menjalankan fungsi pada setiap *layer* ANFIS dengan menggunakan alur maju dan alur mundur dengan tahapan sebagai berikut :
 - a. Pengaktifan derajat keanggotan *fuzzy* atau fuzzifikasi (lapisan pertama).
 - b. Pengaktifan aturan keanggotaan *fuzzy* (lapisan kedua). pada tahap ini dilakukan operasi logika *fuzzy* pada derajat keanggotaan yang terbentuk di lapisan pertama untuk setiap himpunan *fuzzy*.
 - c. Menentukan derajat pengaktifan ternormalisasi (lapisan ketiga).
 - d. Melakukan pemetaan himpunan *fuzzy* kembali ke bilangan *real* dimana dihasilkan parameter konsekuen dari proses LSE (lapisan keempat).
 - e. Menghitung semua *output* yang merupakan perhitungan dari semua *output* pada langkah 7d (lapisan kelima).
 - f. Menghitung nilai *error output* ANFIS hasil pada langkah 7e terhadap *output* aktual.
 - g. Melakukan perhitungan *error* derajat pengaktifan ternormalisasi hasil langkah 7c.
 - h. Melakukan perhitungan *error* derajat pengaktifan aturan *fuzzy* hasil langkah 7b.
 - i. Melakukan perhitungan *error* derajat pengaktifan derajat keanggotan *fuzzy* hasil langkah 7a.

- j. Perhitungan *update* data parameter.
- 8) Mendapatkan hasil peramalan ANFIS dan menghitung MAPE, SMAPE dan RMSE. Model yang terbaik adalah model yang memiliki nilai RMSE yang minimum.
- 4. Melakukan perbandingan peramalan metode ARIMA terbaik dan ANFIS dengan jenis fungsi keanggotaan terbaik pada masing-masing sektor. Setelah itu, melakukan peramalan untuk jangka waktu satu tahun ke depan dengan metode terbaik.
- 5. Melakukan peramalan kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor di Gresik, Jawa Timur menggunakan metode fungsi transfer. Adapun berikut adalah langkah-langkah analisis dengan metode fungsi transfer:
 - 1) Identifikasi Bentuk Model

Adapun langkah-langkah yang harus dipenuhi dalam identifikasi bentuk model :

 - a. Mempersiapkan deret *input* (konsumsi energi listrik tiap sektor) dan *output* (jumlah pelanggan listrik tiap sektor) agar memperoleh deret *input* dan *output* yang stasioner.
 - b. Menentukan model ARIMA untuk deret *input* dan melakukan *prewhitening* pada deret tersebut untuk memperoleh deret yang *white noise* (α_t).
 - c. Melakukan *prewhitening* pada deret *output* untuk memperoleh β_t .
 - d. Mendeteksi *Cross Correlation* (CCF) dan autokorelasi untuk deret *input* dan deret *output* yang telah mengalami *proses prewhitening*.
 - e. Menetapkan nilai-nilai (b, r, s) yang menghubungkan deret *input* dan *output*.
 - f. Penaksiran model fungsi transfer sementara berdasarkan nilai (b, r, s) yang ditetapkan sebelumnya.
 - g. Melakukan penaksiran awal deret *noise* (n_t) dan perhitungan autokorelasi serta parsial korelasinya.

- h. Menetapkan (p_n, q_n) untuk model ARIMA $(p_n, 0, q_n)$ dari deret *noise* (n_t) .
- 2) Penaksiran Parameter Model Fungsi Transfer
Penaksiran parameter dari model Fungsi Transfer dengan menggunakan metode *Conditional Least Square*.
- 3) Uji Diagnostik Model Fungsi Transfer
Pengujian kebaikan dari model yang diperoleh pada tahap sebelumnya.
- 4) Penggunaan Model Fungsi Transfer untuk Peramalan
Mengetahui peramalan kebutuhan energi listrik di Gresik, Jawa Timur berdasarkan jumlah pelanggan menggunakan metode fungsi transfer *single input* dan *single output*.

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan hasil penelitian peramalan terhadap konsumsi listrik dan jumlah pelanggan listrik tiap sektor (sektor sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik) di Gresik, Jawa Timur. Metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah ARIMA dan ANFIS. Kemudian membandingkan kedua metode untuk memilih metode mana yang terbaik. Selain itu, bab ini akan membahas mengenai pengaruh jumlah pelanggan listrik terhadap peramalan konsumsi listrik masing-masing sektor menggunakan pembentukan model fungsi transfer *single input* dan *output* dengan variabel *input* jumlah pelanggan listrik masing-masing sektor dan variabel *output* konsumsi listrik masing-masing sektor. Pembahasan ini akan diawali dengan statistik deskriptif untuk mengetahui karakteristik pada data konsumsi listrik tiap sektor di Gresik, Jawa Timur.

4.1 Karakteristik Data Konsumsi Listrik di Gresik, Jawa Timur

Pada sub bab ini akan dibahas mengenai karakteristik konsumsi listrik tiap sektor yang meliputi sektor sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik. Statistika deskriptif yang akan dibahas adalah nilai rata-rata (*mean*), deviasi standar, nilai minimum, dan nilai maksimum. Data Lampiran A dapat menjelaskan karakteristik konsumsi listrik masing-masing sektor.

Pada Tabel 4.1 dapat diketahui rata-rata (*mean*) konsumsi listrik Januari 2010 hingga Agustus 2015 yang tertinggi pada sektor industri, yaitu sebesar 95,78 juta KWH. Sedangkan rata-rata (*mean*) konsumsi listrik yang terendah pada sektor sosial, yaitu sebesar 1,6841 juta KWH. Hal ini sangat wajar, karena konsumsi listrik yang digunakan oleh sektor industri lebih besar dibandingkan dengan sektor lainnya. Selain itu, sektor industri mendominasi di kawasan Gresik, Jawa Timur yang terkenal

dengan kota industrinya. Keragaman untuk masing-masing sektor konsumsi listrik ditunjukkan oleh deviasi standar, dimana konsumsi listrik sektor industri memiliki nilai keragaman paling tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa terjadi fluktuasi konsumsi listrik yang tajam pada sektor industri. Nilai minimum pada masing-masing sektor menunjukkan konsumsi listrik terendah yang digunakan oleh masing-masing sektor. Sedangkan nilai maksimum menunjukkan konsumsi listrik tertinggi yang digunakan oleh masing-masing sektor pada periode Januari 2010 hingga Agustus 2015.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Konsumsi Listrik Tiap Sektor Januari 2010 – Agustus 2015

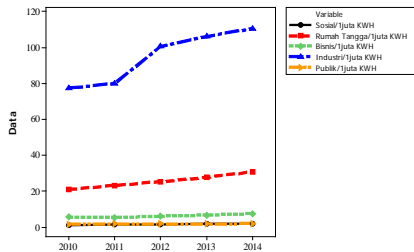
Sektor Konsumsi Listrik	<i>Mean</i>	Deviasi Standar	Minimum	Maksimum
Sosial	1,68	0,30	1,14	2,27
Rumah Tangga	26,36	4,15	15,64	33,85
Bisnis	6,52	1,03	4,32	8,37
Industri	95,76	15,35	57,92	118,30
Publik	1,87	0,13	1,59	2,13

Keterangan: Konsumsi listrik tiap sektor per 1 juta KWH.

Karakteristik konsumsi listrik tiap sektor terhadap nilai rata-rata (*mean*) juga dapat dilihat berdasarkan nilai rata-rata konsumsi listrik tiap sektor per tahunnya. Hal ini untuk mengetahui peningkatan atau penurunan konsumsi listrik yang digunakan oleh tiap sektor per tahunnya.

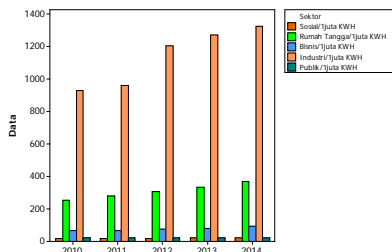
Pola rata-rata tahunan konsumsi listrik tiap sektor tahun 2010 hingga 2014 ditunjukkan pada Gambar 4.1. Rata-rata tahunan konsumsi listrik tiap sektor tahun 2010 hingga 2014 cenderung meningkat tiap tahunnya. Namun, peningkatan rata-rata tahunan konsumsi listrik pada sektor sosial dan publik memiliki peningkatan yang sedikit tiap tahunnya. Hal tersebut membuat plot dari rata-rata tahunan konsumsi listrik sektor sosial dan publik terlihat konstan. Rata-rata tahunan konsumsi listrik tertinggi 2010 hingga 2014 dimiliki oleh sektor industri. Sedangkan sektor sosial memiliki rata-rata tahunan konsumsi

listrik terendah. Adapun berikut ini merupakan nilai rata-rata konsumsi listrik tiap sektor tahun 2010 hingga 2014.



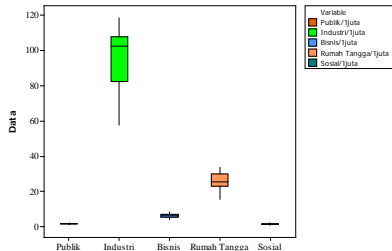
Gambar 4.1 Rata-rata Tahunan Konsumsi Listrik Tiap Sektor Tahun 2010 – 2014

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa total konsumsi listrik tahunan tiap sektor 2010 hingga 2014 cenderung meningkat tiap tahunnya. Peningkatan total konsumsi listrik tertinggi, yaitu pada sektor industri. Sedangkan pada sektor sosial memiliki total konsumsi listrik tahunan terendah. Sektor industri menjadi sektor dengan total konsumsi listrik tahunan tertinggi, karena pada sektor industri konsumsi listrik yang digunakan untuk membangkitkan segala sesuatu pada sektor industri sangat besar, terlebih lagi jika terdapat peningkatan pada banyaknya industri.



Gambar 4.2 Total Konsumsi Listrik Tahunan Tiap Sektor 2010 – 2014

Gambar 4.3 menunjukkan bahwa tidak terdapat *outlier* pada total konsumsi listrik tahunan tiap sektor 2010 hingga 2014 menggunakan *boxplot*. Sehingga dapat dikatakan bahwa total konsumsi listrik tahunan tiap sektor 2010 hingga 2014 berada pada batas konsumsi yang sewajarnya.



Gambar 4.3 *Boxplot* Total Konsumsi Listrik Tahunan Tiap Sektor 2010 – 2014

4.2 Peramalan Konsumsi Listrik Tiap Sektor dengan ARIMA *Box-Jenkins* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Perbandingan metode peramalan kebutuhan energi listrik pada penelitian ini menggunakan metode ARIMA dan ANFIS. Hasil peramalan yang diperoleh dari masing-masing metode serta perbandingan ramalan dari kedua metode dapat dijelaskan pada masing-masing *sub-bab*.

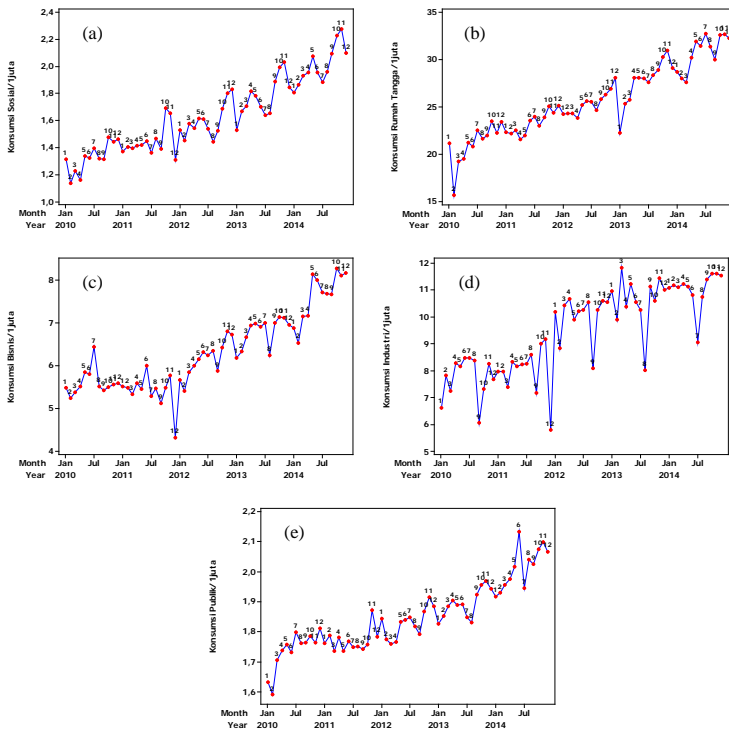
4.2.1 Peramalan ARIMA *Box-Jenkins*

Data konsumsi listrik tiap sektor akan dibagi menjadi dua, yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* yang akan digunakan untuk pemodelan adalah data konsumsi listrik masing-masing sektor (sektor sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan publik) mulai Januari 2010 hingga Desember 2014. Sedangkan data konsumsi listrik masing-masing sektor mulai Januari hingga Agustus 2015 digunakan sebagai data *out sample*.

Langkah awal yang dilakukan dalam memodelkan konsumsi listrik tiap sektor adalah dengan melakukan plot *time series*. Pada tahap identifikasi pemodelan ARIMA, terdapat dua asumsi yang harus dipenuhi, yaitu data stasioner dalam varians dan rata-rata (*mean*). Melalui plot *time series* maka dapat diketahui pola dari data, serta stasioneritas varians dari data.

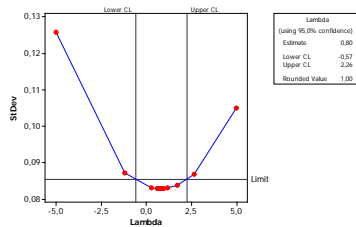
Pada Gambar 4.4 terjadi penurunan konsumsi listrik yang tinggi pada beberapa sektor, yaitu rumah tangga, bisnis, dan industri. Pada sektor rumah tangga penurunan listrik terjadi pada Februari 2010 dan Januari 2013, dikarenakan terdapat penurunan

sektor sekunder pada perekonomian Indonesia. Adapun sektor sekunder perekonomian Indonesia adalah gabungan dari sektor industri pengolahan, sektor listrik, gas dan air dan sektor konstruksi. Selain itu, penurunan konsumsi listrik yang sangat tajam juga dapat dilihat pada sektor bisnis dan industri. Konsumsi listrik sektor bisnis dan industri yang mengalami penurunan tajam terjadi pada bulan Desember 2011. Terjadi penurunan konsumsi listrik sektor bisnis dan industri pada Desember 2011 dapat dikarenakan adanya pengaruh pergantian tahun (tahun baru) yang mengakibatkan liburinya kegiatan sektor bisnis dan industri di akhir tahun.



Gambar 4.4 Plot *Time Series* Konsumsi Listrik Tiap Sektor Tahun 2010 – 2014
(a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik

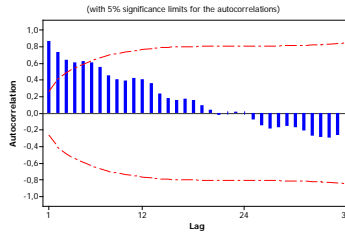
Melalui plot *time series* tiap sektor yang ditunjukkan pada Gambar 4.4 juga dapat dilihat bahwa konsumsi listrik tiap sektor memiliki pola cenderung meningkat atau pola *trend* dan pola musiman pada beberapa sektor, sehingga dapat diduga bahwa beberapa data konsumsi listrik masing-masing sektor belum stasioner dalam varians ataupun rata-rata (*mean*). Selain dari plot *time series*, kestasioneran dalam rata-rata (*mean*) juga dapat dilihat dari plot ACF seperti pada Gambar 4.6. Sebelum melakukan identifikasi stasioneritas rata-rata data konsumsi listrik pada masing-masing sektor perlu dilakukan identifikasi stasioneritas dalam varians. Kestasioneran dalam varians dapat dilihat menggunakan transformasi *Box-Cox*. Berikut ini plot *Box-Cox* data konsumsi listrik sektor sosial untuk melihat kestasioneran dalam varians.



Gambar 4.5 Plot *Box-Cox* Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial

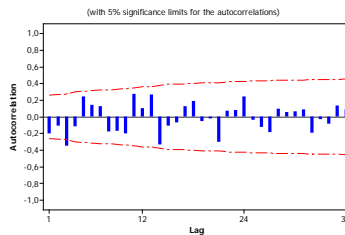
Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data konsumsi listrik sektor sosial telah stasioner dalam varians, karena nilai λ sebesar 1,00 yang berada diantara nilai *Lower – Upper Limit* sehingga tidak perlu dilakukan transformasi pada data konsumsi listrik sektor sosial. Kemudian mengidentifikasi stasioneritas data terhadap rata-rata (*mean*) dengan melihat plot ACF dari data yang telah stasioner dalam varians seperti pada Gambar 4.6.

Pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa data konsumsi listrik sektor sosial belum stasioner dalam rata-rata (*mean*), karena plot ACF yang turun lambat mendekati. Oleh karena itu, perlu dilakukan *differencing* pada data agar stasioner dalam rata-rata.



Gambar 4.6 Plot ACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial

Adapun plot ACF data konsumsi listrik sektor sosial dengan *differencing* 1 lag dapat dilihat pada Gambar 4.7.

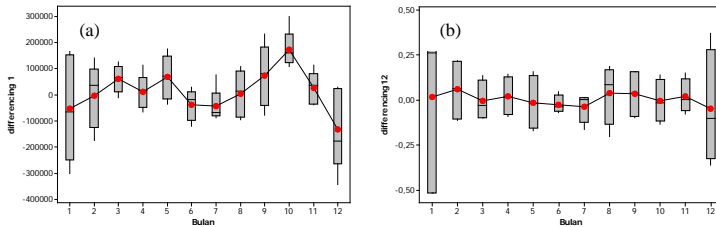


Gambar 4.7 Plot ACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial *Differencing* 1 Lag

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa plot ACF memiliki pola *dies down* turun lambat mendekati nol. Hal ini dapat dikatakan bahwa data konsumsi listrik sektor sosial masih belum stasioner dalam rata-rata setelah dilakukan *differencing* 1 lag. Sehingga perlu dilakukan *differencing* lagi pada data konsumsi listrik sektor sosial agar data stasioner dalam rata-rata. Ketidackucupan data membuat identifikasi pola dan stasioneritas dalam *mean* tidak cukup jika hanya dilihat pada ACF saja, maka selain ACF, untuk melihat pola data dan kestasioneran dalam *mean* dilakukan identifikasi pada nilai rata-rata menggunakan *Boxplot*. Didapatkan data konsumsi listrik sektor sosial dapat stasioner dalam *mean* jika dilakukan *differencing* 12 pada data.

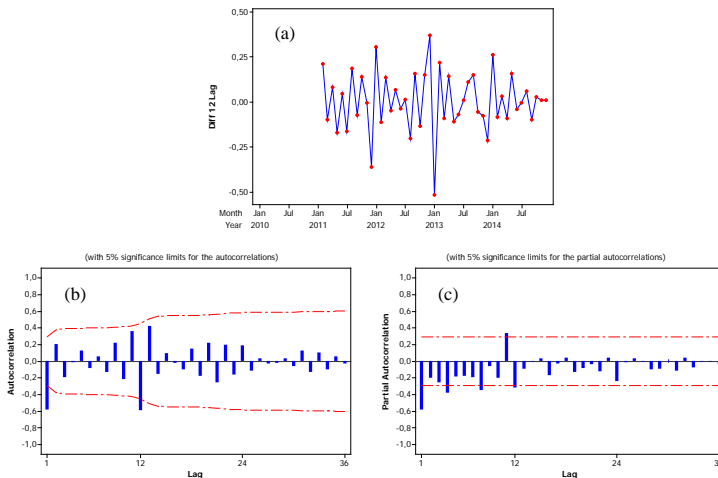
Gambar 4.8 menunjukkan hasil *boxplot* untuk *differencing* 1 dan *differencing* 12. Melalui Gambar 4.8 dapat diidentifikasi bahwa konsumsi listrik sektor sosial dapat stasioner

dalam *mean* jika dilakukan *differencing* 12 lag pada data. Sehingga melalui *differencing* 12 lag pada data maka dapat dikatakan konsumsi listrik sektor sosial memiliki pola musiman bulanan.



Gambar 4.8 (a) *Boxplot* Konsumsi Listrik Sektor Sosial *Differencing* 1 Lag (b) *Boxplot* Konsumsi Listrik Sektor Sosial *Differencing* 12 Lag

Adapun berikut plot *time series*, ACF, dan PACF dari data konsumsi listrik sektor sosial yang telah stasioner setelah dilakukan *differencing* 12 lag.



Gambar 4.9 (a) Plot *Time Series* (b) Plot ACF (c) Plot PACF Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial *Differencing* 12 Lag

Pada Gambar 4.9 pola ACF menunjukkan telah stasioner dalam rata-rata setelah dilakukan *differencing* 12 lag. Dari pola ACF yang *cut off* pada lag 1 dan terdapat musiman pada lag 12 serta pola PACF yang *dies down* sehingga model yang didapatkan, yaitu dan ARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹². Kemudian dilakukan estimasi dan uji signifikan parameter pada model. Berikut hasil estimasi dan uji signifikansi parameter pada model ARIMA data konsumsi listrik sektor sosial yang didapatkan.

Tabel 4.2 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
(0,1,1)(0,1,1) ¹²	μ	4523	<,0001
	θ_1	0,99	<,0001
	Θ_1	0,50	0,0015

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa estimasi dan uji signifikansi parameter telah terpenuhi, karena *p-value* yang bernilai kurang dari batas signifikansi 5% atau 0,05 sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA data konsumsi listrik sektor sosial telah signifikan. Setelah tahap estimasi dan uji signifikansi parameter terpenuhi maka dapat dilanjutkan pada tahap pemeriksaan diagnostik. Pada tahap pemeriksaan diagnostik, asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal harus dipenuhi. Hasil pengujian pemeriksaan diagnostik dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Data Konsumsi Listrik Sektor Sosial

Model ARIMA	<i>White Noise</i>		Normalitas
	Lag	<i>p-value</i>	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>
(0,1,1)(0,1,1) ¹²	6	0,29	<i>p-value</i> = >0,1500
	12	0,69	
	18	0,63	
	24	0,65	

Dapat dilihat pada Tabel 4.3 bahwa model ARIMA data konsumsi listrik sektor sosial telah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hal itu dapat diketahui dari *p-value* uji residual *white noise* dan normalitas yang lebih besar dari batas signifikan 5% atau 0,05. Sehingga dapat dikatakan bahwa pemeriksaan diagnostik model ARIMA data konsumsi listrik sektor sosial telah terpenuhi. Melalui cara yang sama berikut estimasi dan uji signifikansi parameter yang didapatkan dari model terbaik dengan tingkat signifikan 5% pada data konsumsi listrik tiap sektor selain sektor sosial.

Tabel 4.4 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
Rumah Tangga	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	θ_1	0,88	<,0001
Bisnis	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	θ_1	0,69	<,0001
		Φ_1	-0,54	0,0003
Industri	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	θ_1	0,85	<,0001
		Φ_1	-0,52	0,0010
Publik	$(0,1,[1,6])$	θ_1	0,48	<,0001
		θ_6	-0,22	0,0575

Model ARIMA terbaik yang diperoleh pada Tabel 4.4 merupakan model ARIMA yang diperoleh dari pendugaan model ARIMA yang telah signifikan. Pada Tabel 4.2 dan Tabel 4.4 menunjukkan bahwa model ARIMA data konsumsi listrik pada semua sektor telah signifikan. Adapun pemeriksaan diagnostik model ARIMA dari sektor rumah tangga, bisnis, industri, dan publik dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	<i>White Noise</i>	Normalitas
Rumah Tangga	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	Memenuhi	Memenuhi
Bisnis	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	Memenuhi	Memenuhi
Industri	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	Memenuhi	Memenuhi
Publik	$(0,1,[1,6])$	Memenuhi	Memenuhi

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa model ARIMA dari data konsumsi listrik sektor rumah tangga, bisnis, industri, dan publik sudah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Apabila model yang diperoleh tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal maka perlu dilakukan deteksi *outlier*. Setelah diperoleh *outlier* pada model yang tidak memenuhi residual berdistribusi normal maka perlu untuk mengetahui jenis *outlier* tersebut kemudian memasukkan *outlier* dalam model sehingga dapat diperoleh model yang memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Adapun kriteria model terbaik data konsumsi listrik tiap sektor dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Kriteria Model ARIMA Terbaik Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	RMSE	MAPE	SMAPE
Sosial	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	12949,73	0,22	0,22
Rumah Tangga	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	129240,38	0,14	0,14
Bisnis	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	25210,93	0,11	0,11
Industri	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	4350907,30	1,44	1,36
Publik	$(0,1,[1,6])$	15689,37	0,27	0,27

Pada Tabel 4.6 dapat diketahui nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE model ARIMA tiap sektor. Nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE tersebut diperoleh dari perhitungan antara data aktual dengan data *forecast* (peramalan) dan digunakan sebagai pemilihan model ARIMA terbaik dari beberapa model ARIMA yang diduga. Model terbaik dari pendugaan beberapa model ARIMA diperoleh dengan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil.

Dari Tabel 4.6 maka dihasilkan model ARIMA pada tiap sektor. Model matematis ARIMA yang diperoleh dari model ARIMA terbaik akan digunakan sebagai peramalan dalam penelitian ini. Hasil peramalan dapat dihitung dengan *fitting* data pada model yang diperoleh. Secara matematis model ARIMA terbaik data konsumsi listrik tiap sektor dapat dituliskan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Matematis Model ARIMA Terbaik Konsumsi Listrik Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	Model Matematis
Sosial	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	$Z_t = 4523 + Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,99a_{t-1} - 0,50a_{t-12} + 0,49a_{t-13} + a_t$
Rumah Tangga	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,88a_{t-1} + a_t$
Bisnis	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,54Z_{t-12} + 0,54Z_{t-13} + 0,54Z_{t-24} - 0,54Z_{t-25} - 0,69a_{t-1} + a_t$
Industri	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,52Z_{t-12} + 0,52Z_{t-13} + 0,52Z_{t-24} - 0,52Z_{t-25} - 0,85a_{t-1} + a_t$
Publik	$(0,1,[1,6])$	$Z_t = Z_{t-1} - 0,48a_{t-1} - 0,22a_{t-6} + a_t$

4.2.2 Peramalan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

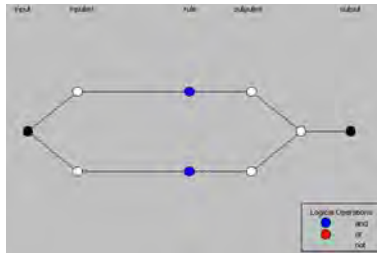
Variabel *input* pada peramalan ANFIS merupakan variabel AR yang signifikan dari model ARIMA yang terbaik. Sebelum melakukan peramalan menggunakan metode ANFIS, langkah awal yang dilakukan adalah menentukan variabel *input*, jumlah dan jenis fungsi keanggotaan (*membership function*). Berikut variabel *input* yang digunakan peramalan ANFIS pada penelitian ini.

Tabel 4.8 *Input* ANFIS Konsumsi Listrik Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	Variabel <i>Input</i>
Sosial	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	Z_{t-1} , Z_{t-12} , dan Z_{t-13}
Rumah Tangga	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	Z_{t-1}
Bisnis	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	Z_{t-12}
Industri	$(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	Z_{t-12}
Publik	$(0,1,[1,6])$	Z_{t-1} , dan Z_{t-6}

Fungsi keanggotaan yang digunakan peramalan ANFIS pada penelitian ini sebanyak 2. Adapun jenis fungsi keanggotaan

yang digunakan sebanyak 3 jenis fungsi keanggotaan, yaitu *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*. Setelah menentukan jumlah dan jenis *membership function*, kemudian membuat struktur ANFIS. Adapun struktur ANFIS pada sektor industri dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10. Struktur ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri

Pada variabel konsumsi listrik tiap sektor, terbentuk 2 aturan (*rule*) yang diperoleh dari banyaknya fungsi keanggotaan dipangkatkan dengan jumlah variabel *input*, yaitu 2^1 , dimana banyaknya fungsi keanggotaan adalah 2 dan jumlah variabel *input* pada sektor industri adalah 1. Adapun berikut merupakan banyaknya aturan, parameter *linier* dan *nonlinier* yang terbentuk pada variabel industri dengan jenis fungsi keanggotaan *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*.

Tabel 4.9 Aturan (*Rule*) dan Parameter Variabel Industri

Jenis Keanggotaan	Aturan	Parameter <i>Linier</i>	Parameter <i>Nonlinier</i>
<i>Gaussian</i>	2	4	4
<i>Trapezoidal</i>	2	4	6
<i>Generalized Bell</i>	2	4	8

Parameter *linier* merupakan parameter konsekuen pada lapisan keempat sedangkan parameter *nonlinier* adalah parameter premis yang digunakan dalam menghitung derajat keanggotaan pada lapisan pertama (*Fuzzyfikasi*). Adapun nilai parameter

nonlinier untuk variabel industri sesuai dengan 3 jenis fungsi keanggotaan yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Parameter *Nonlinier* Variabel Industri Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan

Jenis	Fungsi Keanggotaan		σ	c		
<i>Gaussian</i>	<i>Input 1 mf</i>	A1	$4,06 \times 10^7$	$-4,00 \times 10^7$		
		A2	$4,06 \times 10^7$	$5,56 \times 10^7$		
Jenis	Fungsi Keanggotaan		A	B	C	d
<i>Trapezoidal</i>	<i>Input 1 mf</i>	A1	$-1,07 \times 10^8$	$-6,89 \times 10^7$	$-1,14 \times 10^7$	$2,69 \times 10^7$
		A2	$-1,14 \times 10^7$	$2,69 \times 10^7$	$8,43 \times 10^7$	$1,23 \times 10^8$
Jenis	Fungsi Keanggotaan		a	B	C	
<i>Generalized Bell</i>	<i>Input 1 mf</i>	A1	$4,78 \times 10^7$	1,94	$-4,01 \times 10^7$	
		A2	$4,78 \times 10^7$	1,97	$5,56 \times 10^7$	

Dari Tabel 4.10 dapat diketahui nilai parameter awal pada lapisan pertama variabel industri pada tiap jenis fungsi keanggotaan. Adapun Tabel 4.11 menunjukkan model matematis dari nilai parameter awal yang diperoleh.

Tabel 4.11 Parameter Awal Jenis Fungsi Keanggotaan *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* Pada Variabel Industri

Jenis Keanggotaan	Persamaan
<i>Gaussian</i>	$\mu_{A1}(Z_{t-12}) = \frac{-(Z_{t-12} + 4,00 \times 10^7)}{2(4,06 \times 10^7)^2}$ $\mu_{A2}(Z_{t-12}) = \frac{-(Z_{t-12} - 5,56 \times 10^7)}{2(4,06 \times 10^7)^2}$
<i>Trapezoidal</i>	$\mu_{A1}(Z_{t-12}) = \begin{cases} 0, & Z_{t-12} < -6,89 \times 10^7 \\ \frac{Z_{t-12} + 6,89 \times 10^7}{-1,07 \times 10^8 + 6,89 \times 10^7}, & -6,89 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \leq -1,07 \times 10^8 \\ 1, & -1,07 \times 10^8 \leq Z_{t-12} \leq -1,14 \times 10^7 \\ \frac{2,69 \times 10^7 - Z_{t-12}}{2,69 \times 10^7 + 1,14 \times 10^7}, & -1,14 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \leq 2,69 \times 10^7 \\ 0, & 2,69 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \end{cases}$ $\mu_{A2}(Z_{t-12}) = \begin{cases} 0, & Z_{t-12} < -1,14 \times 10^7 \\ \frac{Z_{t-12} + 1,14 \times 10^7}{2,69 \times 10^7 + 1,14 \times 10^7}, & -1,14 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \leq 2,69 \times 10^7 \\ 1, & 2,69 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \leq 8,43 \times 10^7 \\ \frac{1,23 \times 10^8 - Z_{t-12}}{1,23 \times 10^8 - 8,43 \times 10^7}, & 8,43 \times 10^7 \leq Z_{t-12} \leq 1,23 \times 10^8 \\ 0, & 1,23 \times 10^8 \leq Z_{t-12} \end{cases}$

Tabel 4.11 Parameter Awal Jenis Fungsi Keanggotaan *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* Pada Variabel Industri (Lanjutan)

Jenis Keanggotaan	Persamaan
<i>Generalized Bell</i>	$\mu_{A1}(Z_{t-12}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} + 4,01 \times 10^7}{4,78 \times 10^7} \right ^{2(1,94)}}$
	$\mu_{A2}(Z_{t-12}) = \frac{1}{1 + \left \frac{Z_{t-1} - 5,56 \times 10^7}{4,78 \times 10^7} \right ^{2(1,97)}}$

Pada lapisan pertama, nilai parameter awal tiap jenis fungsi keanggotaan digunakan sebagai data *input* yang diubah menjadi derajat keanggotaan, dimana derajat keanggotaan yang terbentuk merupakan *output* pada lapisan pertama. Hasil *output* lapisan pertama digunakan sebagai *input* pada lapisan kedua. Untuk perhitungan lapisan kedua digunakan operator AND pada *input*. Operator AND, yaitu operasi perkalian semua *input* di lapisan kedua. Adapun berikut hasil dari logika *fuzzy* dengan menggunakan operator AND pada lapisan kedua.

If (Z_{t-12}) is A_1 then *output* is ω_{1t}

If (Z_{t-12}) is A_2 then *output* is ω_{2t}

Hasil dari logika *fuzzy* dengan menggunakan operator AND pada lapisan kedua akan digunakan sebagai *input* pada lapisan ketiga. *Input* lapisan ketiga dinotasikan dengan ω_{it} , dimana i adalah banyaknya aturan (*rule*) dan t adalah banyaknya pengamatan. Pada lapisan ketiga dilakukan normalisasi untuk mendapatkan nilai *normalized firing strength* (\bar{w}).

Pada lapisan keempat dilakukan perhitungan nilai *consequent parameter* dan parameter *linier* menggunakan metode *least square*. Sedangkan lapisan kelima merupakan ramalan dari jumlahan semua *input* pada lapisan keempat. Pada lapisan keempat terdapat 2 fungsi Z_{it}^j , dimana j adalah jenis fungsi keanggotaan ($j = 1, 2, 3$) dengan *consequent parameter* akhir hasil iterasi yang dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 *Consequent Parameter* Akhir Jenis Fungsi Keanggotaan *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* Pada Variabel Industri

Jenis Keanggotaan	Model Matematis
<i>Gaussian</i> ($j = 1$)	$Z_{1t}^{(1)} = -0,043Z_{t-12} + 6,15 \times 10^6$
	$Z_{2t}^{(1)} = -0,22Z_{t-12} - 1,34 \times 10^7$
<i>Trapezoidal</i> ($j = 2$)	$Z_{1t}^{(2)} = -0,52Z_{t-12} + 1,67 \times 10^6$
	$Z_{2t}^{(2)} = -0,18Z_{t-12} - 1,28 \times 10^7$
<i>Generalized Bell</i> ($j = 3$)	$Z_{1t}^{(3)} = 0,043Z_{t-12} + 2,49 \times 10^7$
	$Z_{2t}^{(3)} = 0,27Z_{t-12} - 4,13 \times 10^7$

Berdasarkan nilai *normalized firing strength* (\bar{w}) dan *consequent parameter* akhir hasil iterasi yang telah diperoleh maka pada lapisan kelima didapatkan model ramalan ANFIS secara matematis untuk variabel industri dapat dilihat pada Tabel 4.13 .

Tabel 4.13 Model Ramalan ANFIS Jenis Fungsi Keanggotaan *Gaussian*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* Pada Variabel Industri

Jenis Keanggotaan	Model Matematis
<i>Gaussian</i> ($j = 1$)	$\hat{Z}_t = \bar{w}_{1,t}Z_{1t}^{(1)} + \bar{w}_{2,t}Z_{2t}^{(1)}$
<i>Trapezoidal</i> ($j = 2$)	$\hat{Z}_t = \bar{w}_{1,t}Z_{1t}^{(2)} + \bar{w}_{2,t}Z_{2t}^{(2)}$
<i>Generalized Bell</i> ($j = 3$)	$\hat{Z}_t = \bar{w}_{1,t}Z_{1t}^{(3)} + \bar{w}_{2,t}Z_{2t}^{(3)}$

Peramalan model ANFIS dengan cara yang sama juga dilakukan terhadap variabel-variabel konsumsi listrik pada sektor yang lain. Dari hasil ramalan konsumsi listrik di Gresik, Jawa Timur pada tiap sektor menggunakan metode ANFIS didapatkan hasil perbandingan metode peramalan ANFIS pada masing-masing jenis fungsi keanggotaan berdasarkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE yang terkecil dari masing – masing jenis fungsi keanggotaan.

Hasil perbandingan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE masing-masing jenis fungsi keanggotaan pada tiap variabel dapat dilihat pada Tabel 4.14 hingga Tabel 4.18.

Tabel 4.14 Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Variabel Sosial

Kriteria Kebaikan Model	Fungsi Keanggotaan			
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	239628,952	239754,737	241288,726
	<i>Out Sample</i>	213474,692	765822,694	260536,146
MAPE	<i>In Sample</i>	11,252	11,250	11,224
	<i>Out Sample</i>	8,970	27,911	11,127
SMAPE	<i>In Sample</i>	12,126	12,122	12,103
	<i>Out Sample</i>	9,499	37,260	10,476

Pada Tabel 4.14 dapat dilihat bahwa pada variabel sosial jenis fungsi keanggotaan *Gaussian* menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil terhadap data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lainnya. Sehingga pada variabel sosial diperoleh bahwa jenis fungsi keanggotaan terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil pada data *out sample* adalah jenis fungsi keanggotaan *Gaussian*.

Tabel 4.15 Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Variabel Rumah Tangga

Kriteria Kebaikan Model	Fungsi Keanggotaan			
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	1775664,377	1621493,545	1867782,05
	<i>Out Sample</i>	2049955,626	1921861,603	1860845,715
MAPE	<i>In Sample</i>	4,874	4,377	4,503
	<i>Out Sample</i>	4,974	4,690	4,471
SMAPE	<i>In Sample</i>	4,780	4,366	4,609
	<i>Out Sample</i>	4,936	4,654	4,454

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa pada variabel rumah tangga jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal* menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil bila dibandingkan jenis fungsi keanggotaan lainnya. Sedangkan pada jenis fungsi

keanggotaan *Generalized Bell* menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil terhadap data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lain. Sehingga pada variabel rumah tangga diperoleh bahwa jenis fungsi keanggotaan terbaik berdasarkan nilai RMSE pada data *out sample* adalah jenis fungsi keanggotaan *Generalized Bell*.

Tabel 4.16 Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Variabel Bisnis

Kriteria Kebaikan Model	Fungsi Keanggotaan			
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	458606,043	459366,565	458726,677
	<i>Out Sample</i>	399555,777	402970,130	409654,193
MAPE	<i>In Sample</i>	5,209	5,210	5,199
	<i>Out Sample</i>	4,561	4,644	4,699
SMAPE	<i>In Sample</i>	5,210	5,207	5,198
	<i>Out Sample</i>	4,536	4,622	4,673

Pada Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa pada variabel bisnis jenis fungsi keanggotaan *Gaussian* menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil terhadap data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lainnya. Sehingga pada variabel bisnis diperoleh bahwa jenis fungsi keanggotaan terbaik berdasarkan nilai RMSE pada data *out sample* adalah jenis fungsi keanggotaan *Gaussian*.

Adapun Tabel 4.17 menunjukkan bahwa pada variabel industri jenis fungsi keanggotaan *Generalized Bell* menghasilkan nilai MAPE dan SMAPE terkecil terhadap data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lainnya. Namun, berdasarkan nilai RMSE, jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal* memiliki nilai RMSE terkecil. Sehingga pada variabel industri diperoleh bahwa jenis fungsi keanggotaan terbaik berdasarkan nilai RMSE pada data *out sample* adalah jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal*.

Tabel 4.17 Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Variabel Industri

Kriteria Kebaikan Model	Fungsi Keanggotaan			
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	15828227,05	15854006,34	15884606,37
	<i>Out Sample</i>	13474542,14	12631972,56	12708849,02
MAPE	<i>In Sample</i>	11,579	11,525	11,536
	<i>Out Sample</i>	9,380	9,003	8,874
SMAPE	<i>In Sample</i>	11,791	11,775	11,707
	<i>Out Sample</i>	9,907	9,466	9,324

Pada Tabel 4.18 dapat dilihat bahwa pada variabel publik jenis fungsi keanggotaan *Gaussian* menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil terhadap data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lainnya. Sedangkan jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal* memiliki nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil. Sehingga pada variabel publik diperoleh bahwa jenis fungsi keanggotaan terbaik berdasarkan nilai RMSE pada data *out sample* adalah jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal*.

Tabel 4.18 Perbandingan Kebaikan Ramalan Tiap Jenis Fungsi Keanggotaan Pada Variabel Publik

Kriteria Kebaikan Model	Fungsi Keanggotaan			
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	40394,973	40406,650	41121,750
	<i>Out Sample</i>	595239,380	200860,231	418449,925
MAPE	<i>In Sample</i>	1,722	1,763	1,791
	<i>Out Sample</i>	18,574	4,951	13,667
SMAPE	<i>In Sample</i>	1,725	1,765	1,793
	<i>Out Sample</i>	22,319	4,571	14,566

Hasil dari perbandingan kebaikan ramalan tiap jenis fungsi keanggotaan pada masing-masing variabel konsumsi

listrik, diperoleh hasil bahwa kebaikan ramalan masing-masing variabel terhadap nilai RMSE pada data *out sample* untuk variabel sosial dan bisnis jenis fungsi keanggotaan *Gaussian* menghasilkan nilai RMSE terkecil pada data *out sample* dibandingkan dengan jenis fungsi keanggotaan lain. Sedangkan variabel rumah tangga jenis fungsi keanggotaan *Generalized Bell* memiliki nilai RMSE terkecil pada data *out sample*. Pada sektor industri dan publik jenis fungsi keanggotaan *Trapezoidal* memiliki nilai RMSE terkecil. Masing-masing variabel dengan hasil jenis fungsi keanggotaan yang memiliki nilai RMSE terkecil akan digunakan dalam perbandingan peramalan ARIMA dengan ANFIS.

4.2.3 Perbandingan Peramalan Konsumsi Listrik dengan ARIMA dan ANFIS

Perbandingan peramalan ARIMA dan ANFIS data *out sample* konsumsi listrik tiap sektor dapat dilihat pada Tabel 4.19

Tabel 4.19 Perbandingan Kebaikan Ramalan ARIMA dan ANFIS

Sektor	Metode Peramalan	
	ARIMA	ANFIS
	RMSE	RMSE
Sosial	12949,73	213474,692
Rumah Tangga	129240,38	1860845,715
Bisnis	25210,93	399555,777
Industri	4350907,30	12631972,56
Publik	15689,37	200860,231

Tabel 4.19 menunjukkan bahwa dengan menggunakan nilai RMSE pada data *out sample* konsumsi listrik tiap sektor diperoleh metode peramalan dengan ARIMA menghasilkan nilai *error* ramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode ANFIS. Hal ini membuktikan bahwa tingkat keakurasian metode ARIMA lebih baik bila dibandingkan ANFIS, dikarenakan pada metode ANFIS hanya mempertimbangkan kestasioneran data sedangkan pada metode ARIMA, selain mempertimbangkan

kestasioneran juga mempertimbangkan kenormalan pada residual. Berikut hasil peramalan data *out sample* konsumsi listrik menggunakan model ARIMA yang terbaik pada tiap sektor periode Januari hingga Agustus 2015.

Tabel 4.20 Hasil Peramalan *Out Sample* Model ARIMA Terbaik Tiap Sektor

Periode	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
Jan-15	2090017	31472575,99	7804041	119296630,2	2060804
Feb-15	2144938	30747339,99	7727829	114253780,7	2068790
Mar-15	2014001	30834470	8193826	117860777	1979016
Apr-15	1983218	30875732	8348868	115315099	1997894
Mei-15	1939443	30553481	8818211	113099900	2063920
Jun-15	1935153	31570495	8707350	100306527	2004399
Jul-15	2070401	32051325	8632664	103574606	2026450
Ags-15	2231931	33210809	8202794	113836508	2028513

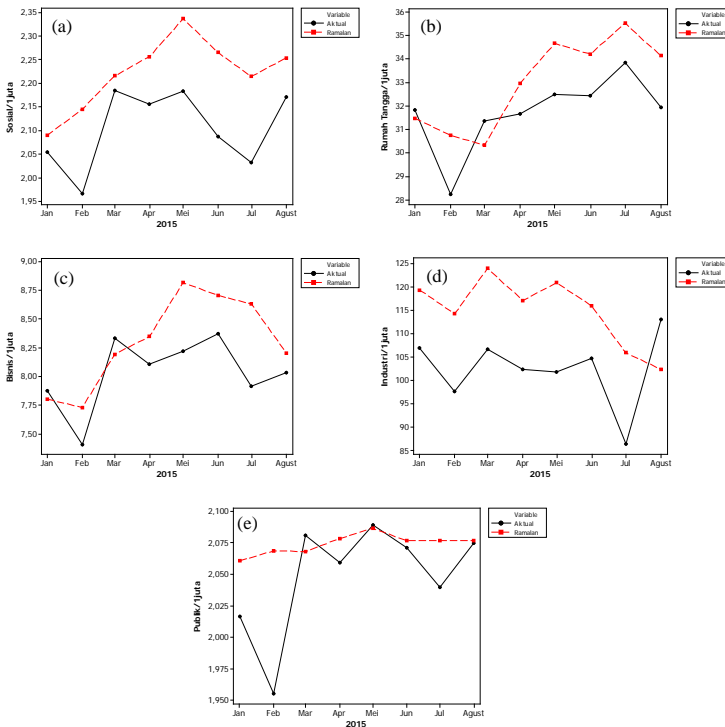
Adapun Tabel 4.21 merupakan hasil peramalan data *out sample* konsumsi listrik menggunakan model ANFIS dengan jenis fungsi keanggotaan yang terbaik pada tiap sektor periode Januari hingga Agustus 2015.

Tabel 4.21 Hasil Peramalan *Out Sample* Model ANFIS dengan Jenis Fungsi Keanggotaan Terbaik Tiap Sektor

Periode	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
Jan-15	2058978,96	31534463	7856793	116242650	2564146
Feb-15	2110713,55	31105095	7874262	97300149	1980967
Mar-15	2030657,85	27824702	7908812	109032881	1946537
Apr-15	2206256,67	34021972	8558621	94986539	2062698
Mei-15	2276422,22	33370801	8566614	106908130	2089164
Jun-15	2063385,44	32059355	8171131	93288772	2112677
Jul-15	2018253,95	33785695	8372746	96354042	2035517
Ags-15	2105831,67	32494153	7484449	83466684	2028317

Dari hasil ramalan di atas dapat dilihat bahwa hasil peramalan pada data *out sample* menggunakan ARIMA lebih

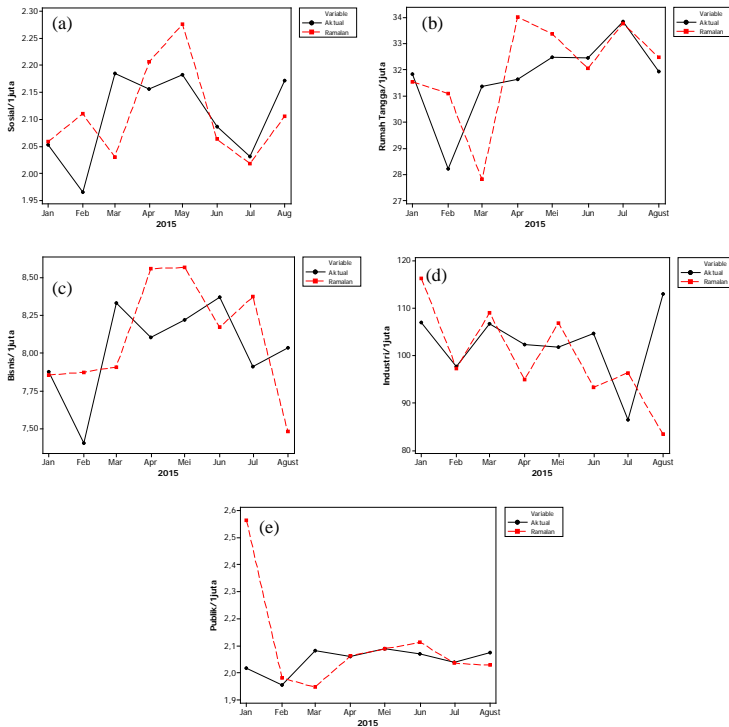
mendekati data *out sample* aktual dibandingkan dengan hasil peramalan ANFIS. Selain nilai RMSE, perbandingan kebaikan model berdasarkan data *out sample* juga dapat dilihat melalui plot perbandingan hasil ramalan *out sample* dan data *out sample* aktual pada tiap sektor konsumsi listrik. Adapun plot perbandingan hasil peramalan *out sample* data konsumsi listrik menggunakan model ARIMA terbaik dengan data aktual *out sample* konsumsi listrik sebagai berikut.



Gambar 4.11. Plot Perbandingan Hasil Ramalan Data *Out Sample* Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik dengan Data Aktual Menggunakan Metode ARIMA

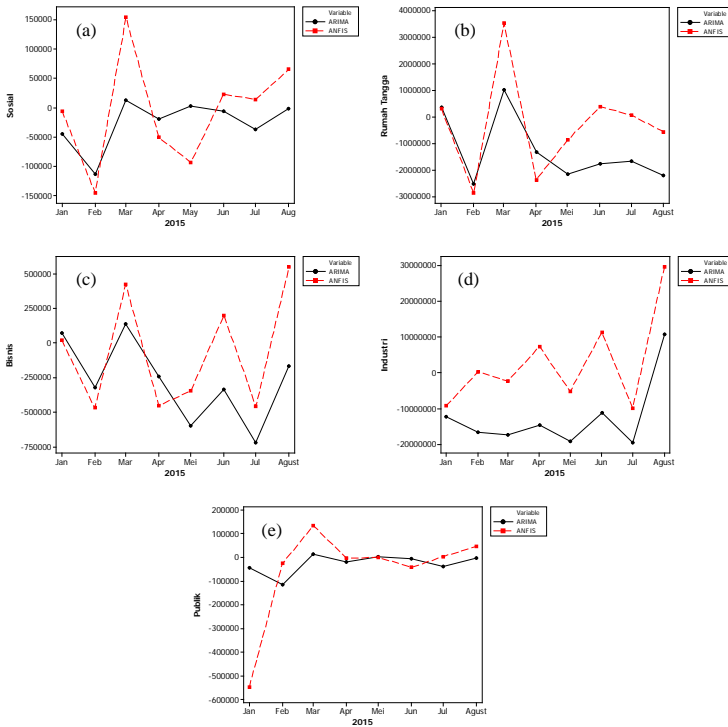
Adapun plot perbandingan hasil peramalan *out sample* data konsumsi listrik dengan data *out sample* aktual meng-

gunakan model ANFIS berdasarkan jenis fungsi keanggotaan terbaik sebagai berikut.



Gambar 4.12. Plot Perbandingan Hasil Ramalan Data *Out Sample* Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik dengan Data Aktual Menggunakan Metode ANFIS

Pada Gambar 4.11 dan Gambar 4.12 dapat dilihat bahwa hasil ramalan data *out sample* konsumsi listrik dengan data aktual pada metode ARIMA memiliki *error* yang lebih kecil dibandingkan menggunakan metode ANFIS. Hal tersebut dapat dilihat melalui garis plot data ramalan dengan data aktual pada metode ARIMA cenderung menyerupai dibandingkan metode ANFIS. Adapun perbandingan *error out sample* metode ARIMA dengan ANFIS dapat dilihat pada Gambar 4.13.



Gambar 4.13. Plot Perbandingan *Error Out Sample* Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tinggal (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode ARIMA dengan ANFIS

Gambar 4.13 menunjukkan bahwa perbandingan *error out sample* pada tiap sektor lebih akurat dengan menggunakan metode ARIMA dibandingkan metode ANFIS. Hal tersebut dapat dilihat pada plot *error out sample* tiap sektor pada metode ARIMA cenderung lebih mendekati dan berada di bawah nol bila dibandingkan metode ANFIS. Sehingga dapat dikatakan *error out sample* pada metode ARIMA cenderung lebih kecil dibandingkan metode ANFIS.

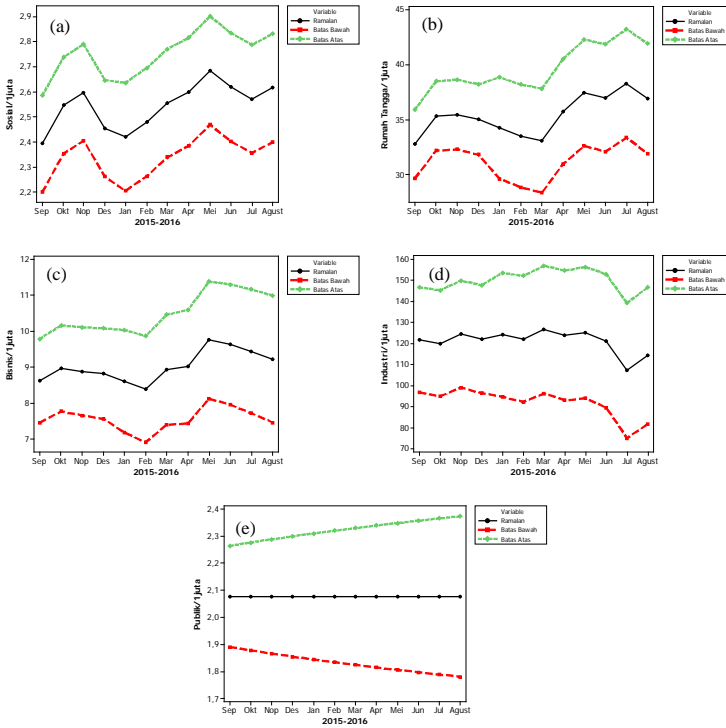
Berdasarkan hasil perbandingan ramalan *out sample* metode ARIMA dan ANFIS maka dapat disimpulkan bahwa

metode peramalan ARIMA lebih baik dalam peramalan konsumsi listrik tiap sektor dibandingkan metode ANFIS pada penelitian ini. Adapun berikut merupakan hasil peramalan titik dengan menggunakan metode ARIMA untuk jangka waktu setahun ke depan yang dapat dilihat pada Tabel 4.22. Sedangkan dalam peramalan menggunakan metode ANFIS dapat dilakukan dengan *fitting* data konsumsi listrik tiap sektor pada masing – masing model ANFIS tiap sektor yang diperoleh.

Tabel 4.22 Hasil Peramalan Titik Konsumsi Listrik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode ARIMA

Periode	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
Sep-15	2393162	32789641	8617624	121671318,9	2076924
Okt-15	2546075	35330387	8961968	119938264,5	2076924
Nov-15	2597166	35464513	8882501	124370882,3	2076924
Des-15	2454169	35010883	8819120	121883601	2076924
Jan-16	2420149	34240279	8605689	124021303,3	2076924
Feb-16	2479592	33515043	8383732	122064804	2076924
Mar-16	2554866	33092334	8928756	126411317,9	2076924
Apr-16	2600135	35738064	9009948	123744818,4	2076924
Mei-16	2685190	37435679	9753409	125038687,4	2076924
Jun-16	2618472	36979457	9625124	121086341,9	2076924
Jul-16	2571570	38292226	9439784	107019665,4	2076924
Ags-16	2615844	36913519	9223601	114114959,2	2076924

Selain peramalan titik, juga dilakukan peramalan interval untuk jangka waktu setahun ke depan menggunakan metode ARIMA yang dapat dilihat pada Gambar 4.14. Dari Gambar 4.14 menunjukkan bahwa hasil peramalan interval konsumsi listrik pada sektor sosial, rumah tangga, bisnis, dan industri cukup baik, karena garis plot interval tidak melebar. Namun, hasil peramalan interval konsumsi listrik pada sektor publik memiliki garis plot interval yang melebar. Sehingga pada peramalan konsumsi listrik sektor publik dapat dikatakan kurang baik.



Gambar 4.14. Plot Peramalan Interval Konsumsi Listrik (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode ARIMA (Lanjutan)

4.3 Identifikasi Pengaruh Jumlah Pelanggan Terhadap Konsumsi Listrik Tiap Sektor dengan Model Fungsi Transfer

Berikut langkah-langkah yang dilakukan pada peramalan kebutuhan energi listrik bulanan tiap sektor menggunakan metode fungsi transfer.

4.3.1 Identifikasi Model Deret Input

Pada peramalan fungsi transfer digunakan model fungsi transfer *single input* dan *single output*, dimana deret *input* adalah variabel jumlah pelanggan listrik sedangkan deret *output* adalah

variabel konsumsi listrik. Sebelum melakukan pembentukan model fungsi transfer, akan dilakukan identifikasi model ARIMA pada data jumlah pelanggan listrik tiap sektor (deret *input*). Tahapan identifikasi model ARIMA pada jumlah pelanggan listrik tiap sektor sama seperti tahapan identifikasi model ARIMA pada konsumsi listrik tiap sektor.

Model ARIMA yang digunakan pada pemodelan fungsi transfer adalah model ARIMA dengan parameter yang signifikan dan residual *white noise*. Apabila residual belum memenuhi asumsi *white noise* maka dilakukan pendugaan model kembali dengan memasukkan lag yang memiliki nilai autokorelasi residual yang tinggi pada model sehingga diperoleh model ARIMA yang signifikan dan *white noise*. Adapun model ARIMA yang diperoleh dengan parameter yang signifikan adalah sebagai berikut.

Tabel 4.23 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Jumlah Pelanggan Listrik (Deret *Input*)

Sektor	Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
Sosial	$(0,1,0)(1,1,0)^{12}$	μ	10,16	0,0209
		Φ_1	-0,26	0,0890
Rumah Tangga	$(0,1,[18])$	μ	1004,9	<,0001
		θ_{18}	-0,39	0,0031
Bisnis	$(1,1,0)$	ϕ_1	0,75	<,0001
Industri	$([18],1,0)$	μ	3,61	<,0001
		ϕ_{18}	-0,64	0,0004
Publik	$(0,1,[14])$	μ	2,80	0,0010
		θ_{14}	-0,74	<,0001

Tabel 4.23 menunjukkan bahwa model ARIMA data jumlah pelanggan listrik tiap sektor yang diduga memenuhi uji signifikansi parameter. Hal itu dapat dilihat dari *p-value* masing-masing model yang lebih kecil dari batas signifikansi 5 % ($\alpha = 0,05$), sehingga dapat dikatakan bahwa parameter model telah signifikan. Adapun uji asumsi residual *white noise* pada model ARIMA deret *input* tiap sektor dapat dilihat pada Tabel 4.24.

Tabel 4.24 Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Deret *Input* Tiap Sektor

Model ARIMA	Residual <i>White Noise</i>	
	Lag	<i>p-value</i>
Sosial (0,1,0)(1,1,0) ¹²	6	0,05
	12	0,21
	18	0,41
	24	0,48
Rumah Tangga (0,1,[18])	6	0,63
	12	0,85
	18	0,96
	24	0,99
Bisnis (1,1,0)	6	0,71
	12	0,79
	18	0,91
	24	0,98
Industri ([18],1,0)	6	0,66
	12	0,74
	18	0,87
	24	0,83
Publik (0,1,[14])	6	0,29
	12	0,08
	18	0,19
	24	0,32

Melalui pemeriksaan diagnostik pada Tabel 4.24 diperoleh bahwa semua model ARIMA deret *input* pada tiap sektor memenuhi asumsi residual *white noise*, karena *p-value* lebih besar dari batas signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$). Sehingga dari uji signifikansi parameter, dan uji asumsi *white noise* model ARIMA pada semua sektor yang telah memenuhi asumsi maka dapat dikatakan bahwa model ARIMA tiap sektor yang diduga merupakan model ARIMA terbaik untuk deret *input*. Model ARIMA deret *input* yang diperoleh akan digunakan sebagai *prewhitening* pada deret *input* dan *output*. Adapun model matematis ARIMA deret *input* pada tiap sektor dapat dilihat pada Tabel 4.25.

Tabel 4.25 Model Matematis ARIMA Deret *Input* Tiap Sektor

Sektor	Model ARIMA	Model Matematis
Sosial	(0,1,0)(1,1,0) ¹²	$Z_t = 10,16 + Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} - 0,26(Z_{t-12} - Z_{t-13}) + 0,26(Z_{t-24} - Z_{t-25}) + a_t$
Rumah Tangga	(0,1,[18])	$Z_t = 1004,9 + Z_{t-1} + a_t + 0,39a_{t-18}$
Bisnis	(1,1,0)	$Z_t = Z_{t-1} + 0,75(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + a_t$
Industri	([18],1,0)	$Z_t = 3,61 + Z_{t-1} - 0,64(Z_{t-18} - Z_{t-19}) + a_t$
Publik	(0,1,[14])	$Z_t = 2,80 + Z_{t-1} + a_t + 0,74a_{t-14}$

Setelah didapatkan model ARIMA deret *input* tiap sektor maka dilakukan *prewhitening* deret *input* dan *output*. Sehingga diperoleh model *prewhitening* deret *input* dan *output* tiap sektor pada Tabel 2.6 sebagai berikut.

Tabel 4.26 Model Matematis *Prewhitening* Deret *Input* dan *Output* Tiap Sektor

Sektor	<i>Prewhitening</i>	Model Matematis
Sosial	Deret <i>Input</i>	$\alpha_t = X_t - X_{t-1} - X_{t-12} + X_{t-13} + 10,16 + 0,26(X_{t-12} - X_{t-13}) - 0,26(X_{t-24} - X_{t-25})$
	Deret <i>Output</i>	$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13} + 10,16 + 0,26(Y_{t-12} - Y_{t-13}) - 0,26(Y_{t-24} - Y_{t-25})$
Rumah Tangga	Deret <i>Input</i>	$\alpha_t = X_t - X_{t-1} + 1004,9 - 0,39\alpha_{t-18}$
	Deret <i>Output</i>	$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} + 1004,9 - 0,39\beta_{t-18}$
Bisnis	Deret <i>Input</i>	$\alpha_t = X_t - X_{t-1} - 0,75(X_{t-1} - X_{t-2})$
	Deret <i>Output</i>	$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} - 0,75(Y_{t-1} - Y_{t-2})$
Industri	Deret <i>Input</i>	$\alpha_t = X_t - X_{t-1} + 3,61 + 0,64(X_{t-18} - X_{t-19})$
	Deret <i>Output</i>	$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} + 3,61 + 0,64(Y_{t-18} - Y_{t-19})$
Publik	Deret <i>Input</i>	$\alpha_t = X_t - X_{t-1} + 2,80 - 0,74\alpha_{t-14}$
	Deret <i>Output</i>	$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} + 2,80 - 0,74\beta_{t-14}$

4.4.2 Pembentukan Model Fungsi Transfer

Tahap awal pembentukan model fungsi transfer dilakukan dengan mendeteksi sampel *crosscorrelation function* (CCF) tiap sektor antara deret *input* dan deret *output* untuk menentukan orde b, r, s . Plot CCF tiap sektor antara deret *input* dan deret *output* ditampilkan pada Lampiran K. Selain untuk menentukan orde b, r, s , plot CCF juga akan menunjukkan seberapa besar deret *input* mempengaruhi deret *output*.

Dari plot CCF antara α_t dan β_t maka model dugaan untuk fungsi transfer adalah sebagai berikut.

1. Sektor Sosial: $y_{1t} = \omega_7 x_{t-7} + \eta$
2. Sektor Rumah Tangga: $y_{2t} = \omega_{14} x_{t-14} - \omega_{12} x_{t-12} + \eta$
3. Sektor Bisnis: $y_{3t} = \omega_0 x_t - \omega_1 x_{t-1} + \eta$
4. Sektor Industri: $y_{4t} = \omega_1 x_{t-1} + \eta$
5. Sektor Publik: $y_{5t} = \omega_{12} x_{t-12} + \eta$

Orde b, r, s yang digunakan pada pemodelan fungsi transfer ditentukan berdasarkan hasil plot CCF antara α_t dan β_t . Orde b menunjukkan lag dimana nilai sampel CCF berbeda dari nol secara signifikan untuk pertama kalinya. Sedangkan orde s merupakan bilangan lag dengan nilai sampel CCF berbeda dari nol secara signifikan setelah lag waktu ke- $(t+b)$. Untuk orde $r = 0$, maka nilai sampel CCF yang berbeda dari nol secara signifikan pada beberapa lag saja, orde $r = 1$, maka nilai sampel CCF menunjukkan pola eksponensial menurun, dan orde $r = 2$, maka nilai sampel CCF akan menunjukkan pola eksponensial menurun atau berpola gelombang sinus.

Selanjutnya tahap akhir pemodelan fungsi transfer adalah melakukan pemodelan secara menyeluruh dengan memasukkan model ARMA variabel *input*, orde b, r, s dan model deret *noise*. Kemudian dari model yang telah diperoleh dilakukan identifikasi model ARMA untuk deret *noise* dengan melakukan estimasi dan uji signifikasni parameter serta pemeriksaan diagnostik residual deret *noise*. Model terbaik yang didapatkan untuk tiap sektor pelanggan listrik dapat dilihat pada Tabel 4.27.

Tabel 4.27 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMA Deret *Noise* dengan Orde (b,r,s) Pada Tiap Sektor Pelanggan Listrik

Sektor	Model ARMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
Sosial	$b,r,s = (7,0,0)$ $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	θ_1	0,91	<,0001
		Θ_1	0,74	<,0001
		ω_7	312,97	0,0589
Rumah Tangga	$b,r,s = (14,0,12)$ $(0,0,[6])$	θ_6	-0,61	0,0026
		ω_{14}	440,79	0,0794
		ω_{12}	778,76	<,0001
Bisnis	$b,r,s = (0,0,1)$ $([13,14],0,1)$	θ_1	0,60	<,0001
		ϕ_{13}	0,30	0,0434
		ϕ_{14}	-0,36	0,0138
		ω_0	2419,7	<,0001
		ω_1	1975,5	0,0003
Industri	$b,r,s = (1,0,0)$ $([15],0,1)$	θ_1	0,75	<,0001
		ϕ_{15}	-0,41	0,0048
		ω_1	312051,2	<,0001
		$\omega_{A,T=24}$	-291013	<,0001
		$\omega_{A,T=44}$	-287631	<,0001
		$\omega_{A,T=33}$	-235393	<,0001
Publik	$b,r,s = (12,0,0)$ $(0,0,1)$	$\omega_{A,T=9}$	-219062	<,0001
		$\omega_{A,T=55}$	-268918	<,0001
		θ_1	0,79	<,0001
		ω_0	2678,7	<,0001

Pada Tabel 4.27 menunjukkan estimasi dan uji signifikansi model ARMA deret *noise* dengan orde b,r,s pada tiap sektor pelanggan listrik memiliki *p-value* lebih kecil dari batas signifikansi 5% sehingga parameter masing-masing model sudah signifikan. Model ARMA deret *noise* dengan orde (b,r,s) pada sektor sosial, rumah tangga, bisnis, dan publik telah signifikan tanpa memasukkan *outlier* dalam model, sedangkan sektor industri telah signifikan dengan memasukkan *outlier* dalam model, yaitu jenis *Additive Outlier* pada lag 24, lag 44, lag 33, lag 9, dan lag 55.

Adapun Tabel 4.28 menunjukkan residual model ARMA deret *noise* yang diperoleh telah memenuhi asumsi *white noise*,

karena p -value semua lag melebihi batas signifikansi 5% sehingga dapat dikatakan bahwa model telah memenuhi asumsi *white noise*. Selain itu, residual pada model tiap sektor telah memenuhi asumsi kenormalan. Hal tersebut ditunjukkan pada p -value uji *Kolmogorov-Smirnov* yang melebihi batas signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$). Sehingga dapat dikatakan bahwa model ARMA deret *noise* tiap sektor yang diperoleh merupakan model akhir fungsi transfer.

Tabel 4.28 Pemeriksaan Diagnostik Residual Model ARMA Deret *Noise* Tiap Sektor

Sektor	Model ARMA	White Noise		Normalitas
		Lag	p -value	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>
Sosial	$b,r,s = (7,0,0)$ $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	6	0,2617	p -value = >0,1500
		12	0,7533	
		18	0,7273	
		24	0,7453	
		6	0,8520	
Rumah Tangga	$b,r,s = (14,0,12)$ $(0,0,[6])$	12	0,8081	p -value = >0,1500
		18	0,7097	
		24	0,8843	
		30	0,9648	
		6	0,7472	
Bisnis	$(b,r,s = (0,0,1)$ $([13,14],0,1)$	12	0,2905	p -value = >0,1500
		18	0,3680	
		24	0,2999	
		30	0,3617	
		36	0,2630	
		42	0,2873	
		48	0,3117	
Industri	$b,r,s = (1,0,0)$ $([15],0,1)$	6	0,0612	p -value = >0,1500
		12	0,3370	
		18	0,4341	
		24	0,6977	
Publik	$b,r,s = (12,0,0)$ $(0,0,1)$	6	0,2531	p -value = 0,0784
		12	0,3229	
		18	0,3970	
		24	0,2112	

Tabel 4.29 menunjukkan hasil pengujian korelasi silang residual dengan *input*. Dari korelasi silang diperoleh hasil masing-masing sektor memiliki *p-value* lebih besar dari batas signifikansi 5% di semua lag. Hal ini menunjukkan bahwa deret *noise* dan deret *input* independen secara statistik.

Tabel 4.29 Pengujian Korelasi Silang Residual Deret *Input* Tiap Sektor

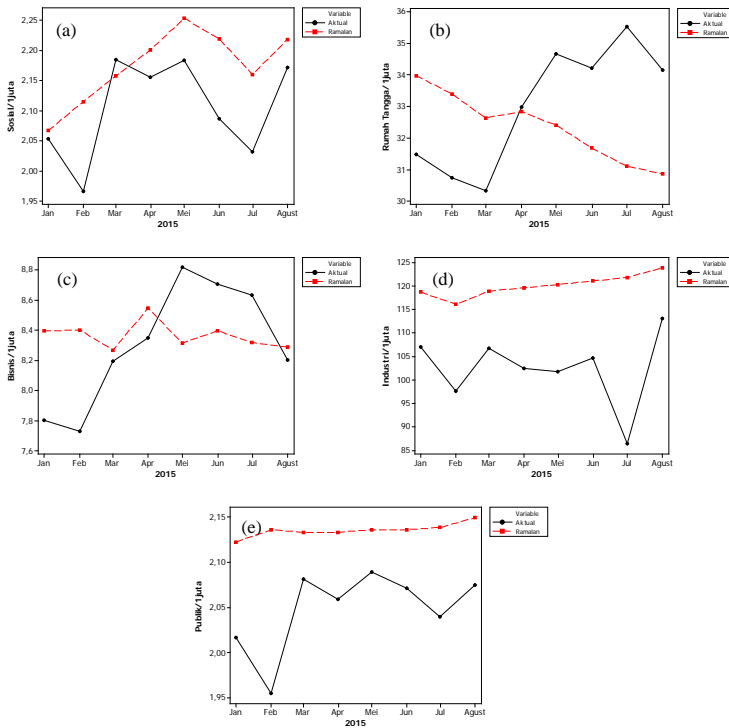
Model ARMA	Lag	<i>p-value</i>
Sosial $b,r,s = (7,0,0)$ $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	5	0,0837
	11	0,3054
	17	0,6374
	23	0,8910
Rumah Tangga $b,r,s = (14,0,12)$ $(0,0,[6])$	5	0,2777
	11	0,2084
	17	0,5139
Bisnis $b,r,s = (0,0,1)$ $([13,14],0,1)$	5	0,1162
	11	0,4774
	17	0,2962
	23	0,4370
	29	0,6209
	35	0,8514
	41	0,9534
47	0,9908	
Industri $b,r,s = (1,0,0)$ $([15],0,1)$	5	0,5741
	11	0,6652
	17	0,6322
	23	0,8380
Publik $b,r,s = (12,0,0)$ $(0,0,1)$	5	0,3326
	11	0,7131
	17	0,9020
	23	0,9804

Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter dan residual *white noise* maka diperoleh model ARMA deret *noise* terbaik yang ditunjukkan pada Tabel 4.28. Secara matematis model akhir fungsi transfer masing-masing sektor dapat dilihat pada Tabel 4.30.

Tabel 4.30 Model Matematis Fungsi Transfer Tiap Sektor

Sektor	Model Matematis Fungsi Transfer
Sosial	$y_{1,t} = 312.96708x_{1,t} + (1 - 0.91138B)(1 - 0.74148)^{12}a_t$ dimana, $y_{1,t} = Y_{1,t} - Y_{1,t-1}$ dan $x_{1,t} = X_{1,t-7} - X_{1,t-8}$
Rumah Tangga	$y_{2,t} = (440.79398 + 778.76246)x_{2,t} + a_t + 0.60873a_{t-6}$ dimana, $y_{2,t} = Y_{2,t} - Y_{2,t-1}$ dan $x_{2,t} = X_{2,t-14} - X_{2,t-15}$
Bisnis	$y_{3,t} = (2419,7 + 1975,5)x_{3,t} - 0,29945Y_{3,t-13} +$ $0,36375Y_{3,t-14} + 0,29945Y_{3,t-14} + 0,36375Y_{3,t-15} -$ $0,59664a_{t-1}$ dimana, $y_{3,t} = Y_{3,t} - Y_{3,t-1}$ dan $x_{3,t} = X_{3,t} - X_{3,t-1}$
Industri	$y_{4,t} = 312051,2x_{4,t} + 0.41225Y_{4,t-15} + 0.41225Y_{4,t-16} -$ $0,75336a_{t-1} - 29101263_{A,t}^{(24)} - 28763112_{A,t}^{(44)} -$ $23539311_{A,t}^{(33)} - 21906281_{A,t}^{(9)} - 26891884_{A,t}^{(55)}$ dimana, $y_{4,t} = Y_{4,t} - Y_{4,t-1}$ dan $x_{4,t} = X_{4,t} - X_{4,t-1}$
Publik	$y_{5,t} = 2678,7x_{5,t} - 0,79128a_{t-1}$ dimana, $y_{5,t} = Y_{5,t} - Y_{5,t-1}$ dan $x_{5,t} = X_{5,t-12} - X_{5,t-13}$

Dari model fungsi transfer tiap sektor yang diperoleh maka dapat disimpulkan bahwa terdapat pengaruh pada konsumsi listrik tiap sektor oleh jumlah pelanggan tiap sektor. Pengaruh jumlah pelanggan terhadap peramalan kebutuhan energi listrik dapat dilihat pada hasil perbandingan peramalan data *out sample* menggunakan metode fungsi transfer. Adapun perbandingan peramalan data *out sample* tiap sektor konsumsi listrik dapat dilihat pada Gambar 4.15. Melalui Gambar 4.15 dapat dilihat bahwa peramalan konsumsi listrik pada data *out sample* cenderung tidak menyerupai data aktual. Sektor sosial, industri, dan publik menunjukkan peramalan konsumsi listrik data *out sample* lebih tinggi dibandingkan aktual. Pada sektor rumah tangga peramalan konsumsi listrik data *out sample* cenderung menurun. Sedangkan pada sektor bisnis cenderung konstan. Sehingga dapat diimpulkan bahwa hasil peramalan data *out sample* konsumsi listrik tiap sektor memiliki pola yang dipengaruhi oleh hasil ramalan data *out sample* jumlah pelanggan listrik pada tiap sektor.

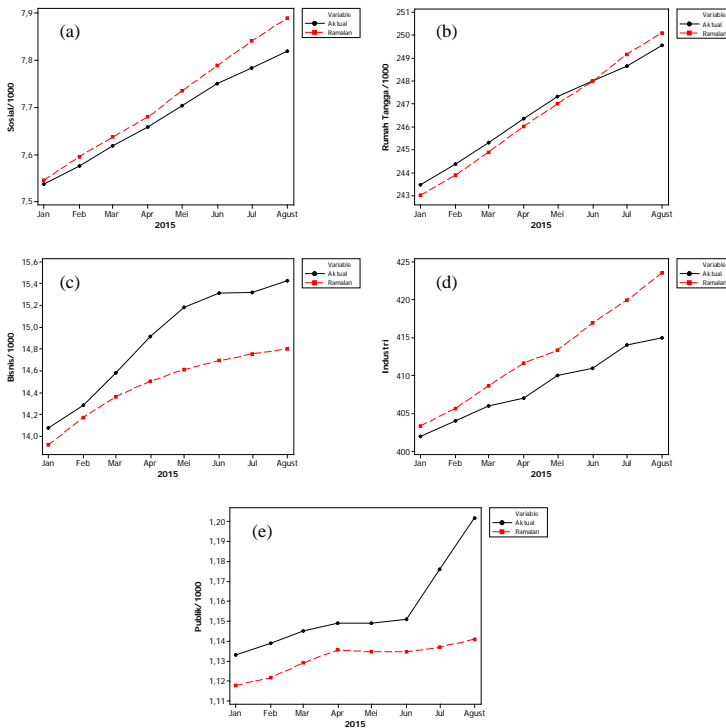


Gambar 4.15. Plot Perbandingan Ramalan *Out Sample* Konsumsi Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode Fungsi Transfer

Selain perbandingan peramalan data *out sample* pada konsumsi listrik juga dilakukan perbandingan peramalan data *out sample* jumlah pelanggan listrik tiap sektor. Adapun perbandingan peramalan data *out sample* jumlah pelanggan listrik tiap sektor yang dapat dilihat pada Gambar 4.16.

Pada Gambar 4.16 dapat dilihat bahwa jumlah pelanggan listrik pada sektor sosial dan industri memiliki hasil peramalan *out sample* jumlah pelanggan yang meningkat sehingga berpengaruh pada konsumsi listrik sektor sosial dan industri yang juga ikut meningkat. Sedangkan pada sektor rumah tangga dan

bisnis memiliki hasil peramalan *out sample* jumlah pelanggan yang lebih rendah dibandingkan data aktual sehingga berpengaruh pada hasil peramalan konsumsi listrik sektor rumah tangga dan bisnis yang cenderung lebih rendah dibandingkan data aktual. Namun, pada sektor publik diperoleh hasil peramalan *out sample* jumlah pelanggan yang lebih rendah dibandingkan data aktual sedangkan pada peramalan *out sample* konsumsi listrik sektor publik diperoleh hasil peramalan yang lebih tinggi dibandingkan data aktual. Hal tersebut menunjukkan bahwa masing-masing pelanggan listrik pada sektor publik memiliki konsumsi listrik yang besar.



Gambar 4.16. Plot Perbandingan Ramalan *Out Sample* Pelanggan Listrik Sektor (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik Metode ARIMA

Dari Gambar 4.15 dan Gambar 4.16 dapat disimpulkan bahwa peningkatan jumlah pelanggan listrik akan mempengaruhi peningkatan pada peramalan konsumsi listrik pada tiap sektor. Sedangkan penurunan jumlah pelanggan listrik akan mempengaruhi peramalan konsumsi listrik yang menurun pada tiap sektor. Hal tersebut membuktikan bahwa jumlah pelanggan listrik tiap sektor mempengaruhi peramalan jumlah konsumsi listrik pada sektornya.

Adapun hasil peramalan titik konsumsi listrik tiap sektor berdasarkan jumlah pelanggan tiap sektor menggunakan model fungsi transfer yang diperoleh adalah sebagai berikut.

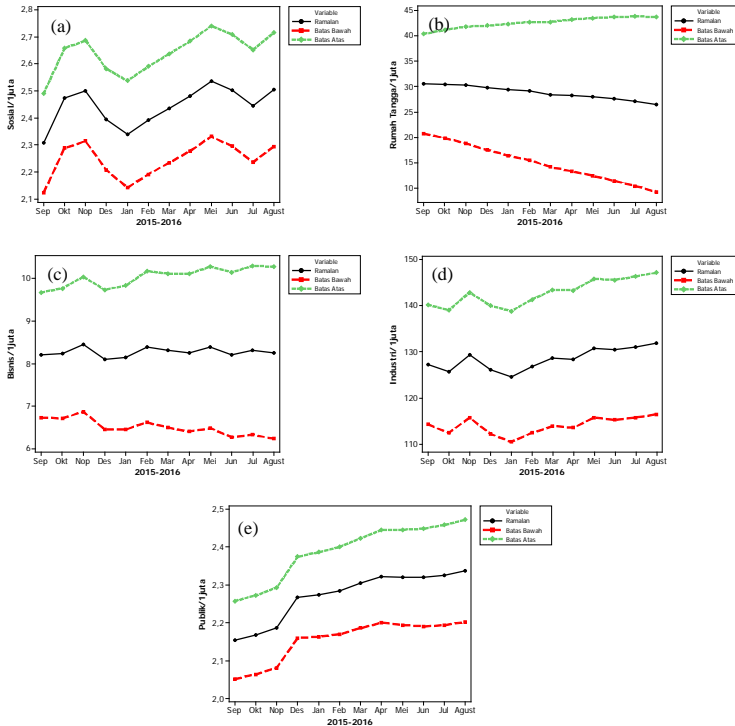
Tabel 4.31 Hasil Peramalan Titik Konsumsi Listrik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode Fungsi Transfer

Periode	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
Sep-15	2307233	30550567	8203321	127233216	2154681
Okt-15	2473169	30483872	8239444	125709379	2168075
Nov-15	2500538	30346525	8453693	129299661	2186826
Des-15	2394348	29754573	8097476	126134969	2267186
Jan-16	2339402	29389607	8140030	124648673	2274720
Feb-16	2390911	29117151	8395790	126897175	2284953
Mar-16	2435854	28441219	8307818	128668175	2304887
Apr-16	2480970	28271775	8256425	128447194	2322212
Mei-16	2535780	27948604	8382612	130774636	2319831
Jun-16	2502117	27559208	8207922	130432487	2319558
Jul-16	2444314	27111101	8312575	131063530	2326076
Ags-16	2505089	26488263	8257026	131826807	2336843

Selain peramalan titik juga dilakukan peramalan interval konsumsi listrik tiap sektor. Hasil peramalan interval konsumsi listrik tiap sektor pada model fungsi transfer yang diperoleh dapat dilihat pada Gambar 4.17.

Gambar 4.17 menunjukkan bahwa hasil peramalan interval konsumsi listrik pada sektor sosial cukup baik, karena

garis plot interval tidak melebar. Namun, hasil peramalan interval konsumsi listrik pada sektor rumah tangga, bisnis, industri, dan publik memiliki garis plot interval yang melebar. Sehingga pada peramalan konsumsi listrik sektor rumah tangga, bisnis, industri, dan publik dapat dikatakan kurang baik.



Gambar 4.17. Plot Peramalan Interval Konsumsi Listrik (a) Sosial (b) Rumah Tangga (c) Bisnis (d) Industri (e) Publik September 2015 – Agustus 2016 Menggunakan Metode Fungsi Transfer

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan rumusan masalah serta analisis yang dilakukan maka kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Karakteristik konsumsi listrik di Gresik, Jawa Timur periode Januari 2010 hingga Agustus 2015 menggunakan statistika deskriptif diperoleh rata-rata konsumsi listrik tertinggi pada sektor industri, yaitu sebesar 95,76 juta KWH. Selain itu, sektor industri memiliki keragaman tertinggi, yaitu sebesar 15,35 juta KWH yang menunjukkan fluktuasi penggunaan listrik pada sektor industri paling tajam. Rata-rata tahunan konsumsi listrik tiap sektor tahun 2010 hingga 2014 cenderung meningkat tiap tahunnya. Namun, peningkatan rata-rata tahunan konsumsi listrik pada sektor sosial dan publik memiliki peningkatan yang sedikit tiap tahunnya. Selain itu, melalui *boxplot* dapat diperoleh bahwa total konsumsi listrik tahunan tiap sektor 2010 hingga 2014 berada pada batas konsumsi yang sewajarnya.
2. Berdasarkan analisis pada penelitian ini, peramalan konsumsi listrik tiap sektor menggunakan metode ARIMA yang terbaik dan ANFIS dengan jenis fungsi keanggotaan yang terbaik diperoleh bahwa metode peramalan dengan ARIMA pada konsumsi listrik tiap sektor menghasilkan nilai *error* ramalan yang lebih baik bila dibandingkan dengan metode ANFIS.
3. Berdasarkan analisis pengaruh jumlah pelanggan listrik terhadap peramalan konsumsi listrik di Gresik, Jawa Timur diperoleh hasil bahwa jumlah pelanggan listrik tiap sektor mempengaruhi peramalan jumlah konsumsi listrik pada sektornya melalui model fungsi transfer yang didapatkan dari masing-masing sektor dan hasil peramalan yang diperoleh.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan berdasarkan analisis yang telah dilakukan dalam penelitian ini, yaitu data yang digunakan dalam analisis peramalan sebaiknya memiliki jumlah yang cukup atau lebih dari cukup, karena ketidakcukupan data membuat pola atau karakteristik pada data ramalan tidak terlihat lebih jelas sehingga dapat membuat *error* pada hasil peramalan menjadi tinggi jika tidak dilakukan analisis dengan metode yang baik. Selain itu, diperlukan identifikasi lebih lanjut oleh pihak terkait mengenai pemakaian listrik atau jumlah pelanggan yang tidak sewajarnya (*outlier*).

Lampiran A
Data Konsumsi Listrik Tiap Sektor Januari 2010 – Agustus
2015

Tahun	Bulan	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
2010	Januari	1312531	21114364	5482200	66277331	1631717
	Februari	1136750	15642156	5239375	78199653	1590417
	Maret	1225687	19184053	5384256	72535580	1704350
	∴	∴	∴	∴	∴	∴
	Nopember	1440614	22263290	5556411	82542377	1763460
	Desember	1459412	23392426	5590848	76851581	1811213
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴
2015	Januari	2053390	31838123	7875348	106990406	2016428
	Februari	1965432	28226901	7406196	97629895	1955000
	Maret	2184748	31355057	8331405	106679136	2081224
	∴	∴	∴	∴	∴	∴
	Agustus	2171279	31929249	8034117	113059415	2075022

Lampiran B
Data Jumlah Pelanggan Listrik Tiap Sektor Januari 2010 –
Agustus 2015

Tahun	Bulan	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
2010	Januari	5395	181191	9891	276	938
	Februari	5400	181262	9897	280	941
	Maret	5404	181166	9924	280	942
	∴	∴	∴	∴	∴	∴
	Nopember	5591	188839	10244	289	966
	Desember	5591	188839	10244	289	966
∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴
2015	Januari	7537	243469	14073	402	1133
	Februari	7575	244376	14287	404	1139
	Maret	7619	245313	14583	406	1145
	∴	∴	∴	∴	∴	∴
	Agustus	7819	249552	15427	415	1202

Lampiran C
Data *Out Sample* Konsumsi Listrik Tiap Sektor Periode
Januari – Agustus 2015

Periode	Sosial	Rumah Tangga	Bisnis	Industri	Publik
Jan-15	2053390	31838123	7875348	106990406	2016428
Feb-15	1965432	28226901	7406196	97629895	1955000
Mar-15	2184748	31355057	8331405	106679136	2081224
Apr-15	2155612	31651989	8106268	102380242	2059227
Mei-15	2183194	32494380	8219788	101747890	2089426
Jun-15	2086507	32451729	8372174	104680920	2070978
Jul-15	2031935	33851663	7912660	86430571	2039545
Ags-15	2171279	31929249	8034117	113059415	2075022

Lampiran D

Program SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹² Konsumsi Listrik Sektor Sosial

```
Data time;
input y;
datalines;
1312531
1136750
1225687
1801076
.
.
.
.
.
1828868
2097132
;
/*Tahap Identifikasi*/
proc arima data=time;
Identify var=y(1,12);
run;

/*Tahap Estimasi*/
estimate q=(1)(12) method=cls plot;
run;
/*Tahap Peramalan*/
forecast out=ramalan lead=12;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;

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

proc export data=ramalan outfile='D:\Konsumsi_sosial.xls'
dbms=excel replace;
run;
```

Lampiran E

Program SAS Pemodelan Fungsi Transfer Sektor Sosial

```

data time;
input x y;
datalines;
5395    1312531
5400    1136750
5404    1225687
5403    1161294
5417    1337620.    .
.        .
.        .
.        .
.        .
7410    2273906
7482    2097132
;

proc arima data=time;
/*Tahap Identifikasi*/
  identify var=x(1,12);
run;

/*Tahap Estimasi*/
  estimate p=(12) method=cls plot;
run;
  identify var=y(1,12) crosscorr=(x(1,12)) nlag=24;
run;
  estimate q=(1)(12) input=(7 $ (0) / (0) x) noconstant plot
method=cls;
run;

/*Tahap Peramalan*/
  forecast out=ramalan lead =24;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;

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

proc export data=ramalan outfile='D:\ft_SosFixFix.xls' dbms=excel
replace;
run;

```

Lampiran F

Program SAS Pemodelan Fungsi Transfer Sektor Industri dengan *Outlier*

```

data time;
input x y;
datalines;
276      66277331
.
.
401      115473615
;
/*Input Outlier*
data time;
set time;
if _n_=24 then ao24=1; else ao24=0;
if _n_=44 then ao44=1; else ao44=0;
if _n_=33 then ao33=1; else ao33=0;
if _n_=9 then ao9=1; else ao9=0;
if _n_=55 then ao55=1; else ao55=0;
run;
proc arima data=time;
/*Tahap Identifikasi*/
  identify var=x(1);
  run;
/*Tahap Estimasi*/
  estimate p=(18) method=cls plot;
  run;
identify var=y(1) crosscorr=(x(1) ao24(1) ao44(1) ao33(1) ao9(1)
ao55(1)) nlag=24;
  run;
estimate p=(15) q=(1) input=(1 $ (0) / (0) x ao24 ao44 ao33 ao9
ao55) noconstant plot method=cls;
  run;
/*Tahap Peramalan*/
  forecast out=ramalan lead =24;
  run;
  outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;
/*Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=ramalan normal;
  var residual;
run;
proc export data=ramalan outfile='D:\FT_Industri.xls' dbms=excel
replace;
run;

```

Lampiran G

Program MATLAB Pemodelan ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri dengan Fungsi *Trapezoidal* dan 2 *Membership Function*

```

x=load('D:/Industri.txt');

/*Data In Sample*/
x_1=x(1:35);

/*Data Out Sample*/
x_2=x(36:43);

/*Output*/
y_1=x(13:47);
y_2=x(48:55);

/*Proses ANFIS*/
epoch_n=50;
numMFs=2;
mfType='trapmf';
in_fis1=genfis1([x_1 y_1],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([x_1 y_1],in_fis1,epoch_n);

/*Tahap Peramalan*/
y_hat1=evalfis(x_1,out_fis1);
yt1=x;
for i=48:55;
yt1(i)=evalfis([yt1(i-12)],out_fis1);
end;
y_hat2=yt1(48:55);

/*Tahap Residual*/
er_in1=y_1-y_hat1;
er_out1=y_2-y_hat2;
rmse_in1 = sqrt(sum(er_in1.*er_in1)/length(er_in1))
rmse_out1 = sqrt(sum(er_out1.*er_out1)/length(er_out1))
mape_in1 = sum(abs(er_in1./y_1)/length(er_in1))*100
mape_out1 = sum(abs(er_out1./y_2)/length(er_out1))*100
smape_in1=sum(abs(er_in1./((y_1+y_hat1)/2))/length(er_in1))*100
smape_out1=sum(abs(er_out1./((y_2+y_hat2)/2))/length(er_out1))*100

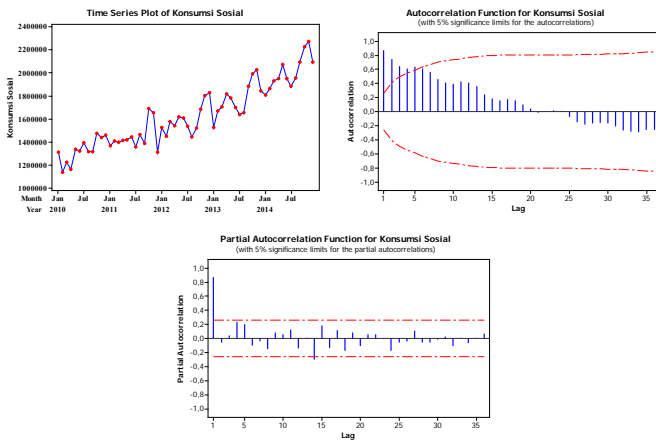
/*Struktur ANFIS*/
ruleview(out_fis1)
showfis(out_fis1)

```

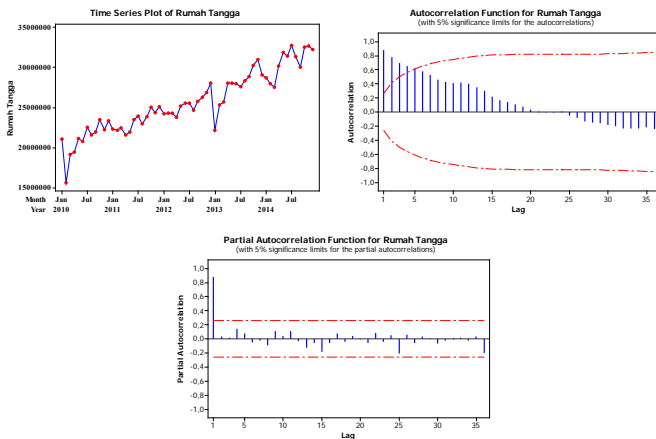

Lampiran H

Plot *Time Series*, ACF dan PACF Konsumsi Listrik Tiap Sektor

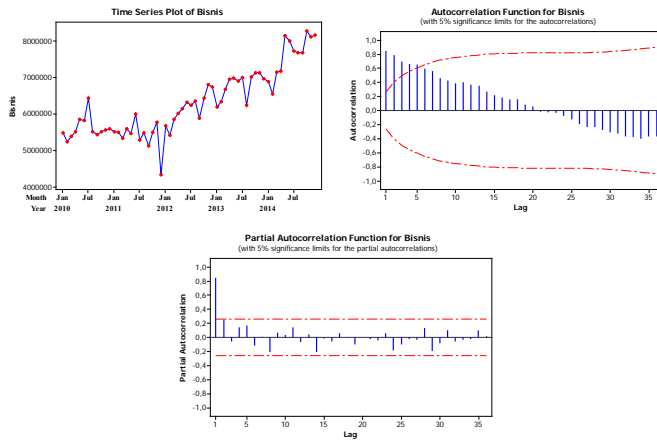
1. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Sosial



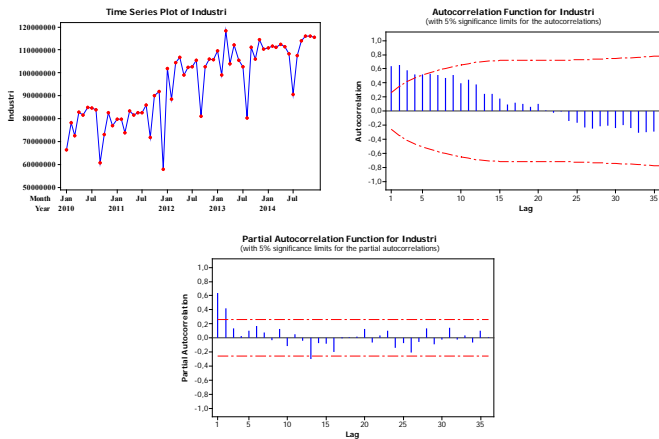
2. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Rumah Tangga



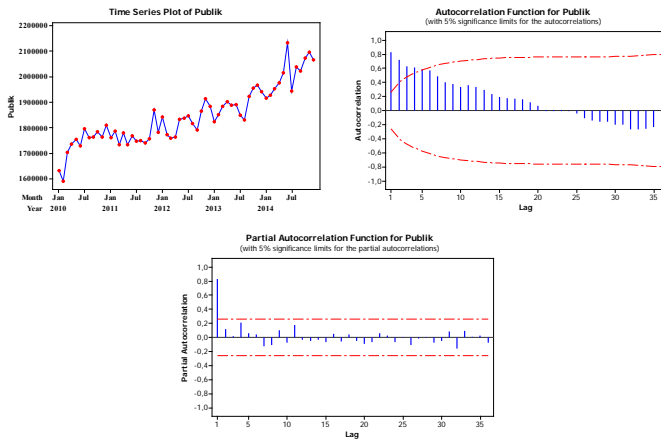
3. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Bisnis



4. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Industri

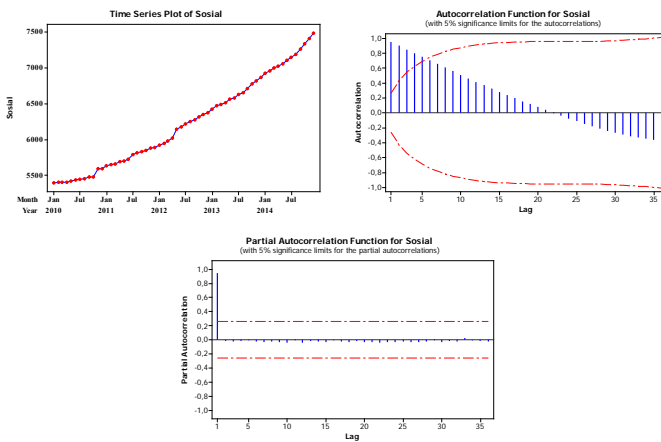


5. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Publik

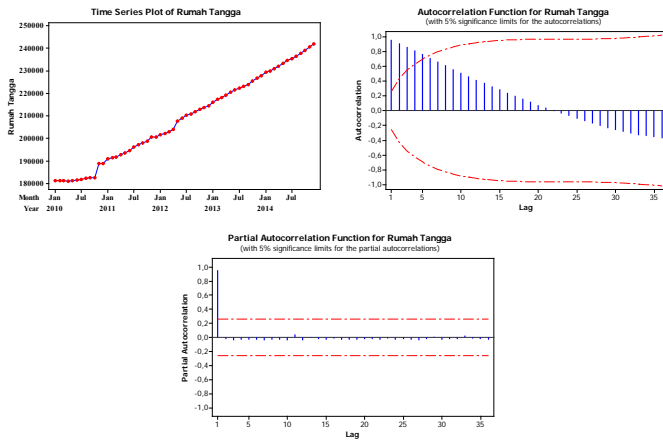


Lampiran I Plot *Time Series*, ACF dan PACF Pelanggan Listrik Tiap Sektor

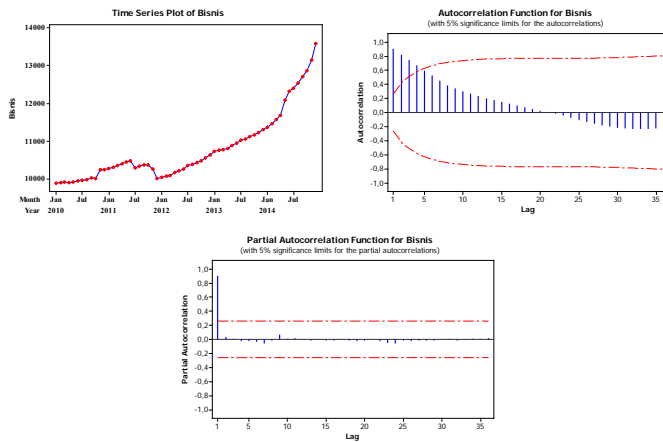
1. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Sosial



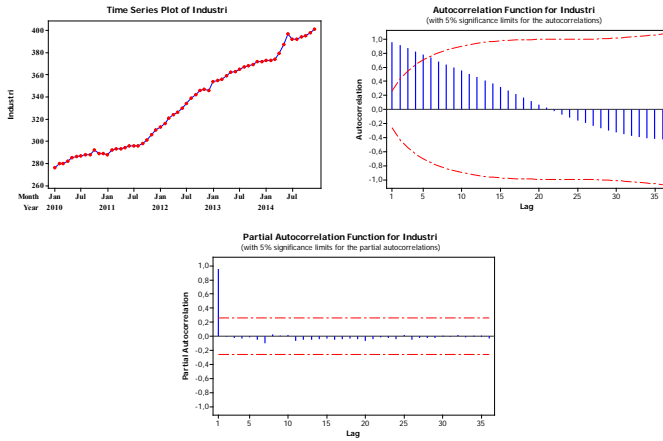
2. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Rumah Tangga



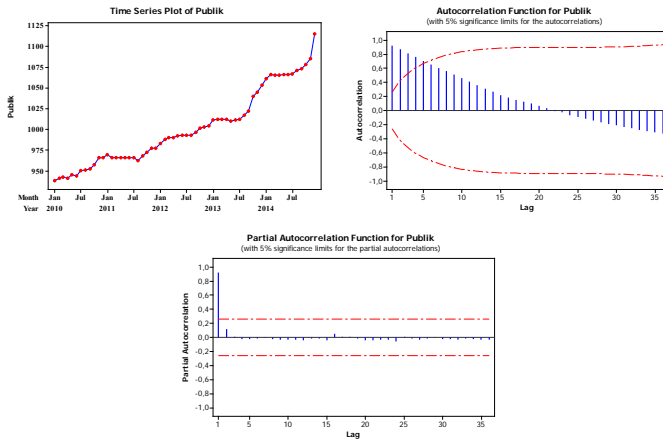
3. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Bisnis



4. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Industri



5. Plot *Time Series*, ACF dan PACF Sektor Publik



Lampiran J

Output SAS Model ARIMA Konsumsi Listrik Tiap Sektor

1. Output SAS Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹² Sektor Sosial

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	4523.0	880.72555	5.14	<.0001	0
MA1,1	0.99249	0.05402	18.37	<.0001	1
MA2,1	0.49720	0.14664	3.39	0.0015	12
Constant Estimate			4522.953		
Variance Estimate			9.6561E9		
Std Error Estimate			98265.42		
AIC			1216.85		
SBC			1222.401		
Number of Residuals			47		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.95	4	0.2923	0.013	0.022	-0.234	-0.153	0.116	0.034
12	7.32	10	0.6947	0.071	-0.044	0.055	-0.039	0.143	-0.075
18	13.62	16	0.6267	0.258	-0.020	-0.024	-0.104	-0.035	0.102
24	18.87	22	0.6533	-0.050	0.067	-0.159	0.086	0.009	0.132

Tests for Normality					
Test	--Statistic--	-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.986464	Pr < W	0.8561	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.080401	Pr > D	>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.03864	Pr > W-Sq	>0.2500	
Anderson-Darling	A-Sq	0.232514	Pr > A-Sq	>0.2500	

2. Output SAS Model ARIMA(0,1,1)(0,1,0)¹² Sektor Rumah Tangga

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.87776	0.07052	12.45	<.0001	1
Variance Estimate			2.289E12		
Std Error Estimate			1512924		
AIC			1471.948		
SBC			1473.798		
Number of Residuals			47		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.85	5	0.8701	0.066	-0.022	-0.111	0.028	0.063	0.112
12	7.46	11	0.7609	-0.035	-0.130	0.065	-0.120	0.092	-0.208
18	10.99	17	0.8573	0.035	0.131	0.107	-0.090	-0.065	-0.080
24	20.78	23	0.5944	-0.051	0.159	0.045	0.000	-0.272	-0.038

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W 0.921882	Pr < W	0.0039	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.12601	Pr > D	0.0610	
Cramer-von Mises	W-Sq 0.194767	Pr > W-Sq	0.0059	
Anderson-Darling	A-Sq 1.185573	Pr > A-Sq	<0.0050	

3. Output SAS Model ARIMA(0,1,1)(1,1,0)¹² Sektor Bisnis

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.69190	0.10764	6.43	<.0001	1
AR1,1	-0.54362	0.13923	-3.90	0.0003	12
Variance Estimate		2.015E11			
Std Error Estimate		448928.4			
AIC		1358.711			
SBC		1362.411			
Number of Residuals		47			
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.87	4	0.0645	-0.184	0.182	-0.008	-0.047	0.301	-0.082
12	13.94	10	0.1758	0.240	-0.085	0.093	-0.068	-0.039	-0.078
18	23.06	16	0.1121	0.172	0.005	-0.111	-0.100	-0.147	0.220
24	29.69	22	0.1263	-0.086	0.165	-0.070	0.008	0.089	-0.158

Tests for Normality					
Test	--Statistic--	-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.941575	Pr < W	0.0205	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.106379	Pr > D	>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.115428	Pr > W-Sq	0.0712	
Anderson-Darling	A-Sq	0.743337	Pr > A-Sq	0.0492	

4. Output SAS Model ARIMA(0,1,1)(1,1,0)¹² Sektor Industri

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.84818	0.08228	10.31	<.0001	1
AR1,1	-0.51924	0.14781	-3.51	0.0010	12
Variance Estimate			1.366E14		
Std Error Estimate			11688798		
AIC			1665.106		
SBC			1668.806		
Number of Residuals			47		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.96	4	0.7424	-0.111	0.156	0.022	-0.024	0.026	0.016
12	11.20	10	0.3419	-0.021	-0.130	0.257	-0.152	0.189	-0.086
18	15.81	16	0.4665	-0.146	0.040	-0.127	-0.071	-0.138	0.030
24	26.20	22	0.2432	-0.215	0.186	-0.135	-0.081	0.035	-0.113

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.975979	Pr < W	0.4381
Kolmogorov-Smirnov	D	0.091287	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.055691	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.390525	Pr > A-Sq	>0.2500

5. Output SAS Model ARIMA (0,1,[1,6]) Sektor Publik

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.47986	0.11261	4.26	<.0001	1
MA1,2	-0.22349	0.11528	-1.94	0.0575	6
Variance Estimate			2.2689E9		
Std Error Estimate			47632.69		
AIC			1440.41		
SBC			1444.566		
Number of Residuals			59		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.44	4	0.4864	-0.031	0.052	-0.181	0.040	0.119	0.025
12	14.61	10	0.1471	0.082	-0.169	-0.021	-0.235	0.243	0.049
18	18.57	16	0.2914	0.072	-0.105	0.007	0.098	0.025	0.144
24	27.42	22	0.1957	0.062	0.013	-0.245	0.113	0.070	0.102

Tests for Normality					
Test	--Statistic--	-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.980399	Pr < W	0.4572	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.080815	Pr > D	>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.052212	Pr > W-Sq	>0.2500	
Anderson-Darling	A-Sq	0.362958	Pr > A-Sq	>0.2500	

Lampiran K Output SAS Model Fungsi Transfer Tiap Sektor

1. Output Model Fungsi Transfer ARMA (0,0,1)(0,0,1)¹², (b,r,s) = (7,0,0) Sektor Sosial

Crosscorrelations																								
Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	
-11	267308	0.06942	*
-10	-288979	-0.07505	**
-9	51378.732	0.01334
-8	-313898	-0.08152	**
-7	451921	0.11736	**
-6	83386.634	0.02165
-5	-868813	-0.22562	*****
-4	1061719	0.27572	*****
-3	-464327	-0.12058	**
-2	481739	0.12510	***
-1	-296828	-0.07708	**
0	4661.117	0.00121
1	349796	0.09084	**
2	-197251	-0.05122	*
3	-548965	-0.14256	***
4	-180316	-0.04683	*
5	-549221	-0.14263	***
6	770913	0.20020	****
7	1130516	0.29358	*****
8	-1074641	-0.27907	*****
9	775020	0.20126	****
10	-723279	-0.18783	****
11	766752	0.19912	****
12	-651647	-0.16923	***
13	-649295	-0.16862	***
14	583311	0.15148	***
15	-440303	-0.11434	**
16	920048	0.23893	*****
17	-109928	-0.02855	*
18	-378268	-0.09823	**
19	84815.290	0.02203
20	408864	0.10618	**
21	-322722	-0.08381	**
22	-209990	-0.05453	*
23	-111919	-0.02906	*
24	324692	0.08432	**

Parameter	Estimate	Conditional Least Squares Estimation			Lag	Variable	Shift
		Standard Error	t Value	Pr > t			
MA1,1	0.91138	0.09395	9.70	<.0001	1	y	0
MA2,1	0.74148	0.16314	4.55	<.0001	12	y	0
NUM1	312.96708	160.57570	1.95	0.0589	0	x	7
Variance Estimate				8.0894E9			
Std Error Estimate				89941.33			
AIC				1028.95			
SBC				1034.016			
Number of Residuals				40			
* AIC and SBC do not include log determinant.							

Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	To Square	Chi-DF	ChiSq	Pr > -----Autocorrelations-----					
				-0.097	-0.014	-0.211	-0.002	0.195	0.143
6	5.26	4	0.2617	-0.097	-0.014	-0.211	-0.002	0.195	0.143
12	6.70	10	0.7533	-0.004	0.019	-0.006	0.062	0.130	-0.062
18	12.24	16	0.7273	0.138	-0.052	-0.122	0.015	0.087	0.185
24	17.32	22	0.7453	-0.094	-0.001	-0.207	0.030	0.042	0.057

Test	Tests for Normality			
	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.927034	Pr < W	0.0129
Kolmogorov-Smirnov	D	0.096887	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.092926	Pr > W-Sq	0.1381
Anderson-Darling	A-Sq	0.641184	Pr > A-Sq	0.0905

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	9.72	5	0.0837	0.342	-0.205	0.210	-0.152	0.248	-0.077
11	12.82	11	0.3054	-0.133	0.081	-0.212	0.145	-0.039	0.048
17	14.42	17	0.6374	0.041	0.016	0.096	-0.190	0.017	0.032
23	15.10	23	0.8910	0.109	-0.018	0.027	0.051	0.070	-0.014

20	80787720	0.05801	.	*	.
21	-52709638	-.03785	.	*	.
22	168066343	0.12069	.	**	.
23	119283406	0.08566	.	**	.
24	-60469416	-.04342	.	*	.
25	176047827	0.12642	.	***	.
26	-625133414	-.44890	*****	.	.
27	285399545	0.20494	.	****	.
28	-54571880	-.03919	.	*	.
29	139225618	0.09998	.	**	.
30	66645993	0.04786	.	*	.
31	-161997244	-.11633	.	**	.
32	98065363	0.07042	.	*	.
33	159947427	0.11486	.	**	.
34	16800603	0.01206	.	.	.
35	161351202	0.11586	.	**	.
36	-83429952	-.05991	.	*	.
37	-300145671	-.21553	.	****	.
38	-143446300	-.10301	.	**	.
39	34918122	0.02507	.	*	.
40	-116504276	-.08366	.	**	.
41	165595036	0.11891	.	**	.
42	190670963	0.13692	.	***	.
43	-208752924	-.14990	.	***	.
44	335812159	0.24114	.	*****	.
45	-175893230	-.12631	.	***	.
46	-134808767	-.09681	.	**	.
47	159679258	0.11466	.	**	.

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	-0.60873	0.18493	-3.29	0.0026	6	y	0		
NUM1	440.79398	242.75367	1.82	0.0794	0	x	14		
NUM1,1	778.76246	167.83583	4.64	<.0001	12	x	14		
				Variance Estimate	1.822E12				
				Std Error Estimate	1349827				
				AIC	1028.127				
				SBC	1032.616				
				Number of Residuals	33				
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.98	5	0.8520	-0.031	0.169	0.084	-0.113	0.027	0.038
12	6.89	11	0.8081	0.051	-0.141	0.164	-0.221	0.038	0.032
18	13.39	17	0.7097	0.066	0.176	0.091	0.163	0.162	-0.043
24	15.28	23	0.8843	0.084	0.072	-0.087	-0.030	-0.011	-0.004
30	16.83	29	0.9648	0.014	0.017	-0.064	0.013	0.039	-0.023

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.951579	Pr < W 0.1479
Kolmogorov-Smirnov	D 0.129892	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.08244	Pr > W-Sq 0.1930
Anderson-Darling	A-Sq 0.522646	Pr > A-Sq 0.1779

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	5.09	4	0.2777	-0.412	-0.193	0.070	0.226	-0.006	-0.070
11	13.28	10	0.2084	0.025	0.022	0.062	0.141	0.352	0.531
17	15.15	16	0.5139	0.259	0.058	0.067	0.106	-0.011	-0.109

21	-4175154	-.07181	.	*	.	.
22	-2679522	-.04609
23	2935425	0.05049	.	*	.	.
24	-2476565	-.04260	.	*	.	.
25	7977205	0.13720	.	.	***	.
26	-7287433	-.12534	.	***	.	.
27	1196534	0.02058
28	1566977	0.02695	.	*	.	.
29	-2566380	-.04414	.	*	.	.
30	-1407558	-.02421
31	4493286	0.07728	.	**	.	.
32	-750428	-.01291
33	-1067265	-.01836
34	-2790499	-.04800	.	*	.	.
35	1303506	0.02242
36	2052731	0.03531	.	*	.	.
37	-1586776	-.02729	.	*	.	.
38	3345928	0.05755	.	*	.	.
39	-8618595	-.14824	.	***	.	.
40	9401266	0.16170	.	.	***	.
41	-8077887	-.13894	.	***	.	.
42	8805753	0.15145	.	.	***	.
43	-5614205	-.09656	.	**	.	.
44	576845	0.00992
45	405922	0.00698
46	-1433061	-.02465
47	3558786	0.06121	.	*	.	.
48	-2608913	-.04487	.	*	.	.

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.59664	0.11921	5.00	<.0001	1	y	0
AR1,1	0.29945	0.14473	2.07	0.0434	13	y	0
AR1,2	-0.36375	0.14285	-2.55	0.0138	14	y	0
NUM1	2419.7	466.30224	5.19	<.0001	0	x	0
NUM1,1	1975.5	510.13167	3.87	0.0003	1	x	0

Variance Estimate 1.051E11

Std Error Estimate 324237.7

AIC 1641.319

SBC 1651.621

Number of Residuals 58

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	1.22	3	0.7472	0.030	0.030	-0.099	-0.064	0.034	-0.047	
12	10.79	9	0.2905	0.094	-0.203	0.103	-0.167	0.170	0.124	
18	16.21	15	0.3680	0.084	-0.029	-0.144	0.131	-0.126	0.065	
24	23.86	21	0.2999	-0.170	-0.045	-0.108	0.077	0.175	0.039	
30	28.98	27	0.3617	0.010	-0.119	0.162	0.031	0.023	-0.059	
36	37.70	33	0.2630	-0.156	-0.054	-0.006	0.009	0.088	0.159	
42	43.46	39	0.2873	-0.132	-0.049	0.104	0.031	0.015	-0.034	
48	49.12	45	0.3117	-0.074	-0.064	-0.049	-0.012	0.031	0.083	

Tests for Normality

Test	--Statistic--	----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.978424	Pr < W 0.3880
Kolmogorov-Smirnov	D 0.061677	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.034864	Pr > W-Sq >0.2500
Anderson-Darling	A-Sq 0.300538	Pr > A-Sq >0.2500

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x									
To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	7.40	4	0.1162	-0.198	0.121	0.112	-0.042	-0.146	0.196
11	9.59	10	0.4774	-0.148	-0.003	-0.049	-0.029	0.003	-0.112
17	18.49	16	0.2962	0.186	-0.242	0.232	-0.062	-0.004	-0.052
23	22.39	22	0.4370	-0.035	0.072	0.002	0.160	-0.187	0.011
29	25.13	28	0.6209	-0.048	0.088	0.110	-0.139	0.070	0.028
35	25.55	34	0.8514	-0.007	-0.050	0.039	-0.044	-0.031	-0.015
41	26.28	40	0.9534	0.017	0.045	0.050	-0.083	0.015	0.026
47	26.46	46	0.9908	-0.000	0.019	0.032	-0.033	-0.004	0.023

4. Output Model Fungsi Transfer ARMA ([15],0,1), $(b,r,s) = (1,0,0)$ Sektor Industri

Lag	Covariance	Correlation	Crosscorrelations																					
			-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	
-24	1271785	0.03946
-23	-1840144	-.05710	.	*
-22	1972317	0.06120	.	*
-21	-2794985	-.08672	.	**
-20	486256	0.01509
-19	-647379	-.02009
-18	2240932	0.06953	*
-17	-783958	-.02433
-16	-1949061	-.06048	*
-15	2288268	0.07100	*
-14	-734919	-.02280	*
-13	-2672772	-.08293	.	.	**
-12	4841168	0.15021	***
-11	-4720494	-.14647	***
-10	-3797617	-.11783	***
-9	2230550	0.06921	*
-8	-1238833	-.03844	*
-7	4109174	0.12750	*
-6	924243	0.02868	*
-5	856637	0.02658	*
-4	-3344151	-.10376	**
-3	1664135	0.05164	*
-2	2352198	0.07299	*
-1	-3248590	-.10080	**
0	4078745	0.12656	***
1	-9278993	-.28791	*****
2	4588729	0.14238	***
3	179481	0.00557
4	4455695	0.13825	***
5	-2127472	-.06601	*
6	2058426	0.06387	*
7	-5515796	-.17115	***
8	4653142	0.14438	***
9	-2250227	-.06982	*
10	-6112287	-.18966	****
11	3647210	0.11317	**
12	-1073452	-.03331	*
13	6045811	0.18759	****
14	-8695873	-.26982	*****
15	6499264	0.20166	****
16	-3492631	-.10837	**
17	1106156	0.03432	*
18	3359.514	0.00010
19	-5154254	-.15993	***
20	6327373	0.19633	****
21	-1963458	-.06092	*
22	1779589	0.05522	*
23	-2078113	-.06448	*
24	226925	0.00704

Parameter	Estimate	Error	Conditional Least Squares Estimation			Approx Lag	Variable	Shift
			Standard	t Value	Pr > t			
MA1,1	0.75336	0.09858	7.64	<.0001	1	y	0	
AR1,1	-0.41225	0.13971	-2.95	0.0048	15	y	0	
NUM1	312051.2	60547.9	5.15	<.0001	0	x	1	
NUM2	-29101263	4820030.3	-6.04	<.0001	0	ao24	0	
NUM3	-28763112	4546421.6	-6.33	<.0001	0	ao44	0	
NUM4	-23539311	4542063.7	-5.18	<.0001	0	ao33	0	
NUM5	-21906281	4878725.9	-4.49	<.0001	0	ao9	0	
NUM6	-26891884	4991990.1	-5.39	<.0001	0	ao55	0	
		Variance Estimate	2.69E13					
		Std Error Estimate	5186339					
		AIC	1965.527					
		SBC	1982.011					
		Number of Residuals	58					

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.00	4	0.0612	-0.215	0.189	0.142	-0.095	0.178	-0.019
12	11.27	10	0.3370	-0.092	0.065	-0.030	-0.052	-0.030	0.119
18	16.27	16	0.4341	-0.216	0.015	-0.030	-0.090	0.023	-0.083
24	18.14	22	0.6977	0.021	0.072	-0.007	-0.002	0.100	-0.059

Tests for Normality			
Test	--Statistic--	-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W 0.969675	Pr < W	0.1546
Kolmogorov-Smirnov	D 0.090789	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.109482	Pr > W-Sq	0.0854
Anderson-Darling	A-Sq 0.651026	Pr > A-Sq	0.0881

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	3.83	5	0.5741	-0.121	0.053	-0.155	-0.048	0.103	-0.113
11	8.53	11	0.6652	0.053	-0.069	-0.054	-0.049	-0.218	-0.149
17	14.49	17	0.6322	-0.017	-0.118	0.025	-0.295	0.038	0.032
23	16.39	23	0.8380	-0.115	-0.065	-0.065	-0.027	0.038	-0.099

5. Output Model Fungsi Transfer ARMA(0,0,1), $(b,r,s) = (12,0,0)$ Sektor Publik

			Crosscorrelations																				
Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1
-24	-13332.305	-.04498	*
-23	7416.632	0.02502	*
-22	4989.307	0.01683
-21	16897.495	0.05700	*
-20	-26528.750	-.08950	**
-19	14088.649	0.04753	*
-18	-736.314	-.00248
-17	-31890.324	-.10758	**
-16	-5225.022	-.01763
-15	63216.542	0.21326	****
-14	24500.642	0.08265	**
-13	-50463.586	-.17024	***
-12	-24632.225	-.08310	**
-11	-10912.784	-.03681	*
-10	15065.323	0.05082	*
-9	-28260.421	-.09534	**
-8	8943.017	0.03017	*
-7	-12750.991	-.04302	*
-6	37046.236	0.12498	**
-5	-59796.645	-.20173	****
-4	53580.097	0.18076	****
-3	30223.035	0.10196	**
-2	-14926.054	-.05035	*
-1	-48011.155	-.16197	***
0	-1743.377	-.00588
1	60347.093	0.20358	****
2	917.641	0.00310
3	-26931.576	-.09086	**
4	-3680.500	-.01242
5	49810.476	0.16804	***
6	-33372.512	-.11258	**
7	43329.283	0.14617	***
8	25277.287	0.08527	**
9	-27753.162	-.09363	**
10	-26226.634	-.08848	*
11	-10884.960	-.03672	**
12	71432.727	0.24098	*****
13	20789.837	0.07014	***
14	-48502.298	-.16363	*
15	-51986.953	-.17538	****
16	-4525.880	-.01527
17	-1290.241	-.00435
18	29944.610	0.10102	**
19	-19315.624	-.06516	*
20	19422.979	0.06552	*
21	-33857.734	-.11422	**
22	2645.930	0.00893
23	21710.120	0.07324	*
24	46155.003	0.15571	***

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.79128	0.09503	8.33	<.0001	1	y	0
NUM1	2678.7	608.36139	4.40	<.0001	0	x	12
Variance Estimate				2.0357E9			
Std Error Estimate				45118.37			
AIC				1142.739			
SBC				1146.439			
Number of Residuals				47			
* AIC and SBC do not include log determinant							

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.59	5	0.2531	0.117	0.021	-0.223	-0.140	0.134	0.149
12	12.56	11	0.3229	0.130	-0.154	-0.075	-0.173	0.139	0.051
18	17.87	17	0.3970	-0.066	-0.169	-0.127	0.050	0.077	0.123
24	28.12	23	0.2112	0.008	-0.060	-0.085	0.221	0.198	0.103

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W 0.913379	Pr < W	0.0020	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.122221	Pr > D	0.0784	
Cramer-von Mises	W-Sq 0.095415	Pr > W-Sq	0.1291	
Anderson-Darling	A-Sq 0.770511	Pr > A-Sq	0.0435	

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	5.74	5	0.3326	0.004	0.056	-0.246	-0.266	-0.173	-0.003
11	8.00	11	0.7131	-0.035	0.149	0.122	-0.107	-0.106	0.060
17	10.04	17	0.9020	0.163	0.112	-0.047	-0.066	0.102	-0.044
23	11.26	23	0.9804	0.000	0.064	-0.076	-0.050	-0.148	-0.022

Lampiran L

Hasil *Output* MATLAB Model ANFIS Konsumsi Listrik Sektor Industri dengan Fungsi *Trapezoidal* dan 2 *Membership Function*

```

ANFIS info:
    Number of nodes: 12
    Number of linear parameters: 4
    Number of nonlinear parameters: 8
    Total number of parameters: 12
    Number of training data pairs: 35
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 2

Start training ANFIS ...
 1      1.613e+007
 2      1.58754e+007
 3      1.61264e+007
 4      1.58737e+007
 5      1.58729e+007
 6      1.58721e+007
 7      1.58793e+007
 8      1.61201e+007
 9      1.61183e+007
10      1.63934e+007
11      1.61183e+007
Step size decreases to 0.009000 after epoch 11.
12      1.61165e+007
13      1.58692e+007
14      1.61133e+007
15      1.58678e+007
16      1.58854e+007
17      1.58675e+007
Step size decreases to 0.008100 after epoch 17.
18      1.61094e+007
19      1.58661e+007
20      1.61066e+007
21      1.58649e+007
Step size decreases to 0.007290 after epoch 21.
22      1.58643e+007
23      1.61025e+007
24      1.64659e+007
25      1.58627e+007
26      1.60986e+007
27      1.58945e+007
Step size decreases to 0.006561 after epoch 27.
28      1.58619e+007
29      1.58615e+007
30      1.60959e+007
31      1.64578e+007
32      1.586e+007
33      1.60925e+007
34      1.58591e+007
Step size decreases to 0.005905 after epoch 34.
35      1.60902e+007
36      1.58583e+007
37      1.60882e+007
38      1.60872e+007
Step size decreases to 0.005314 after epoch 38.
39      1.64469e+007
40      1.58567e+007
41      1.58563e+007
42      1.60835e+007
43      1.59064e+007
44      1.60831e+007
45      1.58555e+007
Step size decreases to 0.004783 after epoch 45.
46      1.58552e+007
47      1.64398e+007

```

```

48      1.58546e+007
49      1.58543e+007
50      1.5854e+007

```

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 50.

```
rmse_in1 =
```

```
1.5854e+007
```

```
rmse_out1 =
```

```
1.2632e+007
```

```
mape_in1 =
```

```
196.0958
```

```
mape_out1 =
```

```
547.3352
```

```
smape_in1 =
```

```
208.3833
```

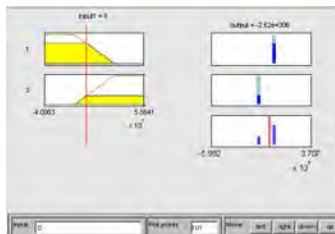
```
smape_out1 =
```

```
672.4393
```

```

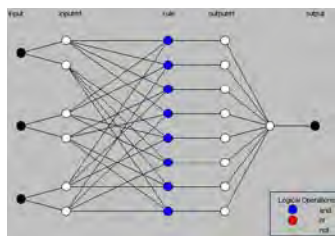
1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [1 1]
4. NumInputMFs  2
5. NumOutputMFs 2
6. NumRules     2
7. AndMethod    prod
8. OrMethod     max
9. ImpMethod    prod
10. AggMethod   max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels    input1
13. OutLabels   output
14. InRange     [-4.006e+007 5.564e+007]
15. OutRange    [-4.006e+007 5.564e+007]
16. InMFLabels inlmf1
17. OutMFLabels outlmf2
18. InMFTypes   trapmf
19. OutMFTypes  trapmf
20. InMFParams  [-1.071e+008 -6.877e+007 -1.135e+007 2.693e+007]
21. OutMFParams [-1.135e+007 2.693e+007 8.435e+007 1.226e+008]
22. InMFPParams [-0.5203 1.671e+006 0 0]
23. OutMFPParams [-0.1798 -1.282e+007 0 0]
24. Rule Antecedent 1
25. Rule Consequent 1
26. Rule Weight     1
27. Rule Connection 1
28. Rule Connection 1
29. Rule Connection 1

```



Lampiran M Bagan Struktur ANFIS Tiap Sektor

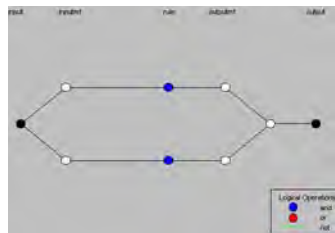
1. Bagan Struktur ANFIS Variabel Sosial



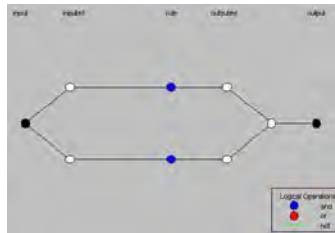
2. Bagan Struktur ANFIS Variabel Rumah Tangga



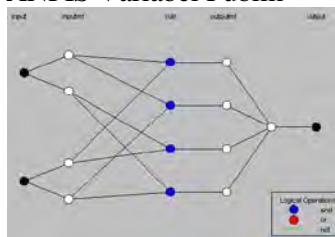
3. Bagan Struktur ANFIS Variabel Bisnis



4. Bagan Struktur ANFIS Variabel Industri



5. Bagan Struktur ANFIS Variabel Publik



DAFTAR PUSTAKA

- Anonim_a. (2013). *Kabupaten Gresik*, <URL:[http://id.wikipedia.org/wiki/Kabupaten Gresik](http://id.wikipedia.org/wiki/Kabupaten_Gresik)>, diunduh pada 03 Maret 2015.
- Anonim_b. (2012). *PLN Gresik Merugi 1,5 M Perbulan Di Bawean*, <URL:<http://gresik.co/gresik/ekonomi/pln-gresik-merugi-15-m-perbulan-di-bawean>>, diunduh pada 03 Maret 2015.
- Bowerman, B.L., and O'Connell, D. (1993). *Forecasting and Time Series: An Approach, Third Edition*. California: Duxbury Press.
- Cryer, J.D., and Chan, K-S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R, Second Edition*. New York: Springer.
- Daniel, W.W. (1989). *Statistika Non Parametrika*. Diterjemahkan oleh Alex Tri Kantjono W. Jakarta: Gramedia.
- Diptara. (2010). *Golongan Tarif Dasar dan Golongan Listrik*, <URL:http://www.diptara.com/2010/07/tabel-tarif-dasar-listrik2010_17.html>, diunduh pada 03 Maret 2015.
- Ditago, A.P. (2013). Perbandingan Model Model ARIMAX dan Fungsi Transfer Untuk Peramalan Konsumsi Energi Listrik di Jawa Timur. *Laporan Tugas Akhir Jurusan Statistika*. Surabaya: ITS.
- Hardi, H.S. (1998). Metode Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang. *Laporan Tugas Akhir Fakultas Teknik*. Sumatra Utara: FT. USU.
- Ismayani, I.L. (2005). Pemakaian Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik Dalam Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Bali. *Tugas Akhir Program S1 Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik*. Jimbaran: Universitas Udayana.
- Kadiman, K. (2006). *Indonesia 2005 – 2025 Buku Putih: Penelitian, Pengembangan dan Penerapan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Bidang Teknologi Informasi*

- dan Komunikasi Tahun 2005-2025*. Jakarta: Kementerian Negara Riset dan Teknologi Republik Indonesia.
- Kusumadewi, S., dan Hartati, S. (2006). *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Marsudi, D. (1990). *Operasi Sistem Tenaga Listrik*. Jakarta: Balai Penerbit dan Humas ISTN.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGree, V. (1983). *Metode dan Aplikasi Peramalan, Edisi Kedua*. Diterjemahkan oleh Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Jakarta: Erlangga.
- Makridakis, S., and Hibon, M. (2000). The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting*, 16, 451-476.
- Mohammadi, K., Eslami H.R., dan Kahwita R. (2006). Parameter Estimation of an ARMA Model for Rifer Flow Forecasting Using Goal Programming. *Journal of Hydrology*, 331, 293-299.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., and Kuhlaci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New York: John Wiley and Sons.
- Nurvitasari, Y., dan 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. Surabaya: ITS.
- Pamudji, N. (2014). *Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) PT. PLN (Persero) 2005-2025 Republik Indonesia*. Jakarta: PT. PLN (Persero).
- Pole, A., West, M., and Harrison, J. (1994). *Applied Bayesian Forecasting and Time Series Analysis*. United States of America: Chapman & Hall.
- Ristiana, Y. (2008). Model Autoregressive Neural Network (ARNN) untuk Peramalan Konsumsi Listrik di PT. PLN

- Gresik. *Laporan Tugas Akhir Jurusan Statistika*. Surabaya: ITS.
- Sa'diyah, H. (2008). Model ARIMA Musiman Ganda untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di PT. PLN Gresik. *Laporan Tugas Akhir Jurusan Statistika*. Surabaya: ITS.
- Sekretariat Perusahaan PT. PLN (Persero). (2012). Statistik PLN 2011. Jakarta: Sekretariat Perusahaan PT. PLN (Persero).
- Suhartono dan Endharta, A.J. (2009). Short Term Electricity Load Demand Forecasting in Indonesia by Using Double Seasonal Recurrent Neural Networks. *International Journal of Mathematical Models and Methods In Applied Sciences*, 3 (3), 171-178.
- Sulistiyawati, S. (2008). Pemodelan Bayesian Mixture Normal Autoregressive Pada Data Konsumsi Energi Listrik di PT. PLN (Persero) Gresik. *Laporan Tugas Akhir Jurusan Statistika*. Surabaya: ITS.
- Walpole, R.E. (1995). *Pengantar Statistika, Edisi Kedua*. Diterjemahkan oleh Sumantri B. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing Company.
- Widnya. (2007). Peramalan Beban Puncak Untuk Hari – Hari Libur Menggunakan Metode *Fuzzy Inference System*. *Tugas Akhir Program S1 Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik*. Jimbaran: Universitas Udayana.

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Irmanita Azalia, lahir di Gresik pada 04 Januari 1993 yang merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Drs. Azrianto Azhar dan Ibu Dra. Lin Anik K. Penulis menempuh pendidikan formal di TK Dharma Wanita, SD Negeri Sidokumpul 1 Gresik, SMP Negeri 1 Gresik, SMA Negeri 1 Manyar, Gresik. Pada tahun 2011 penulis memasuki perguruan tinggi negeri ITS di Jurusan Statistika. Selama kuliah di Jurusan Statistika ITS penulis pernah melakukan kerja praktek di PT. Petrokimia Gresik sebagai upaya pengaplikasian ilmu statistika di dunia nyata. Selain itu, kegiatan lainnya juga pernah dijalani penulis, yaitu menjadi surveyor dan panitia dalam suatu komunitas “Gresik Movie”. Melalui dukungan dari semua pihak sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. Jika pembaca ingin memberikan kritik dan saran serta ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, maka dapat menghubungi penulis melalui alamat *email*: irmanita0@gmail.com.

