



TUGAS AKHIR - SS 141501

PERAMALAN KAPASITAS DAYA PEMBANGKIT TENAGA SURYA MENGGUNAKAN METODE FUNGSI TRANSFER DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)*

ACHMAD ZULFIKAR NOOR
NRP 1311 100 065

Dosen Pembimbing
Dr. Agus Suharsono, M.S.

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

Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



TUGAS AKHIR - SS 141501

**PERAMALAN KAPASITAS DAYA PEMBANGKIT
TENAGA SURYA MENGGUNAKAN METODE
FUNGSI TRANSFER DAN *ADAPTIVE NEURO
FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

ACHMAD ZULFIKAR NOOR
NRP 1311 100 065

Dosen Pembimbing
Dr. Agus Suharsono, M.S.

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

Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SS 141501

**POWER CAPACITY FORECASTING OF SOLAR POWER
PLANT USING TRANSFER FUNCTION AND ADAPTIVE
NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

**ACHMAD ZULFIKAR NOOR
NRP 1311 100 065**

Supervisor
Dr. Agus Suharsono, M.S.
Co Supervisor
Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

Undergraduate Programme of Statistics
Faculty of Mathematics and Natural Science
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN KAPASITAS DAYA PEMBANGKIT
TENAGA SURYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA
DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM*
(ANFIS)**

TUGAS AKHIR

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

Oleh :

**ACHMAD ZULFIKAR NOOR
NRP. 1311 100 065**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

**Dr. Agus Suharsono, M.S.
NIP. 19580823 198403 1 003**

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

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

**DR. Muhammad Mashuri, M.T.
NIP 19620408 198701 1 001**

Surabaya, Juli 2015
STATISTIKA

**PERAMALAN KAPASITAS DAYA PEMBANGKIT
TENAGA SURYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA
DAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM
(ANFIS)**

Nama : Achmad Zulfikar Noor
NRP : 1311 100 065
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Agus Suharsono, M.S.
Co Pembimbing : Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

ABSTRAK

Salah satu sumber energi alternatif yang digunakan untuk menghasilkan energi listrik adalah energi matahari. Besarnya kapasitas daya listrik yang dihasilkan pembangkit dipengaruhi oleh berbagai macam faktor beberapa diantaranya adalah iradiasi matahari dan suhu permukaan solar cell. Dalam upaya peningkatan kinerja sistem pembangkit tenaga surya, perlu diketahui besarnya kapasitas daya yang dihasilkan pada tingkat iradiasi matahari dan tingkat suhu tertentu. Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan terhadap kapasitas daya pembangkit listrik tenaga surya menggunakan metode fungsi transfer dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dengan variabel input iradiasi matahari dan suhu. Data yang digunakan merupakan data percobaan dengan jumlah data sebanyak 566 data pengamatan. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode fungsi transfer memberikan tingkat akurasi yang lebih baik untuk meramalkan kapasitas daya pembangkit jika dibandingkan dengan metode ANFIS.

Kata Kunci : ANFIS, Fungsi Transfer, Iradiasi, Kapasitas Daya, Suhu

Halaman ini sengaja dikosongkan

POWER CAPACITY FORECASTING OF SOLAR POWER PLANT USING TRANSFER FUNCTION AND ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Name : Achmad Zulfikar Noor
NRP : 1311 100 065
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Dr. Agus Suharsono, M.S.
Co Supervisor : Dr. Suhartono, S.Si., M.Sc.

ABSTRACT

Solar energy is one alternative energy to generate electricity. Solar energy must be converted using solar cell in order to produce electricity. The capacity of power generated by solar cell is influenced by various factors such as solar irradiation and temperature of the solar cell surface. In order to improve efficiency of the solar plant, power capacity of the solar plant in the various condition of solar irradiation and temperature need to be predicted. The purpose of this research is to forecast power capacity of solar power plant using transfer function method and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) method with input variables solar irradiation and temperature. The experimental data contain 566 observational data. The analysis showed that the transfer function method gives better accuracy for predicting power generation capacity instead of the ANFIS method.

Keywords : ANFIS, Irradiation, Power Generation Capacity, Temperature, Transfer Function

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah kehadiran Allah Swt. atas segala limpahan rahmat serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul

“Peramalan Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya Menggunakan Metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*”

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan maupun dukungan dari berbagai pihak yang telah terlibat baik secara langsung maupun tidak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Agus Suharsono, M.S. dan Bapak Dr. Suhartono, S.Si, M.Sc selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang dengan sabar telah memberikan banyak masukan serta pengarahan yang sangat bermanfaat bagi penulis.
2. Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si, Ph.D dan Bapak Imam S. Achmad, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak masukan dan arahan sehingga Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.
3. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T selaku Ketua Jurusan Statistika yang telah memberikan banyak fasilitas, sarana dan prasarana sehingga memperlancar penyelesaian Tugas Akhir yang penulis kerjakan.
4. Ibu Dra. Lucia Aridinanti, M.T selaku Ketua Program Studi S1 Statistika ITS yang membantu secara administrasi dalam proses penyusunan Tugas Akhir.
5. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si. selaku dosen wali selama masa perkuliahan yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Jurusan Statistika ITS.
6. Seluruh dosen dan karyawan di lingkungan Jurusan Statistika ITS yang telah memberikan banyak ilmu, pengalaman dan

bantuan kepada penulis selama menempuh proses perkuliahan.

7. Ibu Siti Asnah dan Bapak Nur Kholis tercinta, Adik Alfian dan Adik Khanif, beserta keluarga besar yang tak henti-hentinya memberikan doa, dukungan, dan semangat untuk kesuksesan penulis.
8. Sahabat terbaik yang selalu mendukung dan berbagi suka maupun duka selama menjalani masa perkuliahan, serta Dek Yulia yang juga selalu memberikan doa dan semangat bagi penulis.
9. Rekan seperjuangan dari Lab. Statistika Bisnis dan Ekonomi, Purwa, Deta, Nunun, Aul, dan teman-teman lain yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang senantiasa berbagi ilmu dan motivasi kepada penulis.
10. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2011 yang telah memberikan pengalaman dan kebersamaan yang sangat berharga.
11. Semua pihak yang telah memberikan bantuan maupun dukungan yang tidak dapat disebutkan satu per satu dalam penyusunan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari masih terdapat banyak kekurangan dalam Tugas Akhir ini. Kritik dan saran yang membangun selalu penulis harapkan guna perbaikan di masa yang akan datang sehingga hasil dari Tugas Akhir ini memberikan manfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Mei 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	7
2.1.1 Identifikasi Model.....	8
2.1.2 Estimasi Parameter.....	10
2.1.3 Cek Diagnosa.....	12
2.1.4 Pemilihan Model Terbaik.....	14
2.1.5 Peramalan.....	14
2.2 Fungsi Transfer.....	15
2.1.1 Bobot Respon Impuls.....	16
2.1.3 Cek Diagnosa.....	18
2.3 Uji Terasvirta.....	19
2.4 Teori Fuzzy.....	19
2.5 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS).....	22
2.6 <i>Solar Cell (Photovoltaic)</i>	25

BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian	27
3.2 Langkah Penelitian	27
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Statistika Deskriptif Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya.....	31
4.2 Peramalan Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya Menggunakan Fungsi Transfer	32
4.2.1 Model Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	33
4.2.2 Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	45
4.3 Peramalan Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya Menggunakan ANFIS	50
4.4 Perbandingan Model Fungsi Transfer dan Model ANFIS	62
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	65
5.1 Kesimpulan.....	65
5.2 Saran.....	66
DAFTAR PUSTAKA	67
LAMPIRAN	71
BIODATA PENULIS	99

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1.1 Hasil Studi Literatur Jurnal	3
Tabel 2.1 Fungsi Transformasi untuk Transformasi Box-Cox	9
Tabel 2.2 Pola plot ACF dan PACF untuk Model Non Musiman	10
Tabel 2.3 Contoh Pola Bobot Respon Impuls	17
Tabel 3.1 Variabel Penelitian	27
Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskriptif Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya	31
Tabel 4.2 Estimasi Nilai Lambda pada Transformasi Box-Cox	33
Tabel 4.3 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA <i>Input</i>	34
Tabel 4.4 Uji Ljung-Box Model ARIMA <i>Input</i>	35
Tabel 4.5 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Dugaan Fungsi Transfer	37
Tabel 4.6 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer	38
Tabel 4.7 Uji <i>Portmanteau</i> Model Awal Fungsi Transfer	39
Tabel 4.8 Uji Asumsi Deret <i>Noise</i> Model Fungsi Transfer	39
Tabel 4.9 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Awal Model Akhir Fungsi Transfer <i>Single Input</i> Iradiasi Matahari	41
Tabel 4.10 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	41
Tabel 4.11 Uji <i>Portmanteau</i> dan Uji Ljung-Box Residual Model Akhir Fungsi Transfer	42
Tabel 4.12 Uji Distribusi Normal Residual Model Akhir Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	42
Tabel 4.13 Uji LM Model Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	43
Tabel 4.14 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	44

Tabel 4.15	Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer <i>Single Input</i>	45
Tabel 4.16	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i> Awal	46
Tabel 4.17	Uji <i>Portmanteau</i> Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	46
Tabel 4.18	Uji Ljung-Box dan Normalitas Residual Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	47
Tabel 4.19	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Awal Model Akhir Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	47
Tabel 4.20	Uji <i>Portmanteau</i> Model Akhir Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	48
Tabel 4.21	Uji Ljung-Box dan Normalitas Residual Model Akhir Fungsi Transfer Simultan	48
Tabel 4.22	Uji LM Model Akhir Fungsi Transfer <i>Multi Input</i> ..	48
Tabel 4.23	Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	49
Tabel 4.24	Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model Fungsi Transfer <i>Multi Input</i>	50
Tabel 4.25	Uji Terasvirta	51
Tabel 4.26	Uji Terasvirta Setiap <i>Input</i>	52
Tabel 4.27	Nilai Parameter Nonlinier Fungsi Gaussian	53
Tabel 4.28	Persamaan Proses <i>Fuzzyfikasi</i>	54
Tabel 4.29	Derajat Keanggotaan.....	54
Tabel 4.30	Operasi Logika Fuzzy	55
Tabel 4.31	Nilai Pembobot w_{it}	55
Tabel 4.32	Nilai Pembobot \bar{w}_{it}	56
Tabel 4.33	Nilai Parameter Linier untuk Fungsi Gaussian	56
Tabel 4.34	Persamaan Proses <i>Defuzzyfikasi</i>	57
Tabel 4.35	Hasil Perhitungan Lapisan Keempat.....	57
Tabel 4.36	Hasil Perhitungan Lapisan Kelima	58
Tabel 4.37	Perbandingan Kriteria Kebaikan Model ANFIS	60
Tabel 4.38	Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model ANFIS Terbaik	62

Tabel 4.39 Perbandingan Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer dan Model ANFIS	62
---	----

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Grafik Fungsi <i>Trapezodal</i> 20
Gambar 2.2	Grafik Fungsi <i>Generalized Bell</i> 20
Gambar 2.3	Grafik Fungsi <i>Gaussian</i> 21
Gambar 2.4	Sistem Inferensi Fuzzy 21
Gambar 2.5	Arsitektur ANFIS 22
Gambar 2.6	<i>Solar Cell</i> 25
Gambar 3.1	Langkah Analisis Penelitian 30
Gambar 4.1	Time Series Plot Kapasitas Daya (a), Iradiasi Matahari (b), dan Suhu (c)..... 32
Gambar 4.2	Plot ACF Iradiasi Matahari (a), Plot PACF Iradiasi Matahari (b), Plot ACF Suhu (c), dan Plot PACF Suhu (d)..... 34
Gambar 4.3	Plot Bobot Respon Impuls untuk Variabel Iradiasi Matahari (a) dan Suhu (b)..... 36
Gambar 4.4	Plot ACF (a), dan Plot PACF (b) Deret <i>Noise</i> Fungsi Transfer dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari... 40
Gambar 4.5	Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Berdasarkan <i>Out Sample</i> Iradiasi Matahari (a) dan Suhu (b)..... 45
Gambar 4.6	Plot ACF Deret <i>Noise</i> (a), Plot PACF Deret <i>Noise</i> (b) 47
Gambar 4.7	Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Fungsi Transfer <i>Multi Input</i> 49
Gambar 4.8	<i>Scatterplot</i> Variabel $X_{1,t-1}$ (a), $X_{1,t-2}$ (b), $X_{2,t-2}$ (c), dan $X_{2,t-3}$ (d) terhadap Kapasitas Daya 51
Gambar 4.9	Struktur ANFIS dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari .. 52

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Data Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya..... 71
Lampiran 2	<i>Output</i> MINITAB Transformasi Box-Cox 72
Lampiran 3	Contoh Perhitungan Manual pada Transformasi Box-Cox..... 73
Lampiran 4	Plot Nilai Lambda dengan \overline{MR} 73
Lampiran 5	Contoh Perhitungan Manual Uji Terasvirta..... 74
Lampiran 6	Contoh Perhitungan Manual Uji LM 75
Lampiran 7	<i>Syntax</i> SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel Input Iradiasi Matahari 76
Lampiran 8	<i>Syntax</i> SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel Input Suhu 77
Lampiran 9	<i>Syntax</i> SAS Model Fungsi Transfer Simultan dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Suhu . 78
Lampiran 10	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Gaussian..... 79
Lampiran 11	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal 80
Lampiran 12	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell 81
Lampiran 13	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel <i>Input</i> Suhu dan Fungsi Keanggotaan Gaussian 82
Lampiran 14	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel <i>Input</i> Suhu dan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal... 83

Lampiran 15	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS dengan Variabel <i>Input</i> Suhu dan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell	84
Lampiran 16	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian	85
Lampiran 17	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal.....	86
Lampiran 18	<i>Syntax</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell.....	87
Lampiran 19	<i>Output</i> SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel <i>Input</i> Iradiasi Matahari	88
Lampiran 20	<i>Output</i> SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel <i>Input</i> Suhu	89
Lampiran 21	<i>Output</i> SAS Model Fungsi Transfer Simultan dengan Variabel <i>Input</i> Iradiasi dan Suhu.....	90
Lampiran 22	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari dan Fungsi <i>Gaussian</i>	92
Lampiran 23	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari dan Fungsi <i>Trapezoidal</i>	93
Lampiran 24	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari dan Fungsi <i>Generalized Bell</i>	94
Lampiran 25	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Suhu dan Fungsi <i>Gaussian</i>	95
Lampiran 26	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Suhu dan Fungsi <i>Trapezoidal</i>	96
Lampiran 27	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS dengan <i>Input</i> Suhu dan Fungsi <i>Generalized Bell</i>	97
Lampiran 28	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi <i>Gaussian</i>	98
Lampiran 29	<i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i>	100

Lampiran 30 <i>Output</i> MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi <i>Generalized Bell</i>	102
--	-----

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Energi listrik merupakan kebutuhan pokok untuk menunjang kebutuhan sehari-hari. Ketergantungan masyarakat terhadap energi listrik ini menunjukkan tren yang meningkat. Kebutuhan energi listrik di Indonesia mengalami peningkatan cukup signifikan. Kebutuhan listrik di Indonesia selama kurun waktu tahun 2003 hingga tahun 2020 diperkirakan mengalami peningkatan sebesar 6,5% per tahun dengan peningkatan tertinggi terdapat pada sektor komersial sebesar 7,3% per tahun dan disusul sektor rumah tangga dengan peningkatan sebesar 6,9% per tahun (Muchlis & Permana, 2013). Tingginya kebutuhan listrik ini harus diimbangi dengan adanya pembangkit listrik yang sebanding. Pada tahun 2010, jumlah pembangkit listrik di Indonesia mencapai 5.541 unit. Jumlah ini terus meningkat setiap tahunnya. Disamping jumlah yang meningkat, daya terpasang kapasitas pembangkit juga mengalami peningkatan setiap tahunnya. Tercatat pada tahun 2008, kapasitas daya terpasang pembangkit listrik untuk sistem Jawa Bali adalah sebesar 22.077 MW. Angka tersebut terus meningkat hingga pada tahun 2012 kapasitas daya terpasang pembangkit mencapai 31.413 MW (Pembangkitan Jawa Bali, 2012).

Jenis sumber energi pembangkit bermacam-macam. Pembangkit yang memiliki jumlah terbanyak merupakan pembangkit jenis PLTU. Hal ini dikarenakan pembangkit jenis ini umumnya digunakan sebagai pembangkit untuk beban dasar (*base load*) dimana pembangkit ini dioperasikan selama 24 jam. Sumber energi dari PLTU umumnya menggunakan minyak atau batubara. Sumber energi tersebut merupakan sumber energi yang tidak dapat diperbaharui (*non renewable energy*). Sehingga penggunaan sumber energi tersebut dalam jangka waktu yang lama akan menyebabkan habisnya sumber energi tersebut. Berdasarkan

permasalahan ini, penelitian-penelitian saat ini fokus untuk menemukan sumber energi alternatif pengganti sumber energi yang saat ini digunakan.

Salah satu sumber energi alternatif yang digunakan adalah energi matahari. Untuk menghasilkan listrik, energi matahari perlu dikonversi terlebih dahulu. Alat yang digunakan untuk konversi ini adalah *Solar Cell*. Pembangkit listrik dengan sumber energi matahari disebut dengan Pembangkit Listrik Tenaga Surya. Di Indonesia, pembangkit tenaga surya mulai banyak digunakan sebagai pendukung PLTU. Sebagai negara yang terletak pada garis khatulistiwa, Indonesia memiliki keuntungan karena mendapat sinar matahari secara terus menerus hampir sepanjang tahun.

Besarnya daya yang dihasilkan *solar cell* dipengaruhi oleh tingkat iradiasi matahari dan suhu permukaan (Hamdani, Subagiada, & Subagiyo, 2011). Pola hubungan antara variabel *input* tersebut cenderung nonlinier. Peramalan terhadap kapasitas pembangkit listrik tenaga surya sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Sharma, Sharma, Irwin, dan Shenov (2011) melakukan peramalan terhadap pembangkit listrik tenaga surya menggunakan model *past-predicts-future* (PPF), model *cloudy*, dan model *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Dengan menggunakan ketiga model tersebut didapatkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) masing-masing sebesar 261 watts/m², 175 watts/m², dan 128 watts/m². Model terbaik berdasarkan penelitian tersebut merupakan model SVM dengan kernel RBF yang menghasilkan RMSE sebesar 128 watts/m². Penelitian lain dilakukan oleh Mellit dan Pavan (2010) yang memprediksi tingkat radiasi matahari. Metode yang digunakan adalah *Multilayer Perceptron* (MLP). *K-Fold Cross Validation* digunakan untuk menilai performansi dari model yang terbentuk. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang digunakan dapat memprediksi dengan baik tingkat radiasi matahari selama 24 jam ke depan.

Salah satu metode yang digunakan dalam teknik peramalan adalah metode fungsi transfer. Fungsi transfer merupakan model *multivariate time series*. Selain berhubungan dengan data pada waktu sebelumnya, model fungsi transfer juga berhubungan dengan suatu deret lain yang merupakan prediktor. Peramalan untuk kasus *multivariate time series* pada saat ini mulai menggunakan metode modern seperti *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)* dimana metode ini mampu menangkap pola hubungan nonlinier dari data. Berdasarkan studi literatur menggunakan jurnal internasional dengan sumber Science Direct, IEEE, dan Springer Open, cukup banyak penelitian yang menerapkan metode fungsi transfer dan ANFIS. Secara rinci dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1.1 Hasil Studi Literatur Jurnal

Sumber Jurnal	Fungsi Transfer	ANFIS
<i>Science Direct</i>	1,448,018	3320
<i>IEEE</i>	45,096	1401
<i>Springer Open</i>	25	15

Metode fungsi transfer merupakan metode yang telah lama dikenal sehingga banyak digunakan dalam penelitian. Metode ini menghasilkan model yang lebih baik dibandingkan dengan model ARIMA univariat. Hal ini dikarenakan model fungsi transfer memperhitungkan hubungan sebab-akibat antara input (X_t) dan output (Y_t) (Cho, Hwang, & Chen, 1995). Konsep dari metode fungsi transfer hampir sama dengan konsep regresi. Semakin banyak deret input yang berpengaruh signifikan dalam model, maka model yang dihasilkan juga akan semakin baik (Hasanah, Herlina, & Zaikarina, 2013). Dalam pemodelan menggunakan fungsi transfer, sering ditemukan kasus *subset* ARIMA. Hal ini telah dibahas dalam penelitian oleh Suhartono dan Lee (2011) yang membahas peramalan jumlah turis yang datang ke Bali menggunakan model ARIMA musiman *subset*, *multiplicative*, dan *additional*. Metode fungsi transfer pernah dibandingkan dengan beberapa metode lain oleh Nogales dan Conejo (2006).

Perbandingan metode dilakukan terhadap metode naive dan metode ARIMA pada kasus peramalan tarif listrik. Metode ini sudah diterapkan oleh Contreras dan Santos (2006) untuk memprediksi permintaan dan harga dari energi listrik. Selain itu juga terdapat penelitian lain yang menerapkan metode fungsi transfer untuk memprediksi energi listrik yang mengalir pada suatu transmisi dan membandingkannya terhadap metode seasonal ARIMA (Paretkar *et al.*, 2010).

Metode ANFIS juga memiliki beberapa kelebihan. Metode ANFIS dapat digunakan meskipun jumlah data yang digunakan untuk membentuk model sedikit (Jaya *et al.*, 2013). Data input yang merupakan prediktor tidak hanya terbatas pada data numerik saja. Metode ANFIS juga dapat menggunakan input yang berjenis numerik maupun kategorik (Liu, Dong, & Wu, 2010). Sedangkan untuk kasus musiman, metode ANFIS juga terbukti dapat memberikan hasil yang baik (Yang & Entchev, 2014). Metode ANFIS dapat digabung dengan metode ARIMA yang telah lama dikenal. Metode ini sering disebut dengan *Hybrid* ARIMA-ANFIS. Metode ini pernah diterapkan pada penelitian yang dilakukan oleh Faulina dan Suhartono (2013).

Beberapa penelitian telah membuktikan bahwa metode ANFIS lebih baik jika dibandingkan dengan ANN. Cai, Du, dan Liu (2003) membandingkan metode ANFIS dengan *Feedforward Backpropagation* ANN dalam memprediksi kapasitas baterai. Berdasarkan 5 variabel input dan 1 variabel output, model ANFIS menghasilkan prediksi yang lebih baik dibandingkan *Feedforward Backpropagation* ANN. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Bilgehan (2011) yang menggunakan ANFIS dan *Feedforward* ANN dalam memprediksi efek retakan terhadap batas tekuk suatu struktur elemen. Nilai prediksi dengan menggunakan model ANFIS pada kasus ini mendekati nilai asli dibandingkan dengan model *Multilayer Feedforward* ANN. Esfahanipour dan Mardani (2011) melakukan peramalan terhadap nilai saham di Tehran. Model yang digunakan adalah model ANFIS dengan menerapkan *subtractive clustering*, model ANFIS

dengan *Fuzzy C-Mean* (FCM) clustering, dan model ANN dengan *multi layer perceptron* (MLP). Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model ANFIS dengan menerapkan *subtractive clustering* lebih baik dibandingkan model lain yang digunakan. Model ANFIS lebih unggul jika dibandingkan dengan *neural network autoregressive model with exogenous inputs* (NN-ARX) dan model empiris dalam memodelkan iradiasi matahari (Piri & Kisi, 2015). Beberapa penelitian juga menunjukkan model ANFIS memiliki kelebihan dibandingkan dengan model-model lama seperti model regresi. Penelitian yang dilakukan Jaya dkk. (2013) terhadap kekasaran permukaan dari Titanium Aluminium Nitrite (TiN) membandingkan model ANFIS dengan 3 fungsi keanggotaan Generalized Bell terhadap model regresi polinomial. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model ANFIS lebih tepat digunakan.

Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan terhadap kapasitas daya pembangkit listrik tenaga surya. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan metode fungsi transfer dengan metode ANFIS. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi instansi terkait untuk dapat mengoptimalkan proses produksi listrik agar mampu memenuhi kebutuhan listrik.

1.2 Rumusan Masalah

Besarnya kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit surya pada tingkat iradiasi matahari dan suhu tertentu perlu diketahui agar kinerja pembangkit dapat optimal. Pola hubungan antara iradiasi matahari dan suhu dengan kapasitas daya ada indikasi nonlinier sehingga perlu membandingkan metode peramalan linier (ARIMA) dengan nonlinier (ANFIS). Berikut rumusan masalah berdasarkan penjelasan sebelumnya.

1. Bagaimana karakteristik kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya?
2. Bagaimana model fungsi transfer untuk peramalan kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya?

3. Bagaimana model ANFIS untuk peramalan kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya?
4. Bagaimana perbandingan antara model fungsi transfer dan ANFIS pada peramalan kapasitas yang dihasilkan pembangkit tenaga surya?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini mempunyai tujuan sebagai berikut.

- 1 Mengetahui karakteristik kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya
- 2 Mendapatkan model dan hasil peramalan dari kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya menggunakan fungsi transfer
- 3 Mendapatkan model dan hasil peramalan dari kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya menggunakan ANFIS
- 4 Membandingkan model fungsi transfer dan ANFIS pada peramalan kapasitas yang dihasilkan pembangkit tenaga surya

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu instansi penyedia listrik dengan tenaga surya untuk mengoptimalkan kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit listrik tenaga surya.

1.5 Batasan Masalah

Beberapa batasan yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

1. Variabel *input* untuk kapasitas daya pembangkit tenaga surya adalah radiasi matahari dan suhu
2. Banyaknya fungsi keanggotaan yang digunakan dalam metode ANFIS adalah 2 dengan jenis fungsi keanggotaan Gaussian, Trapezoidal, dan Generalized Bell
3. Data yang digunakan merupakan data penelitian pada waktu yang telah ditentukan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas fungsi transfer dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Metode fungsi transfer merupakan pengembangan dari *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang merupakan metode untuk data yang memiliki pola linier. Sedangkan ANFIS merupakan data yang digunakan untuk data yang memiliki pola nonlinier.

2.1 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Salah satu metode yang sering digunakan dalam peramalan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ini memiliki 2 macam model yaitu model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA). Model umum AR dengan order p adalah sebagai berikut

$$\dot{Y}_t = \phi_1 \dot{Y}_{t-1} + \phi_2 \dot{Y}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Y}_{t-p} + a_t \quad (2.1)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Y}_t = a_t \quad (2.2)$$

dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$, $\dot{Y}_t = Y_t - \mu$ dan a_t merupakan proses yang *white noise*. Sedangkan model MA dengan order q adalah sebagai berikut

$$\hat{Y}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.3)$$

atau

$$\dot{Y}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.4)$$

dimana $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$. Model ARIMA merupakan model ARMA yang telah stasioner setelah dilakukan *differencing* dengan order d (Box, Jenkins, & Reinsel, 2008). Model ARMA(p, q) merupakan gabungan dari model AR order p

dan MA order q . Model umum untuk ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned} \dot{W}_t &= \phi_1 \dot{W}_{t-1} + \phi_2 \dot{W}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{W}_{t-p} \\ &+ a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \end{aligned} \quad (2.5)$$

atau

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Y}_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.6)$$

dimana $\dot{W}_t = (1-B)^d \dot{Y}_t$. Untuk melakukan peramalan menggunakan model ARIMA, tahapan yang perlu dilakukan antara lain identifikasi model, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan.

2.1.1 Identifikasi Model

Tahap identifikasi model merupakan tahap untuk mengetahui order dari model ARIMA (p,d,q) . Data yang dianalisis harus bersifat stasioner baik dalam mean maupun dalam varian. Data yang tidak stasioner dalam mean perlu diterapkan operator *differencing* seperti pada persamaan berikut

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.7)$$

Sedangkan untuk mengatasi ketidakstasioneran data dalam varian, maka dilakukan Transformasi *Box-Cox*. Persamaan yang digunakan dalam transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut

$$T(Y_t) = \begin{cases} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log(Y_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

dimana λ merupakan parameter pada transformasi Box-Cox (Box & Cox, 1964). Persamaan diatas hanya dapat digunakan pada data yang bernilai positif saja. Sedangkan untuk data dengan nilai negatif dapat digunakan persamaan berikut

$$T(Y_t) = \begin{cases} \frac{(Y_t + \lambda_2)^{\lambda_1} - 1}{\lambda_1}, & \lambda_1 \neq 0 \\ \log(Y_t + \lambda_2), & \lambda_1 = 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Terdapat beberapa variasi pada persamaan transformasi Box-Cox. Persamaan transformasi Box-Cox yang digunakan dalam Program MINITAB berbeda dengan persamaan (2.8). Program MINITAB menggunakan persamaan yang dikembangkan berdasarkan pada persamaan (2.8), yaitu

$$T(Y_t) = \begin{cases} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda(G^{\lambda-1})}, & \lambda \neq 0 \\ G \cdot \ln(Y_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

dimana G adalah rata-rata geometrik data yang dapat dihitung dengan rumus berikut

$$G = \sqrt[n]{Y_1 \times Y_2 \times \dots \times Y_n}. \quad (2.11)$$

Tujuan dari transformasi Box-Cox adalah untuk meminimumkan standar deviasi dari data. Dalam hal ini, standar deviasi diwakili dengan selisih antar data (*moving range*)

$$MR_t = \max[T(Y_h), \dots, T(Y_{h-r+1})] - \min[T(Y_h), \dots, T(Y_{h-r+1})] \quad (2.12)$$

dimana $h = r, r+1, \dots, n$ dan nilai r yang sering digunakan adalah 2. Contoh perhitungan manual transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Lampiran 3 dan Lampiran 4. Nilai kostanta λ beserta dengan fungsi transformasi yang sering digunakan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 2.1 Fungsi Transformasi untuk Transformasi *Box-Cox*

Kostanta λ	Fungsi Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0,0	$\ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1,0	Y_t

Untuk mengetahui order dari model ARIMA, perlu dilihat plot dari *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang telah stasioner. ACF merupakan fungsi korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} . Persamaan untuk ACF adalah sebagai berikut

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.13)$$

Sedangkan PACF merupakan fungsi korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dengan mengeluarkan dependensi linier $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ (Wei, 2006: 11). Persamaan untuk mendapatkan nilai PACF adalah sebagai berikut

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.14)$$

dengan $\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}$, $j=1,2,\dots,k$. Karakteristik dari plot ACF dan PACF untuk model ARIMA dapat dilihat pada tabel berikut

Tabel 2.2 Pola plot ACF dan PACF untuk Model Non Musiman

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun cepat (<i>dies down</i>)	Terpotong (<i>cuts off</i>) setelah lag p
MA(q)	Terpotong (<i>cuts off</i>) setelah lag q	Turun cepat (<i>dies down</i>)
ARMA(p,q)	Turun cepat (<i>dies down</i>)	Turun cepat (<i>dies down</i>)

2.1.2 Estimasi Parameter

Tahap estimasi parameter bertujuan untuk mendapatkan nilai dari setiap parameter yang terdapat di dalam model ARIMA. Banyak metode yang dapat digunakan untuk estimasi parameter antara lain metode *Moment Estimator*, *Least Square Estimator*, dan *Maximum Likelihood Estimator* (Cryer & Chan, 2008). Metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) memiliki

beberapa kelebihan jika dibandingkan dengan metode yang lainnya. Semua informasi pada data digunakan dan tidak hanya terbatas pada momen pertama atau momen kedua saja. Metode ini menggunakan fungsi kepadatan peluang gabungan dari proses

$$P(a|\phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2\right] \quad (2.15)$$

Fungsi log-likelihood adalah sebagai berikut

$$\ln L_*(\phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S_*(\phi, \mu, \theta)}{2\sigma_a^2} \quad (2.16)$$

$$S_*(\phi, \mu, \theta) = \sum_{t=1}^n a_t^2(\phi, \mu, \theta | \mathbf{Y}_*, \mathbf{a}_*, \mathbf{Y}) \quad (2.17)$$

dimana $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)'$ dan kondisi awal untuk $\mathbf{Y}_* = (Y_{-p}, \dots, Y_{-1}, Y_0)'$ dan $\mathbf{a}_* = (a_{1-q}, \dots, a_{-1}, a_0)'$. Sedangkan nilai σ_a^2 dapat diestimasi dengan persamaan

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S_*(\hat{\phi}, \hat{\mu}, \hat{\theta})}{(n-p) - (p+q+1)}. \quad (2.18)$$

Dengan asumsi bahwa $\{Y_t\}$ stasioner dan $\{a_t\}$ yang *white noise*, nilai Y_t dapat diganti dengan rata-rata \bar{Y} dan a_t diganti dengan nilai ekspektasi 0 sehingga persamaan (2.17) dapat ditulis

$$S_*(\phi, \mu, \theta) = \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\phi, \mu, \theta | \mathbf{Y}) \quad (2.19)$$

Persamaan (2.19) merupakan *conditional sum square* seperti pada *least square* sehingga parameter didapatkan dengan meminimalkan persamaan tersebut. Nilai estimasi parameter yang didapatkan perlu diuji untuk mengetahui signifikansinya. Pengujian signifikansi parameter untuk model AR adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$H_0 : \phi_p = 0$ (Parameter AR tidak signifikan)

$H_1 : \phi_p \neq 0$ (Parameter AR signifikan)

$$\text{Statistik uji : } t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$$

Sedangkan pengujian signifikansi untuk model MA adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \theta_q = 0 \text{ (Parameter MA tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \theta_q \neq 0 \text{ (Parameter MA signifikan)}$$

$$\text{Statistik uji : } t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

Keputusan tolak H_0 apabila $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, (n-n_p)}$ atau nilai $p < \alpha$.

2.1.3 Cek Diagnosa

Sebelum dilakukan peramalan, perlu dilakukan cek diagnosa terhadap model ARIMA yang didapatkan. Cek diagnosa digunakan untuk mengetahui kesesuaian model. Model yang sesuai memiliki syarat a_t merupakan proses yang *white noise* dan berdistribusi normal. Asumsi *white noise* terdiri atas asumsi identik dan independen. Uji yang digunakan untuk mengetahui apakah a_t merupakan proses yang independen adalah uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006: 153).

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0 \text{ (Model telah independen)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada 1 } \rho_j \neq 0 \text{ dimana } j=1,2,\dots,k \text{ (Model tidak independen)}$$

Persamaan statistik uji Q_L sebagai berikut

$$Q_L = n(n+2) \sum_{j=1}^K \frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j}. \quad (2.20)$$

Nilai Q_L mengikuti distribusi *Chi-square* dengan derajat bebas $k-p-q$ dimana p merupakan order untuk model AR dan q merupakan order untuk model MA. Hipotesis nol ditolak apabila

nilai Q_1 lebih besar daripada nilai *Chi-square* tabel atau *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi.

Asumsi identik residual dapat diuji menggunakan uji *Lagrange Multiplier* (LM). Pengujian ini digunakan untuk mendeteksi efek *Autoregressive Conditional Heteroscedacity* (ARCH) ataupun efek *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedacity* (GARCH). Konsep dari pengujian ini adalah bahwa varians residual bukan hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung pada residual kuadrat pada periode sebelumnya (Enders, 2015). Hipotesis untuk pengujian ini adalah

H_0 : Tidak ada efek ARCH atau GARCH

H_1 : Terdapat efek ARCH atau GARCH

dengan statistik uji

$$Q_2 = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{(\hat{\rho}_i^*)^2}{n-j}$$

$$\hat{\rho}_i^* = \frac{\sum_{t=i+1}^n (\hat{a}_t^2 - \hat{\sigma}^2)(\hat{a}_{t-1}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{t=1}^n (\hat{a}_t^2 - \hat{\sigma}^2)^2} \quad (2.21)$$

dimana nilai estimasi untuk $\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=1}^n \hat{a}_t^2 / n$. Hasil keputusan

pengujian adalah tolak H_0 apabila nilai $Q_2 > \chi_n^2$ atau *p-value* kurang dari taraf signifikansi. Contoh perhitungan Manual untuk uji LM dapat dilihat pada Lampiran 6.

Selain pengujian independen dan identik residual, residual dari model juga perlu diuji distribusi normal. Metode yang sering digunakan untuk pengujian distribusi normal adalah metode *Kolmogorov-Smirnov*. Metode ini membandingkan fungsi distribusi empiris atau $F_n(a_t)$ dengan fungsi distribusi hipotesa atau $F_0(a_t)$. Hipotesis dari uji ini adalah sebagai berikut.

H_0 : $F_n(a_t) = F_0(a_t)$ (Data mengikuti distribusi normal)

H_1 : $F_n(a_t) \neq F_0(a_t)$ (Data tidak mengikuti distribusi normal)

dengan statistik uji sebagai berikut

$$D = \text{Sup} |F_n(a_t) - F_0(a_t)|. \quad (2.22)$$

Kesimpulan dari pengujian ini adalah tolak H_0 jika nilai D lebih besar dari d_n dimana d_n merupakan nilai dari tabel *Kolmogorov-Smirnov*.

2.1.4 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dapat diperoleh dengan memperhatikan beberapa nilai parameter yang didasarkan pada data *in sample* ataupun data *out sample*. Untuk data *out sample*, nilai parameter yang digunakan adalah *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE). Persamaan untuk mendapatkan setiap nilai tersebut adalah sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M e_l^2} \quad (2.23)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Y_{n+l}} \right| \right) \times 100 \quad (2.24)$$

$$SMAPE = \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \frac{|e_l|}{\frac{|Y_{n+l} + \hat{Y}_n(l)|}{2}} \right) \times 100. \quad (2.25)$$

dimana $e_l = Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)$ merupakan error dari model pada pengamatan *out sample* ke- l dan M merupakan banyaknya data *out sample*.

2.1.5 Peramalan

Dalam tahap peramalan, akan dilakukan perhitungan untuk memprediksi nilai ramalan selama beberapa waktu ke depan. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mendapatkan nilai dugaan

pada waktu $n+k$ berdasarkan data yang ada atau dapat ditulis dengan persamaan berikut

$$E(Y_{n+k} | Y_n, Y_{n-1}, \dots, Y_1) = \hat{Y}_n(k) \quad (2.26)$$

Persamaan (2.26) menunjukkan ramalan titik. Sedangkan persamaan untuk mendapatkan ramalan interval adalah sebagai berikut (Wei, 2006: 90).

$$\hat{Y}_n(k) \pm Z_{\alpha/2} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_n(k))} \quad (2.27)$$

2.2 Fungsi Transfer

Fungsi Transfer merupakan metode yang digunakan untuk memodelkan suatu deret *output* (Y_t) yang dipengaruhi nilai masa lalu dari deret tersebut serta deret *input* lain (X_t). Model umum untuk fungsi transfer dengan satu deret *input* adalah sebagai berikut

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.28)$$

dimana $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$, $\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$, dan deret *input* (X_t) pada persamaan (2.28) mengikuti model ARIMA

$$X_t = \frac{\theta_x(B)}{\phi_x(B)} \alpha_t. \quad (2.29)$$

Model pada persamaan (2.28) merupakan model fungsi transfer dengan *single input*. Sedangkan model fungsi transfer dengan *multi input* dapat dilihat pada persamaan berikut

$$Y_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)}{\delta_j(B)} B^{b_j} X_{jt} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t. \quad (2.30)$$

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mendapatkan model fungsi transfer adalah sebagai berikut (Wei, 2006: 331).

1. *Prewhitening* untuk data *input* menggunakan model ARIMA dari data *input*. Sehingga didapatkan *error* yang memenuhi asumsi *white noise* yaitu α_t

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} X_t \quad (2.31)$$

2. *Prewhitening* untuk data *output* berdasarkan model ARIMA dari data *input*. *Error* yang didapatkan dari proses ini merupakan *error* yang belum tentu memenuhi asumsi yaitu β_t

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} Y_t \quad (2.32)$$

3. Menghitung bobot respon impuls berdasarkan nilai korelasi silang antara α_t dan β_t . Bobot respon impuls digunakan untuk menduga order (b,s,r) .
4. Identifikasi order fungsi transfer (b,s,r) dan estimasi parameter fungsi transfer
5. Identifikasi model untuk deret *noise*. Deret *noise* merupakan *error* model pada fungsi transfer.

$$\hat{n}_t = Y_t - \frac{\hat{\omega}_s(B)}{\hat{\delta}_r(B)} B^b X_t \quad (2.33)$$

Deret *noise* mengikuti model ARIMA sebagai berikut.

$$n_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.34)$$

2.2.1 Bobot Respon Impuls

Order fungsi transfer (b,s,r) dapat diidentifikasi menggunakan bobot respon impuls. Bobot respon impuls merupakan representasi dari nilai korelasi silang. Persamaan untuk menghitung nilai bobot respon impuls yaitu

$$v_k = \frac{\sigma_\beta}{\sigma_\alpha} \rho_{\alpha\beta}(k) \quad (2.35)$$

Sedangkan persamaan untuk menghitung nilai korelasi silang adalah

$$\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k) = \frac{\hat{\gamma}_{\alpha\beta}(k)}{S_\alpha S_\beta} \quad (2.36)$$

dimana

$$\hat{\gamma}_{\alpha\beta}(k) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (\alpha_t - \bar{\alpha})(\beta_{t+k} - \bar{\beta}), & k \geq 0 \\ \frac{1}{n} \sum_{t=1-k}^n (\alpha_t - \bar{\alpha})(\beta_{t+k} - \bar{\beta}), & k < 0 \end{cases} \quad (2.37)$$

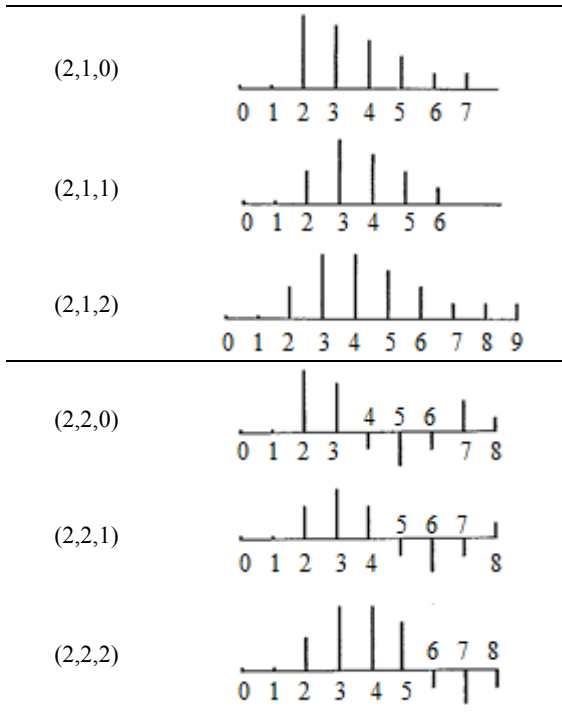
$$S_\alpha = \sqrt{\hat{\gamma}_{\alpha\alpha}(0)}, \quad S_\beta = \sqrt{\hat{\gamma}_{\beta\beta}(0)}$$

Order b merupakan parameter waktu tunda (*delay*) dari pengaruh *input* terhadap *output*. Order b ditentukan berdasarkan nilai $v_k = 0$ dengan $k < b$ hingga $v_b \neq 0$. Order r ditentukan berdasarkan pola bobot respon impuls seperti halnya identifikasi order p pada model ARIMA berdasarkan pola ACF. Jarang ditemukan order r yang melebihi 2. Contoh pola bobot respon impuls untuk berbagai order r dapat dilihat pada Tabel 2.3 (Wei, 2006: 325-326). Sedangkan order s adalah parameter lama waktu dari pengaruh *input* terhadap *output*. Apabila order $r = 0$, maka order s mudah untuk ditentukan berdasarkan nilai $v_k = 0$ dengan $k > b + s$. Apabila order $r \neq 0$, maka order s ditentukan berdasarkan pola bobot respon impuls yang turun.

Tabel 2.3 Contoh Pola Bobot Respon Impuls

Order (b,s,r)	Pola Bobot Respon Impuls
(2,0,0)	
(2,0,1)	
(2,0,2)	

Tabel 2.3 (Lanjutan)



2.2.2 Cek Diagnosa

Asumsi yang diperlukan pada model fungsi transfer adalah asumsi residual independen terhadap variabel *input*, asumsi residual *white noise*, dan asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian residual *white noise* dan berdistribusi normal dapat dilakukan menggunakan persamaan (2.20) dan persamaan (2.22). Sedangkan asumsi independen residual terhadap variabel *input* dapat diuji menggunakan uji *portmanteau* dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut.

H_0 : $\hat{\rho}_{\alpha\hat{\alpha}}(j) = 0$ (Model telah *white noise*)

H_1 : minimal ada 1 $\hat{\rho}_{\alpha\hat{\alpha}}(j) \neq 0$ dimana $j = 0, 1, \dots, K$
(Model tidak *white noise*)

$$Q_3 = m(m+2) \sum_{j=0}^K \frac{\hat{\rho}_{\alpha\hat{a}}(j)^2}{m-j} \quad (2.38)$$

Q_3 mengikuti distribusi *Chi-Square* dengan derajat kebebasan $(K+1) - M$ dimana M merupakan jumlah parameter pada fungsi transfer dan $m = n - t_0 + 1$ merupakan residual \hat{a}_t dihitung.

2.3 Uji Terasvirta

Uji Terasvirta merupakan uji deteksi nonlinieritas yang dikembangkan berdasarkan model *neural network* dan termasuk dalam kelompok uji tipe *Lagrange Multiplier* (LM) dengan ekspansi Taylor (Terasvirta, Lin, & Granger, 1993). Hipotesis dan statistik uji yang digunakan dalam uji ini adalah

H_0 : $f(X)$ adalah fungsi linier dalam X (Model linier)

H_1 : $f(X)$ adalah fungsi nonlinier dalam X (Model nonlinier)

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1) / m}{SSR_1 / (n - p^* - 1 - m)} \quad (2.39)$$

SSR_0 adalah jumlah *error* kuadrat dari model regresi antara Y dengan variabel X sebanyak p^* . Sedangkan SSR_1 adalah jumlah *error* kuadrat dari model regresi antara residual model awal dengan X dan m prediktor tambahan. Contoh perhitungan manual uji Terasvirta dapat dilihat pada Lampiran 5.

Hasil keputusan pengujian tolak H_0 apabila nilai statistik uji lebih besar dari nilai F -tabel dengan derajat kebebasan m dan $n - p^* - 1 - m$ atau p -value kurang dari taraf signifikansi.

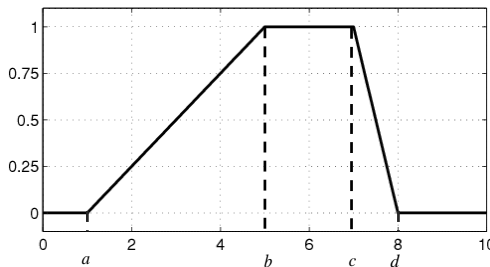
2.4 Teori Fuzzy

Teori fuzzy merupakan perluasan dari teori himpunan klasik. Suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen (x) dalam suatu himpunan (A), sering disebut dengan nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan, dinotasikan dengan $\mu_A(x)$. Nilai keanggotaan tersebut dipetakan ke dalam suatu kurva yang disebut dengan fungsi keanggotaan

(membership function) (Kusumadewi & Hartati, 2006). Beberapa fungsi keanggotaan yang sering digunakan adalah sebagai berikut.

- a. Fungsi Keanggotaan *Trapezoidal* yang ditentukan berdasarkan persamaan berikut

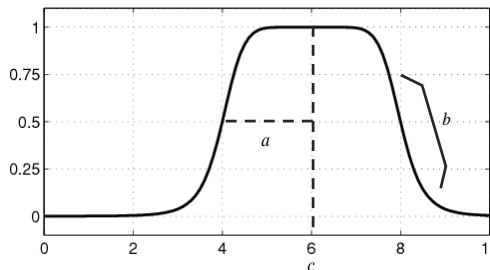
$$f(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ (x-a)/(b-a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c); & c \leq x \leq d \\ 0; & d \leq x \end{cases} \quad (2.40)$$



Gambar 2.1 Grafik Fungsi *Trapezoidal*

- b. Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell* yang memiliki parameter (a,b,c) yang didefinisikan sebagai berikut

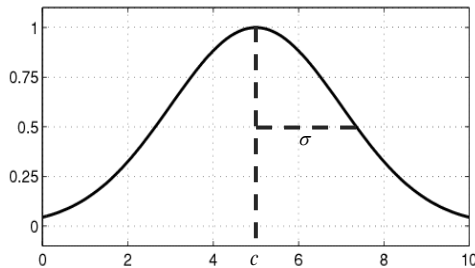
$$B(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x-c}{a} \right)^2 \right]^b} \quad (2.41)$$



Gambar 2.2 Grafik Fungsi *Generalized Bell*

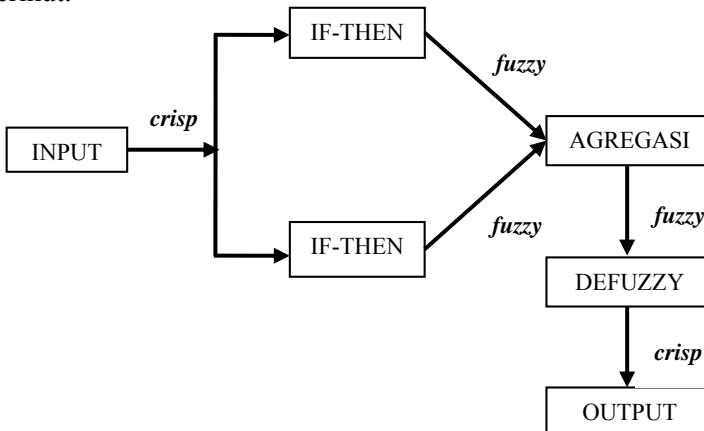
- c. Fungsi Keanggotaan *Gaussian* dengan 2 parameter yaitu parameter mean (μ) dan parameter deviasi standar (σ) dengan persamaan sebagai berikut

$$G(x, \mu, \sigma) = \exp\left(\frac{-(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.42)$$



Gambar 2.3 Grafik Fungsi *Gaussian*

Sistem Inferensi Fuzzy (*Fuzzy Inference System*) merupakan kerangka komputasi yang didasarkan pada teori himpunan fuzzy, aturan fuzzy yang berupa IF-THEN, serta penalaran fuzzy. Kerangka tersebut dapat dilihat pada gambar berikut.

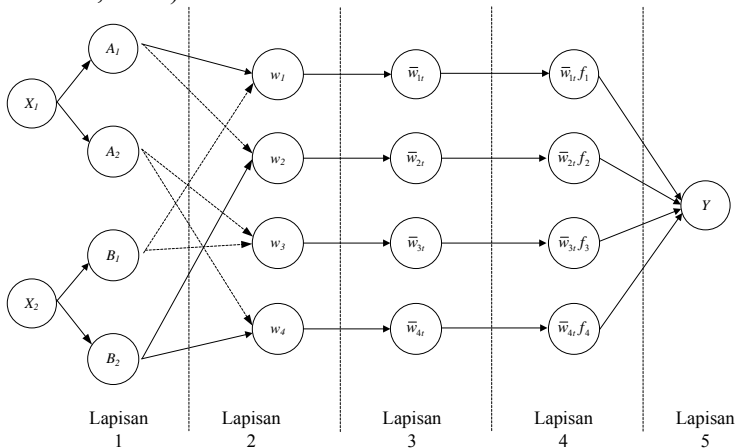


Gambar 2.4 Sistem Inferensi Fuzzy

Beberapa metode yang sering digunakan dalam sistem inferensi fuzzy adalah Metode Tsukamoto dan Metode Sugeno. Metode Tsukamoto didasarkan pada konsep penalaran monoton (baik monoton naik maupun monoton turun). Nilai *crisp* pada daerah konsekuen dapat diperoleh secara langsung berdasarkan *fire strength* pada antesedennya. Sedangkan Metode Sugeno memiliki karakteristik yaitu konsekuen bukan merupakan himpunan fuzzy, melainkan suatu persamaan linier dengan variabel yang sesuai dengan variabel input.

2.5 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno (Kusumadewi & Hartati, 2006). Arsitektur jaringan dari metode ANFIS terdiri atas 5 tahapan (lapisan) yang dapat dilihat pada gambar berikut (Jang, Sun, & Mizutani, 1997).



Gambar 2.5 Arsitektur ANFIS

1. Lapisan 1 (*Fuzzifikasi*)

Setiap *neuron* pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. *Output* dari setiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan

input. Pada tahap ini digunakan parameter nonlinier pada fungsi keanggotaan yang digunakan. Parameter pada lapisan ini sering disebut dengan *premise parameters*. Misalkan $x_1 = X_1$ dan $x_2 = X_2$, maka fungsi node dapat dijabarkan dengan persamaan

$$\begin{aligned} O_{1,1} &= \mu_{A_1}(X_1) \\ O_{1,2} &= \mu_{A_2}(X_1) \\ O_{1,3} &= \mu_{B_1}(X_2) \\ O_{1,4} &= \mu_{B_2}(X_2) \end{aligned} \quad (2.43)$$

2. Lapisan 2 (Operasi Logika Fuzzy)

Setiap *neuron* pada lapisan kedua berupa *neuron* tetap yang outputnya adalah hasil dari masukan. Fungsi node dapat dijabarkan dengan persamaan berikut

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(X_1)\mu_{B_i}(X_2) \quad (2.44)$$

3. Lapisan 3 (*Normalized Firing Strength*)

Neuron pada lapisan ketiga berupa node tetap yang merupakan hasil perhitungan rasio dari pembobot (w_i) yang sering disebut *normalized firing strength*

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad (2.45)$$

4. Lapisan 4 (*Defuzzifikasi*)

Neuron pada lapisan keempat merupakan node adaptif terhadap *output*. Parameter pada lapisan ini dinamakan *consequent parameters*

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (c_{i1}x_1 + c_{i2}x_2 + c_{i0}) \quad (2.46)$$

5. Lapisan 5 (Perhitungan *Output*)

Setiap *neuron* pada lapisan kelima adalah node tetap yang merupakan jumlahan dari semua masukan dari lapisan 4, yaitu

$$O_5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.47)$$

Parameter linier (*consequent parameter*) pada lapisan keempat diestimasi menggunakan metode *Least Square Error (LSE) Recursive*. Metode ini menerapkan iterasi dengan menggunakan persamaan

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{(h+1)} &= \mathbf{P}^{(h)} - \frac{\mathbf{P}^{(h)} \mathbf{a}^{(h+1)} \mathbf{a}^{(h+1)} \mathbf{P}^{(h)}}{1 + \mathbf{a}^{(h+1)} \mathbf{P}^{(h)} \mathbf{a}^{(h+1)}} \\ \mathbf{c}^{(h+1)} &= \mathbf{c}^{(h)} + \mathbf{P}^{(h+1)} \mathbf{a}^{(h+1)} (\mathbf{a}^{(h+1)} - \mathbf{a}^{(h+1)} \mathbf{c}^{(h)}) \end{aligned} \quad (2.48)$$

dengan nilai inisial untuk $\mathbf{P}^{(h)}$ dan $\mathbf{c}^{(h)}$ adalah

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{(h)} &= (\mathbf{A}^{(h)} \mathbf{A}^{(h)})^{-1} \\ \mathbf{c}^{(h)} &= \mathbf{P}^{(h)} \mathbf{A}^{(h)} \mathbf{Y}^{(h)} \end{aligned} \quad (2.49)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \bar{w}_{i,1} X_{1,1} & \bar{w}_{i,1} X_{2,1} & \bar{w}_{i,1} \\ \bar{w}_{i,2} X_{1,2} & \bar{w}_{i,2} X_{2,2} & \bar{w}_{i,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{w}_{i,n} X_{1,n} & \bar{w}_{i,n} X_{2,n} & \bar{w}_{i,n} \end{bmatrix} \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}$$

Setelah didapatkan parameter linier, maka dapat dihitung nilai *output* pada lapisan 5. Parameter nonlinier (*premise parameter*) diestimasi menggunakan metode *Backpropagation Error*. *Error signal* yang didapatkan pada lapisan 5 akan berjalan mundur (*backward pass*) melalui setiap lapisan. *Error signal* merupakan hasil turunan (*derivative*) dari error terhadap *output* dari node. Secara matematis, *error signal* dapat ditulis menjadi

$$\xi_{l,i}^{(h)} = \frac{\partial E_p^{(h)}}{\partial O_{l,i}^{(h)}} \quad (2.50)$$

Hasilnya akan didapatkan *error* dari parameter yang digunakan. Apabila fungsi keanggotaan yang digunakan adalah Gaussian, maka *error* parameter yang didapatkan adalah $\xi_{\mu}^{(h)}$ dan $\xi_{\sigma}^{(h)}$. Selanjutnya parameter awal diperbarui dengan persamaan

$$\begin{aligned}\Delta\mu^{(h)} &= -\eta(\xi_{\mu}^{(h)}) \\ \Delta\sigma^{(h)} &= -\eta(\xi_{\sigma}^{(h)})\end{aligned}\quad (2.51)$$

dimana h menunjukkan jumlah iterasi (*epoch*) yang digunakan dan η adalah *learning rate* yang nilainya telah ditentukan.

2.6 Solar Cell (*Photovoltaic*)

Pembangkit listrik tenaga surya menggunakan perangkat bernama *Photovoltaic* untuk menghasilkan energi listrik. *Photovoltaic* (biasanya disebut dengan *solar cell* seperti pada Gambar 2.6) merupakan piranti semikonduktor yang dapat merubah cahaya secara langsung menjadi arus listrik searah (DC) dengan menggunakan kristal silikon (Si) yang tipis. Untuk bisa menghasilkan arus listrik, *solar cell* dipasang dengan posisi sejajar/seri dalam sebuah panel yang terbuat dari aluminium atau baja anti karat. Bila *solar cell* terkena sinar matahari, maka akan terbentuk arus listrik. Besarnya arus listrik yang mengalir tergantung pada jumlah energi matahari yang mencapai silikon dan luas permukaan sel tersebut (Bachtiar, 2006).



Gambar 2.6 *Solar Cell*

Besarnya energi yang dihasilkan oleh *solar cell* dipengaruhi oleh berbagai hal beberapa diantaranya adalah iradiasi matahari dan suhu. Iradiasi matahari merupakan besarnya energi yang dipancarkan oleh matahari. Energi yang sampai ke bumi dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor lain. Sedangkan

suhu dapat mempengaruhi kinerja dari *solar cell* dalam menghasilkan energi listrik. Semakin rendah suhu pada permukaan *solar cell*, maka energi yang dihasilkan dapat lebih besar jika dibandingkan ketika suhu permukaan tinggi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Pada penelitian ini digunakan data sekunder yaitu data pembangkit listrik tenaga surya yang didapatkan dari Power System Simulation Laboratory (PSSL) Teknik Elektro ITS. Data yang didapatkan meliputi variabel kapasitas daya listrik pembangkit, suhu, dan iradiasi matahari. Data tersebut mempunyai interval per detik selama pukul 11:00:16 hingga pukul 11:09:41 dengan jumlah total 566 data pengamatan. Variabel penelitian secara rinci dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Definisi Operasional	Satuan
$Y_{1,t}$: Kapasitas Daya Listrik Pembangkit	Energi listrik yang dihasilkan oleh pembangkit pada waktu ke- t	W
$X_{1,t}$: Iradiasi Matahari	Intensitas matahari yang mengenai <i>solar cell</i> pada waktu ke- t	W/m ²
$X_{2,t}$: Suhu	Suhu permukaan di sekitar <i>solar cell</i> pada waktu ke- t	Celcius

3.2 Langkah Penelitian

Sebelum dilakukan analisis, data pengamatan dibagi menjadi data *in sample* dan data *out sample* (*preprocessing data*). Data *in sample* berjumlah 80% dari keseluruhan data yaitu sebanyak 453 data dan sisanya yaitu sebanyak 113 data merupakan data *out sample*.

Langkah analisis data pada penelitian ini secara umum adalah sebagai berikut.

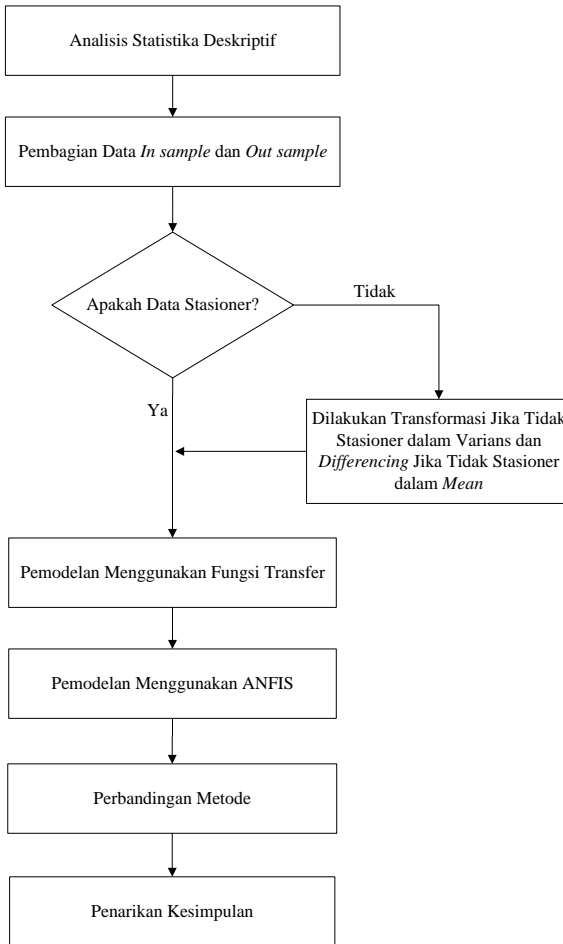
1. Mendeskripsikan data untuk kapasitas daya pembangkit tenaga surya dan variabel *input*
2. Pemodelan data kapasitas daya pembangkit listrik tenaga surya (Y) berdasarkan iradiasi matahari (X_1) dan suhu (X_2)

sebagai *input* menggunakan fungsi transfer *single input* dan *multi input*.

- a. Identifikasi stasioneritas deret *input* dan deret *output* dalam *mean* dan varians. Data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat dilakukan *differencing* sedangkan data yang tidak stasioner dalam varians dapat dilakukan Transformasi *Box-Cox*
 - b. Identifikasi order untuk model ARIMA (p,d,q) untuk deret *input*
 - c. Mendapatkan nilai dari setiap parameter yang ada dalam model ARIMA (p,d,q) deret *input* menggunakan estimasi parameter
 - d. Pemeriksaan diagnosa yang berupa asumsi residual bersifat independen. Apabila semua asumsi tidak terpenuhi, maka dilakukan identifikasi model ARIMA (p,d,q) kembali
 - e. *Prewhitening* untuk deret *input* sehingga didapatkan deret α_t . Deret α_t merupakan *error* model *input* yang telah memenuhi asumsi independen
 - f. *Prewhitening* untuk deret *output* dengan cara menerapkan model ARIMA (p,d,q) deret *input* terhadap deret *output*. Tahap ini akan menghasilkan deret β_t yang belum tentu memenuhi asumsi independen
 - g. Mendapatkan nilai korelasi silang antara α_t dan β_t serta menghitung bobot impuls respon
 - h. Identifikasi order (b,s,r) untuk fungsi transfer
 - i. Estimasi parameter untuk parameter model fungsi transfer
 - j. Mendapatkan deret *noise* n_t beserta model ARIMA untuk deret *noise* apabila asumsi independen tidak terpenuhi
 - k. Cek diagnosa untuk model fungsi transfer akhir
 - l. Menghitung nilai kriteria kebaikan model dan melakukan tahap peramalan
3. Pemodelan data kapasitas daya pembangkit listrik tenaga surya (Y) berdasarkan iradiasi matahari (X_1) dan suhu (X_2)

sebagai *input* menggunakan ANFIS secara *single input* dan *multi input*

- a. Menentukan variabel *input* berdasarkan model fungsi transfer
 - b. Menentukan jumlah fungsi keanggotaan
 - c. Menentukan jenis dari fungsi keanggotaan
 - d. Menentukan jumlah iterasi dan *learning rate* hingga nilai parameter linier maupun parameter nonlinier ANFIS konvergen
 - e. Menjalankan setiap fungsi berdasarkan parameter yang didapatkan
 - f. Memilih model terbaik berdasarkan nilai kriteria kebaikan model
 - g. Melakukan tahap peramalan
4. Membandingkan model fungsi transfer dan ANFIS



Gambar 3.1 Langkah Analisis Penelitian

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil analisis menggunakan metode fungsi transfer dan ANFIS. Sebelum dilakukan peramalan, perlu diketahui terlebih dahulu analisis deskriptif dari kapasitas daya pembangkit serta variabel *input*. Selanjutnya dilakukan peramalan kapasitas daya pembangkit menggunakan metode fungsi transfer *single input* dan *multi input*. Tahap selanjutnya dilakukan pula peramalan menggunakan ANFIS dengan 3 fungsi keanggotaan. Setelah didapatkan model dengan fungsi keanggotaan terbaik, model tersebut dibandingkan dengan model fungsi transfer yang telah didapatkan sebelumnya.

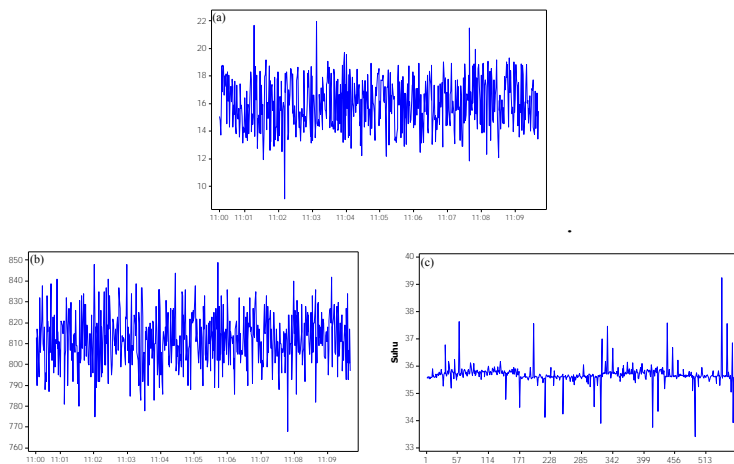
4.1 Statistika Deskriptif Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya

Kapasitas daya yang dihasilkan pembangkit tenaga surya tiap menit dapat dilihat dalam Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskriptif Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya

Pukul	Daya		Iradiasi		Suhu	
	Rata-rata	Standar Deviasi	Rata-rata	Standar Deviasi	Rata-rata	Standar Deviasi
11:00	16,05	1,63	811,11	13,37	35,70	0,23
11:01	15,75	2,05	812,90	13,43	35,80	0,28
11:02	15,86	1,91	813,15	14,33	35,79	0,17
11:03	16,06	1,88	811,00	14,81	35,61	0,36
11:04	16,18	1,66	811,93	12,70	35,58	0,20
11:05	16,04	1,71	813,50	12,93	35,69	0,44
11:06	15,92	1,65	812,50	10,40	35,75	0,15
11:07	16,26	1,89	810,95	12,03	35,73	0,44
11:08	16,45	1,84	814,33	10,99	35,59	0,31
11:09	16,06	1,64	813,37	12,54	35,73	0,73
Total	16,06	1,80	812,48	12,76	35,69	0,36

Kapasitas daya tertinggi dihasilkan pada pukul 11:08 dengan rata-rata daya yang dihasilkan yaitu sebesar 16,45 W dengan standar deviasi sebesar 1,84. Sedangkan rata-rata daya terendah terjadi pada pukul 11:01 yaitu sebesar 15,75 W dengan standar deviasi sebesar 2,05. Rata-rata kapasitas daya tertinggi dihasilkan pada rata-rata tingkat iradiasi matahari sebesar 814,33. Tingkat iradiasi tersebut merupakan tingkat radiasi tertinggi diantara waktu yang lain menunjukkan bahwa tingkat iradiasi matahari berbanding lurus dengan kapasitas daya yang dihasilkan oleh pembangkit. Sedangkan suhu permukaan *solar cell* pada kondisi kapasitas daya tertinggi adalah sebesar 35,39°C. Pola data dari masing-masing variabel dapat dilihat dengan plot *time series* pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1 Time Series Plot Kapasitas Daya (a), Iradiasi Matahari (b), dan Suhu (c)

4.2 Peramalan Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya Menggunakan Fungsi Transfer

Bagian ini akan menjelaskan model fungsi transfer dari kapasitas daya pembangkit tenaga surya dengan variabel *input* yaitu iradiasi matahari dan suhu permukaan *solar cell*. Data yang

digunakan dalam menduga model dibagi menjadi data *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* berjumlah 80% dari total keseluruhan data yaitu sebanyak 453 data. Sedangkan sisanya sebesar 113 data merupakan data *out sample*.

4.2.1 Model Fungsi Transfer *Single Input*

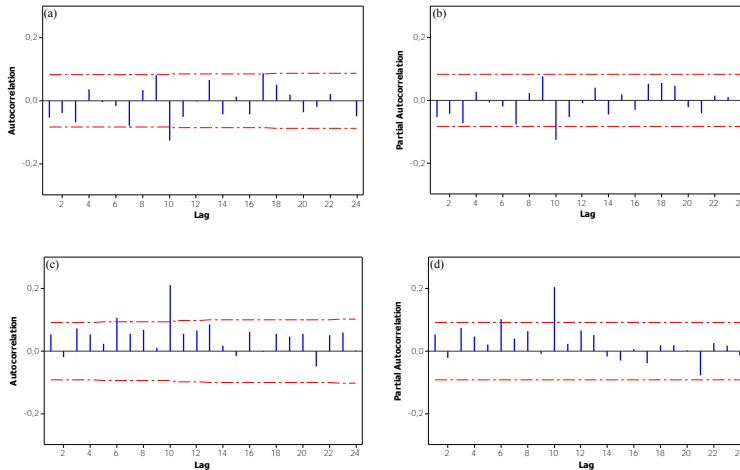
Berdasarkan *time series* plot pada Gambar 4.1, dapat diduga bahwa data kapasitas daya, iradiasi matahari, dan suhu memiliki pola yang stasioner dalam *mean* dan varians. Stasioneritas data dalam varian dapat diuji dengan menggunakan Transformasi Box-Cox dengan hasil pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.2 Estimasi Nilai Lambda pada Transformasi Box-Cox

Variabel	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Lambda
Kapasitas Daya	0,15	1,83	1,00
Iradiasi Matahari	-3,80	*	2,00
Suhu	*	4,38	-0,50

Tanda bintang pada batas atas untuk variabel iradiasi matahari serta batas bawah untuk variabel suhu menunjukkan nilai yang cukup besar. Batas atas dan batas bawah nilai lambda pada transformasi kapasitas daya, iradiasi, dan suhu memuat nilai 1. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data kapasitas daya, iradiasi, dan suhu memiliki pola yang stasioner dalam varians. Sedangkan untuk menguji stasioneritas data dalam *mean* dapat digunakan plot *time series*. Berdasarkan plot *time series* pada Gambar 4.1, pola data untuk kapasitas daya, iradiasi matahari, maupun suhu tidak menunjukkan pola tren. Secara visual dapat disimpulkan bahwa data kapasitas daya, iradiasi matahari, dan suhu telah stasioner dalam *mean*.

Tahap pertama dalam pemodelan menggunakan fungsi transfer adalah *prewhitening* deret *input*. Tujuan dari tahap ini adalah mendapatkan residual dari *input* yang memenuhi asumsi independen. Pendugaan model ARIMA dari data iradiasi matahari dan suhu menggunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut.



Gambar 4.2 Plot ACF Iradiasi Matahari (a), Plot PACF Iradiasi Matahari (b), Plot ACF Suhu (c), dan Plot PACF Suhu (d)

Plot ACF dan PACF untuk variabel iradiasi matahari memiliki nilai yang signifikan pada lag 7, 10, dan 17. Model ARIMA untuk data iradiasi matahari adalah $([7,10],0,[7,10,17])$. Sedangkan untuk plot ACF dan PACF variabel suhu, nilai yang signifikan terdapat pada lag 6 dan 10. Sehingga model dugaan untuk model ARIMA data suhu adalah $([3,6],0,[6,10])$. Berdasarkan model ARIMA untuk iradiasi matahari dan suhu, maka dilakukan estimasi pada masing-masing parameter.

Tabel 4.3 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA *Input*

Iradiasi Matahari				
Parameter	Estimasi	S.E	t	p -value
θ_7	0,602	0,042	14,45	<0,0001
θ_{10}	0,583	0,042	14,01	<0,0001
θ_{17}	-0,189	0,047	-4,01	<0,0001
ϕ_7	0,527	0,007	73,75	<0,0001
ϕ_{10}	0,473	0,007	66,27	<0,0001

Tabel 4.3 (Lanjutan)

Suhu				
Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
θ_6	0,714	0,053	13,51	<0,0001
θ_{10}	-0,101	0,033	-3,08	0,0021
ϕ_3	0,146	0,035	4,16	<0,0001
ϕ_6	0,854	0,035	24,32	<0,0001

Parameter dari model dugaan bernilai signifikan apabila kurang dari $\alpha = 0,05$. Semua parameter hasil estimasi dari model dugaan mempunyai *p-value* bernilai kurang dari α sehingga dapat disimpulkan bahwa semua parameter bernilai signifikan. Model dugaan tersebut harus memenuhi asumsi independen sehingga dilakukan pengujian sebagai berikut.

Tabel 4.4 Uji Ljung-Box Model ARIMA *Input*

Iradiasi Matahari			
Hingga lag ke-	Q_1	<i>df</i>	<i>p-value</i>
6	2,70	1	0,1006
12	6,71	7	0,4594
18	15,17	13	0,2968
24	20,94	19	0,3402
30	31,31	25	0,1788
Suhu			
Hingga lag ke-	Q_1	<i>df</i>	<i>p-value</i>
6	3,75	2	0,1534
12	11,72	8	0,1643
18	19,59	14	0,1438
24	28,03	20	0,1086
30	37,85	26	0,0626

Semua p -value yang lebih dari α menunjukkan bahwa model dugaan telah memenuhi asumsi independen. Secara matematis, model ARIMA untuk iradiasi matahari dapat ditulis

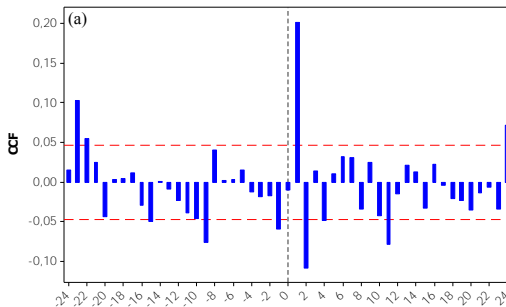
a. Model ARIMA variabel *input* iradiasi matahari

$$X_{1,t} = \frac{(1 - 0,602B^7 - 0,583B^{10} + 0,189B^{17})}{(1 - 0,527B^7 - 0,473B^{10})} \alpha_{1,t} \quad (4.1)$$

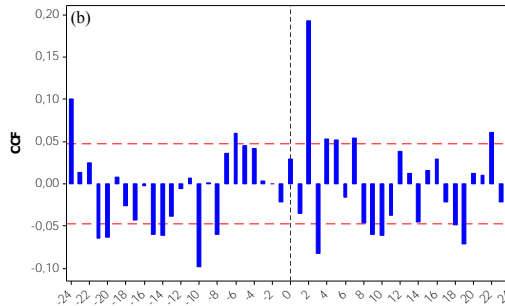
b. Model ARIMA variabel *input* suhu

$$X_{2,t} = \frac{(1 - 0,714B^6 + 0,101B^{10})}{(1 - 0,146B^3 - 0,854B^6)} \alpha_{2,t} \quad (4.2)$$

Model pada persamaan (4.1) digunakan untuk *prewhitening* pada data iradiasi matahari dan data kapasitas daya. Sedangkan model pada persamaan (4.2) digunakan untuk *prewhitening* pada data suhu dan data kapasitas daya. Hasil dari *prewhitening* ini adalah residual dari data *input* dan data *output*. Selanjutnya dihitung nilai korelasi silang (*cross correlation*). Nilai korelasi silang dibutuhkan untuk mendapatkan bobot respon impuls. Bobot respon impuls merupakan representasi dari nilai korelasi silang. Bobot respon impuls dapat ditampilkan dalam bentuk grafik seperti pada Gambar 4.3



Gambar 4.3 Plot Bobot Respon Impuls untuk Variabel Iradiasi Matahari (a) dan Suhu (b)



Gambar 4.3 (Lanjutan)

Nilai korelasi silang yang signifikan pada residual data iradiasi matahari dan kapasitas daya berada pada lag 1, 2, 4, 11, dan 24. Sedangkan nilai korelasi pada lag 0 tidak signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh variabel iradiasi matahari terhadap variabel kapasitas daya mempunyai waktu tunda (*delay*) 1 lag kedepan. Berdasarkan grafik tersebut dapat diduga order dari fungsi transfer yaitu $(b=1, s=[1,2,4,11,24], r=0)$. Sedangkan pada grafik nilai korelasi silang antara residual data suhu dan kapasitas daya, nilai korelasi silang yang signifikan terdapat pada lag 2, 3, 4, 5, 7, 9, 10, 19, dan 22. Sehingga dapat diduga order fungsi transfer yaitu $(b=2, s=[2,3,4,5,7,9,10,19,22], r=0)$ Hasil estimasi dan pengujian parameter fungsi transfer adalah sebagai berikut

Tabel 4.5 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Dugaan Fungsi Transfer

Iradiasi Matahari				
Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
ω_0	0,032	0,006	5,65	<0,0001
ω_1	0,014	0,006	2,41	0,0162
ω_3	0,003	0,006	0,54	0,5885
ω_{10}	0,007	0,006	1,20	0,2289
ω_{23}	-0,012	0,006	-2,10	0,0356

Tabel 4.5 (Lanjutan)

Suhu				
Parameter	Estimasi	S.E	t	p -value
ω_0	1,024	0,256	4,00	<0,0001
ω_1	0,512	0,259	1,98	0,0476
ω_2	-0,299	0,257	-1,16	0,2462
ω_3	-0,298	0,252	-1,18	0,2362
ω_5	-0,243	0,255	-0,95	0,3409
ω_7	0,397	0,266	1,49	0,1360
ω_8	0,425	0,261	1,63	0,1038
ω_{17}	0,458	0,273	1,68	0,0934
ω_{20}	-0,375	0,269	-1,39	0,1633

Pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa tidak semua parameter bernilai signifikan. Untuk mengatasinya maka dilakukan *backward elimination*. Hasilnya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.6 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer

Iradiasi Matahari				
Parameter	Estimasi	S.E	t	p -value
ω_0	0,033	0,004	7,51	<0,0001
ω_1	0,014	0,004	3,07	0,0021
Suhu				
Parameter	Estimasi	S.E	t	p -value
ω_0	1,028	0,194	5,31	<0,0001
ω_1	0,580	0,194	2,99	0,0027

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi oleh model fungsi transfer adalah asumsi bahwa nilai korelasi silang antara residual model dengan variabel *input*. Hasil pengujian ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4.7 Uji *Portmanteau* Model Awal Fungsi Transfer

Iradiasi Matahari			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	2.31	4	0.6794
11	6.23	10	0.7952
17	7.20	16	0.9692
23	12.60	22	0.9437
29	21.89	28	0.7864

Suhu			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	6,32	4	0,1766
11	10,09	10	0,4324
17	16,19	16	0,4397
23	17,60	22	0,7295
29	24,96	28	0,6302

Hasil dari pengujian *portmanteau* menunjukkan bahwa residual model dengan variabel *input* telah memenuhi asumsi independen. Dengan menggunakan model dugaan fungsi transfer, maka didapatkan residual yang merupakan deret *noise*. Pengujian asumsi residual independen dan berdistribusi normal terhadap deret *noise* adalah sebagai berikut.

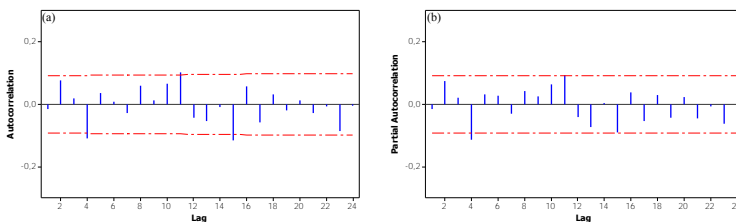
Tabel 4.8 Uji Asumsi Deret *Noise* Model Fungsi Transfer

Iradiasi Matahari					
Uji Ljung-Box				Uji Normalitas	
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>
6	8,97	6	0,1755		
12	18,85	12	0,0921		
18	30,18	18	0,0357	0,050628	<0,0100
24	34,29	24	0,0797		
30	38,89	30	0,1283		

Tabel 4.8 (Lanjutan)

Suhu						
Uji Ljung-Box				Uji Normalitas		
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>	
6	7,20	6	0,3029			
12	14,97	12	0,2433			
18	24,04	18	0,1538	0,0473	0,0155	
24	25,80	24	0,3633			
30	30,12	30	0,4596			

Hasil pengujian menunjukkan asumsi residual independen dan berdistribusi normal tidak terpenuhi karena terdapat *p-value* yang kurang dari α . Untuk mengatasi hal ini maka diperlukan pemodel ARIMA dari deret *noise*. Sedangkan model dengan *input* suhu telah memenuhi asumsi independen tetapi tidak memenuhi asumsi normal. Dalam hal ini, Kostenko dan Hyndman (2008) mengatakan bahwa pengujian asumsi data seperti halnya pada pengujian asumsi residual berdistribusi normal tidak terlalu penting. Model yang baik adalah model yang dapat memprediksi dengan baik tanpa perlu memperhatikan asumsi yang ada. Model dugaan ARIMA untuk deret *noise* pada fungsi transfer dengan *input* iradiasi matahari dapat diduga menggunakan plot ACF dan PACF deret *noise* berikut.



Gambar 4.4 Plot ACF (a), dan Plot PACF (b) Deret *Noise* Fungsi Transfer dengan *Input* Iradiasi Matahari

Model dugaan untuk deret *noise* iradiasi matahari adalah ARIMA ([4,11],0,[4,11,15]). Hasil estimasi parameter untuk model akhir fungsi transfer dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.9 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Awal Model Akhir Fungsi Transfer *Single Input* Iradiasi Matahari

Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
θ_4	-0,345	0,256	-1,35	0,1785
θ_{11}	-0,228	0,195	-1,17	0,2424
θ_{15}	0,096	0,064	1,49	0,1369
ϕ_4	-0,446	0,248	-1,80	0,0722
ϕ_{11}	-0,134	0,201	-0,67	0,5057
ω_0	0,033	0,004	7,68	<0,0001
ω_1	0,013	0,004	3,10	0,0019

Dengan menggunakan *backward ellimination*, parameter yang tidak signifikan pada model fungsi transfer dengan *input* iradiasi matahari dihilangkan sehingga didapatkan model akhir fungsi transfer sebagai berikut.

Tabel 4.10 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer *Single Input*

Iradiasi Matahari				
Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
θ_{11}	-0,102	0,048	-2,14	0,0325
θ_{15}	0,137	0,048	2,85	0,0044
ϕ_4	-0,098	0,047	-2,08	0,0377
ω_0	0,033	0,004	7,73	<0,0001
ω_1	0,013	0,004	3,14	0,0017
Suhu				
Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
ω_0	1,028	0,194	5,31	<0,0001
ω_1	0,580	0,194	2,99	0,0027

Model akhir fungsi transfer harus memenuhi asumsi residual independen terhadap *input*, *white noise*, dan berdistribusi normal. Pengujian yang dilakukan terhadap residual antara lain pengujian Ljung-Box, uji LM, uji *portmanteau*, dan uji distribusi normal menggunakan Kolmogorov-Smirnov.

Tabel 4.11 Uji *Portmanteau* dan Uji Ljung-Box Residual Model Akhir Fungsi Transfer *Single Input*

Iradiasi Matahari							
Uji <i>Portmanteau</i>				Uji Ljung-Box			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	1,51	4	0,8244	6	3,62	3	0,3049
11	5,30	10	0,8706	12	6,93	9	0,6442
17	6,66	16	0,9794	18	12,02	15	0,6773
23	12,54	22	0,9452	24	17,08	21	0,7063
29	20,79	28	0,8341	30	20,62	27	0,8039

Suhu							
Uji <i>Portmanteau</i>				Uji Ljung-Box			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	6,32	4	0,1766	6	7,20	6	0,3029
11	10,09	10	0,4324	12	14,97	12	0,2433
17	16,19	16	0,4397	18	24,04	18	0,1538
23	17,60	22	0,7295	24	25,80	24	0,3633
29	24,96	28	0,6302	30	30,12	30	0,4596

Tabel 4.12 Uji Distribusi Normal Residual Model Akhir Fungsi Transfer *Single Input*

Iradiasi Matahari		Suhu	
<i>D</i>	<i>p-value</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>
0,0368	0,141	0,0473	0,0155

Tabel 4.13 Uji LM Model Akhir Fungsi Transfer *Single Input*

Order	Iradiasi		Suhu	
	Q_2	p -value	Q_2	p -value
1	0,0378	0,8459	0,0656	0,7978
2	0,0461	0,9772	0,4498	0,7986
3	1,0337	0,7931	0,9355	0,8168
4	1,0339	0,9046	1,0386	0,9039
5	1,0587	0,9577	2,1137	0,8332
6	1,0848	0,9822	2,5817	0,8592
7	2,2972	0,9416	2,6732	0,9135
8	2,6596	0,9539	2,6807	0,9528
9	2,6633	0,9762	2,8345	0,9705
10	2,7092	0,9875	2,8408	0,9849
11	3,5746	0,9808	6,2304	0,8576
12	3,8546	0,9859	8,7792	0,7217

Hasil pengujian menunjukkan semua lag pada uji *portmanteau*, uji Ljung-Box, dan uji LM memiliki p -value lebih besar dari α dengan pengecualian pada uji distribusi normal model dengan *input* suhu. Sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model akhir fungsi transfer *single input* telah memenuhi asumsi independen terhadap *input* dan asumsi *white noise*. Sedangkan pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan Kolmogorov-Smirnov menunjukkan bahwa residual telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

Model akhir fungsi transfer untuk kapasitas daya dengan variabel *input* iradiasi matahari adalah sebagai berikut.

- a. Model akhir fungsi transfer dengan variabel *input* iradiasi matahari

$$Y_t = (0,03317 - 0,01348B)X_{1,t-1} + \frac{(1 + 0,10235B^{11} - 0,13656B^{15})}{(1 + 0,09847B^4)}a_{1,t} \quad (4.3)$$

b. Model akhir fungsi transfer dengan variabel *input* suhu

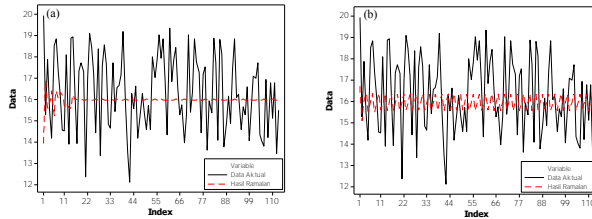
$$Y_t = (1,028 - 0,580B)X_{2,t-2} + a_{2,t} \quad (4.4)$$

Model yang diperoleh dapat digunakan untuk meramalkan kapasitas daya untuk data *out sampel*. Hasil ramalan dapat dilihat pada Tabel 4.14

Tabel 4.14 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model Fungsi Transfer *Single Input*

<i>t</i>	Data Aktual	<i>Input</i>	
		Iradiasi	Suhu
454	19,9648	13,92103	17,0552
455	15,2768	16,91267	15,3707
456	17,8815	15,585	16,1731
457	15,504	15,83921	15,9650
458	14,1856	16,40616	15,9939
459	18,5504	15,24635	16,1267
460	18,8646	16,41505	16,1819
461	17,3312	16,06208	15,8057
462	16,2078	16,33382	16,1528
463	14,5627	16,23062	15,9777
⋮	⋮	⋮	⋮
565	13,4696	15,97806	16,0703
566	15,4926	16,02602	15,9440

Kebaikan model dapat dilihat dengan membandingkan data aktual dengan hasil ramalan. Perbandingan antara data aktual dan hasil ramalan dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4.5 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Berdasarkan *Out sample* Iradiasi Matahari (a) dan Suhu (b)

Secara visual, cukup sulit untuk menentukan kebaikan model berdasarkan plot antara data aktual dan hasil ramalan. Selain melalui cara visual, kebaikan model juga dapat dinilai menggunakan nilai kriteria kebaikan model antara lain RMSE, MAPE, dan SMAPE. Nilai kriteria kebaikan model untuk model fungsi transfer *single input* disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4.15 Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer *Single Input*

Iradiasi Matahari			
Data	RMSE	MAPE	SMAPE
<i>In sample</i>	1,704	8,906	8,754
<i>Out sample</i>	1,726	9,640	9,722
Suhu			
Data	RMSE	MAPE	SMAPE
<i>In sample</i>	1,756	9,242	9,065
<i>Out sample</i>	1,640	9,360	9,365

4.2.2 Model Fungsi Transfer *Multi Input*

Pada model fungsi transfer *multi input*, kedua *input* sebelumnya yaitu iradiasi matahari dan suhu dimasukkan kedalam satu model fungsi transfer. Order fungsi transfer yang digunakan sama pada model *single input* sebelumnya yaitu ($b=1, s=1, r=0$) untuk variabel iradiasi matahari dan ($b=2, s=1, r=0$) untuk variabel suhu. Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer *Multi Input* Awal

Variabel	Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
Iradiasi Matahari	$\omega_{1,0}$	0,031	0,006	5,16	<0,0001
	$\omega_{1,1}$	0,014	0,006	2,48	0,0131
Suhu	$\omega_{2,0}$	0,842	0,204	4,13	<0,0001
	$\omega_{2,1}$	0,773	0,214	3,61	0,0003

Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual dari model fungsi transfer *multi input*. Seperti pada pembahasan sebelumnya, model fungsi transfer memerlukan asumsi independen terhadap deret *input*, asumsi *white noise* (identik dan independen) dan berdistribusi normal. Model dugaan fungsi transfer *multi input* tersebut telah memenuhi asumsi independen terhadap *input* baik iradiasi matahari maupun suhu yang ditunjukkan dengan uji *portmanteau*. Hasil uji *portmanteau* dapat dilihat pada Tabel 4.17. Sedangkan asumsi residual independen belum terpenuhi karena terdapat lag yang signifikan pada pengujian Ljung-Box. Sehingga diperlukan pemodelan ARIMA terhadap deret *noise* dari model fungsi transfer *multi input*. Hal ini dibuktikan dengan hasil pengujian asumsi independen pada Tabel 4.18.

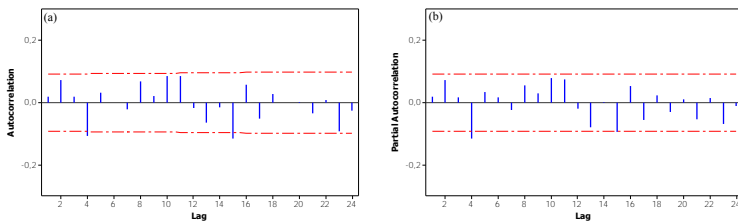
Tabel 4.17 Uji *Portmanteau* Model Fungsi Transfer *Multi Input*

Terhadap Iradiasi Matahari				Terhadap Suhu			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	1,93	4	0,7483	5	7,57	4	0,1086
11	6,54	10	0,7679	11	12,13	10	0,2764
17	7,50	16	0,9625	17	17,67	16	0,3438
23	12,14	22	0,9543	23	19,84	22	0,593
29	20,40	28	0,8493	29	27,03	28	0,5167

Tabel 4.18 Uji Ljung-Box dan Normalitas Residual Model Fungsi Transfer *Multi Input*

Hingga lag ke-	Uji Ljung-Box			Uji Normalitas	
	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>
6	8,54	6	0,2013		
12	18,09	12	0,1128		
18	29,67	18	0,0407	0,0384	0,1032
24	34,57	24	0,075		
30	38,18	30	0,1452		

Model ARIMA dari deret *noise* dapat diduga berdasarkan plot ACF dan plot PACF pada Gambar 4.6 sebagai berikut.



Gambar 4.6 Plot ACF Deret *Noise* (a), Plot PACF Deret *Noise* (b)

Model dugaan sementara dari deret *noise* berdasarkan plot ACF dan plot PACF adalah ARIMA ([4,15],0,0).

Tabel 4.19 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer *Multi Input*

Variabel	Parameter	Estimasi	S.E	<i>t</i>	<i>p-value</i>
<i>Noise</i>	ϕ_4	-0,101	0,047	-2,14	0,0321
	ϕ_{15}	-0,115	0,048	-2,39	0,017
Iradiasi Matahari	$\omega_{1,0}$	0,032	0,006	5,44	<0,0001
	$\omega_{1,1}$	0,014	0,006	2,38	0,0173
Suhu	$\omega_{2,0}$	0,830	0,201	4,13	<0,0001
	$\omega_{2,1}$	0,802	0,210	3,81	0,0001

Hasil pengujian untuk setiap asumsi disajikan pada Tabel 4.20, Tabel 4.21 dan Tabel 4.22.

Tabel 4.20 Uji *Portmanteau* Model Akhir Fungsi Transfer *Multi Input*

Terhadap Iradiasi Matahari				Terhadap Suhu			
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>
5	1,55	4	0,8183	5	6,79	4	0,1473
11	6,35	10	0,7851	11	10,20	10	0,4230
17	7,65	16	0,9586	17	15,62	16	0,4799
23	13,03	22	0,9324	23	18,04	22	0,7034
29	20,78	28	0,8344	29	25,11	28	0,6219

Tabel 4.21 Uji Ljung-Box dan Normalitas Residual Model Akhir Fungsi Transfer *Multi Input*

Uji Ljung-Box				Uji Normalitas	
Hingga lag ke-	χ^2	<i>df</i>	<i>p-value</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>
6	3,82	4	0,4312		
12	11,1	10	0,3499		
18	15,98	16	0,4541	0,0314	>0,1500
24	21,61	22	0,4835		
30	25,83	28	0,5823		

Tabel 4.22 Uji LM Model Akhir Fungsi Transfer *Multi Input*

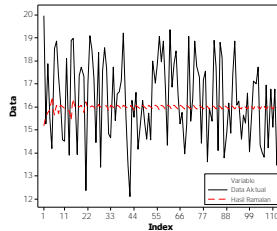
Order	Q	<i>p-value</i>
1	0,1447	0,7036
2	0,1447	0,9302
3	0,8909	0,8276
4	1,0534	0,9016
5	2,1629	0,8262
6	2,2331	0,8971
7	2,4149	0,9334
8	2,6941	0,9521

Tabel 4.22 (Lanjutan)

Order	Q	p-value
9	2,6941	0,9752
10	2,6945	0,9877
11	3,3281	0,9856
12	3,7498	0,9875

Berdasarkan hasil pengujian, dapat diambil kesimpulan bahwa model akhir fungsi transfer *multi input* telah memenuhi asumsi yang diperlukan. Secara matematis, model akhir fungsi transfer *multi input* untuk kapasitas daya dapat ditulis menjadi persamaan berikut.

$$Y_t = (0,032 - 0,014B)X_{1,t-1} + (0,830 - 0,802B)X_{2,t-2} + \frac{1}{(1 + 0,101B^4 + 0,115B^{15})} a_t \quad (4.5)$$



Gambar 4.7 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Fungsi Transfer *Multi Input*

Tabel 4.23 Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer *Multi Input*

Data	RMSE	MAPE	SMAPE
<i>In sample</i>	1,678	8,758	8,606
<i>Out sample</i>	1,699	9,557	9,614

Berdasarkan Gambar 4.7, hasil ramalan untuk *out sample* memiliki selisih yang cukup besar. Hal ini sama berdasarkan hasil kriteria kebaikan model dimana data *in sample* memiliki nilai kriteria kebaikan model yang lebih kecil dibandingkan dengan

data *out sample*. Kriteria kebaikan untuk model *multi input* memiliki nilai yang lebih kecil jika dibandingkan dengan model *single input*. Hal ini menunjukkan bahwa model *multi input* lebih baik dibandingkan dengan model *single input*. Hasil ramalan untuk data *out sampel* dengan menggunakan model fungsi transfer *multi input* dapat dilihat pada Tabel 4.24

Tabel 4.24 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model Fungsi Transfer *Multi Input*

t	Data Aktual	Hasil Ramalan
454	19,9648	15,18485
455	15,2768	15,57995
456	17,8815	15,7727
457	15,504	15,91512
458	14,1856	16,44433
459	18,5504	15,64992
460	18,8646	16,0669
461	17,3312	15,69362
462	16,2078	16,07244
463	14,5627	16,01251
⋮	⋮	⋮
565	13,4696	16,00687
566	15,4926	15,89849

4.3 Peramalan Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya Menggunakan Metode ANFIS

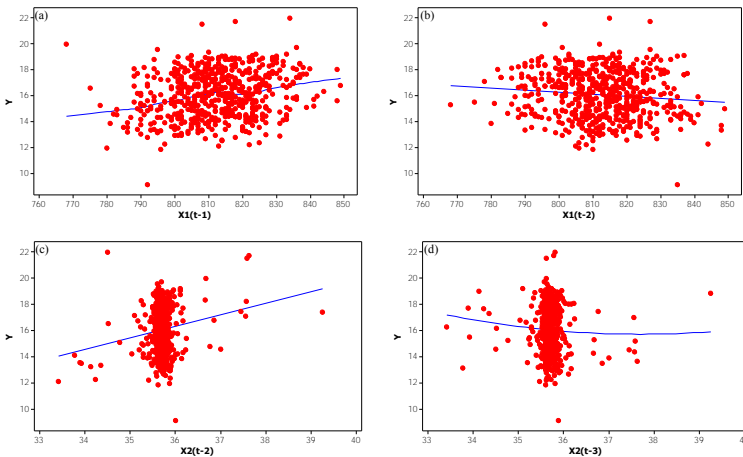
Berdasarkan model *single input* pada fungsi transfer, kapasitas daya dipengaruhi oleh variabel iradiasi matahari pada 1 dan 2 lag sebelumnya ($X_{1,t-1}$ dan $X_{1,t-2}$) serta variabel suhu pada 2 dan 3 lag sebelumnya ($X_{2,t-2}$ dan $X_{2,t-3}$). Variabel *input* tersebut digunakan sebagai input pada model ANFIS *single input*. Sedangkan untuk model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari dan suhu, input yang digunakan berasal dari model fungsi transfer *multi input* dimana variabel yang mempengaruhi adalah semua variabel yang berpengaruh yaitu $X_{1,t-1}$, $X_{1,t-2}$, $X_{2,t-2}$, dan $X_{2,t-3}$.

Metode ANFIS memiliki keunggulan yaitu dapat menangkap pola nonlinier dari data. Sebelum dilakukan pemodelan menggunakan ANFIS, perlu diselidiki terlebih dahulu pola hubungan antara variabel *input* dan variabel *output*. Metode yang dapat digunakan dalam hal ini adalah uji Terasvirta.

Tabel 4.25 Uji Terasvirta

<i>Input</i>	<i>F</i>	<i>p-value</i>	Keputusan
<i>Multi Input</i>	1,01	0,4542	Gagal Tolak H_0
Iradiasi Matahari	0,48	0,8522	Gagal Tolak H_0
Suhu	1,58	0,1377	Gagal Tolak H_0

Hasil uji Terasvirta menunjukkan bahwa hubungan antara variabel *input* dengan kapasitas matahari memiliki pola linier. Pola hubungan antara variabel *input* dan kapasitas daya juga dapat dilihat berdasarkan *scatterplot* masing-masing variabel *input* dengan kapasitas daya berikut.



Gambar 4.8 *Scatterplot* Variabel $X_{1,t-1}$ (a), $X_{1,t-2}$ (b), $X_{2,t-2}$ (c), dan $X_{2,t-3}$ (d) terhadap Kapasitas Daya

Scatterplot antara variabel iradiasi matahari 1 dan 2 lag sebelumnya ($X_{1,t-1}$ dan $X_{1,t-2}$) serta variabel suhu 2 lag sebelumnya ($X_{2,t-2}$) terhadap kapasitas daya memiliki pola linier. Sedangkan *scatterplot* antara variabel suhu 3 lag sebelumnya ($X_{2,t-3}$) terhadap

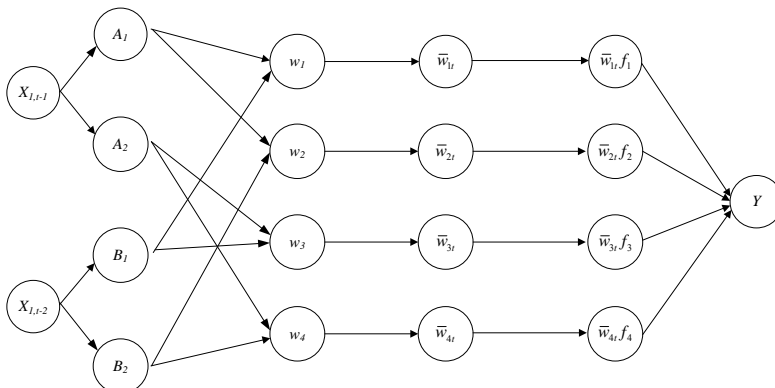
kapasitas daya memiliki pola yang cenderung nonlinier. Hal ini diperkuat dengan hasil uji Terasvirta untuk masing-masing *input* pada tabel berikut.

Tabel 4.26 Uji Terasvirta Setiap *Input*

Variabel	<i>Input</i>	<i>F</i>	<i>p-value</i>	Keputusan
Iradiasi Matahari	$X_{1,t-1}$	0,49	0,6106	Gagal Tolak H_0
	$X_{1,t-2}$	1,22	0,2950	Gagal Tolak H_0
Suhu	$X_{2,t-2}$	0,35	0,7078	Gagal Tolak H_0
	$X_{2,t-3}$	3,90	0,0207	Tolak H_0

Adanya pola yang nonlinier ini menunjukkan bahwa metode ANFIS perlu digunakan untuk mendapatkan model yang sesuai.

Model ANFIS dengan variabel *input* iradiasi matahari memiliki 2 *input* yaitu variabel iradiasi matahari pada 1 dan 2 lag sebelumnya ($X_{1,t-1}$ dan $X_{1,t-2}$). Jumlah fungsi keanggotaan yang digunakan sebanyak 2 sehingga akan terdapat 4 *rule*. Struktur ANFIS untuk model dengan variabel *input* iradiasi matahari dapat dilihat pada Gambar 4.9 berikut.



Gambar 4.9 Struktur ANFIS dengan *Input* Iradiasi Matahari

Secara matematis, model ANFIS berdasarkan struktur pada Gambar 4.9 dapat ditulis

$$\begin{aligned}
Y_t = & \bar{w}_{1t}(c_{11}X_{1,t-1} + c_{12}X_{1,t-2} + c_{10}) \\
& + \bar{w}_{2t}(c_{21}X_{1,t-1} + c_{22}X_{1,t-2} + c_{20}) \\
& + \bar{w}_{3t}(c_{31}X_{1,t-1} + c_{32}X_{1,t-2} + c_{30}) \\
& + \bar{w}_{4t}(c_{41}X_{1,t-1} + c_{42}X_{1,t-2} + c_{40}) + \varepsilon_t
\end{aligned} \tag{4.6}$$

dimana $X_{1,t-1}$ adalah variabel iradiasi matahari pada 1 lag sebelumnya, $X_{1,t-2}$ adalah variabel iradiasi matahari pada 2 lag sebelumnya, \bar{w}_{it} adalah pembobot pada *rule* ke- i , dan c_{ij} merupakan parameter linier ke- j pada *rule* ke- i .

Lapisan pertama dalam metode ANFIS adalah tahap *fuzzyfikasi*. Dalam tahap ini, himpunan bilangan *crisp* akan diubah menjadi himpunan bilangan *fuzzy* yang memiliki derajat keanggotaan sesuai dengan fungsi keanggotaan yang digunakan. Setiap jenis fungsi keanggotaan memiliki parameter-parameter nonlinier yang digunakan dalam tahap *fuzzyfikasi*. Parameter nonlinier didapatkan dengan metode *Backpropagation Error*. Konsep dari metode ini adalah *signal error* yang berjalan mundur (*backward pass*) dari lapisan kelima menuju lapisan pertama. Berikut ditampilkan parameter nonlinier untuk fungsi Gaussian pada model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari.

Tabel 4.27 Parameter Nonlinier Fungsi Gaussian

<i>Input</i>	σ	c
$X_{1,t-1}$ A1	29,53	773,0
$X_{1,t-1}$ A2	30,66	848,1
$X_{1,t-2}$ B1	30,38	775,3
$X_{1,t-2}$ B2	30,02	850,3

Setiap parameter nonlinier pada Tabel 4.25 digunakan untuk transformasi pada lapisan pertama. Secara matematis, persamaan yang digunakan dalam transformasi disajikan pada Tabel 4.28.

Tabel 4.28 Persamaan Proses *Fuzzyfikasi*

<i>Input</i>	Persamaan
$X_{1,t-1}$ A1	$\mu_{A1}^*(X_1) = e^{\frac{-(X_1-773,0)}{2(29,53)^2}}$
$X_{1,t-1}$ A2	$\mu_{A2}^*(X_1) = e^{\frac{-(X_1-848,1)}{2(30,66)^2}}$
$X_{1,t-2}$ B1	$\mu_{B1}^*(X_2) = e^{\frac{-(X_2-775,3)}{2(30,38)^2}}$
$X_{1,t-2}$ B2	$\mu_{B2}^*(X_2) = e^{\frac{-(X_2-850,3)}{2(30,02)^2}}$

Hasil dari tahap *fuzzyfikasi* pada lapisan pertama adalah derajat keanggotaan. Nilai dari perhitungan pada lapisan pertama dapat dilihat pada Tabel 4.29

Tabel 4.29 Derajat Keanggotaan

t	A1($X_{1,t-1}$)	A2($X_{1,t-1}$)	B1($X_{1,t-2}$)	B2($X_{1,t-2}$)
1	*	*	*	*
2	*	*	*	*
3	0,847	0,166	0,463	0,462
4	0,330	0,598	0,890	0,133
5	0,400	0,519	0,390	0,541
6	0,597	0,339	0,463	0,462
7	0,777	0,211	0,660	0,289
8	0,136	0,871	0,827	0,172
9	0,364	0,558	0,175	0,830
10	0,536	0,390	0,426	0,501
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
452	0,330	0,598	0,521	0,406
453	0,418	0,500	0,390	0,541

Pada lapisan kedua, setiap *input* akan dikalikan dengan menggunakan operator AND sehingga terbentuk *rule*. Tahap ini disebut dengan proses operasi logika *fuzzy*. *Rule* yang digunakan pada model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari sebanyak 4 yang dijabarkan pada Tabel 4.30

Tabel 4.30 Operasi Logika Fuzzy

Logika AND	
If ($X_{1,t-1}$ is A_1) and ($X_{1,t-2}$ is B_1) then (<i>output</i> is w_{1t})	
If ($X_{1,t-1}$ is A_1) and ($X_{1,t-2}$ is B_2) then (<i>output</i> is w_{2t})	
If ($X_{1,t-1}$ is A_2) and ($X_{1,t-2}$ is B_1) then (<i>output</i> is w_{7t})	
If ($X_{1,t-1}$ is A_2) and ($X_{1,t-2}$ is B_2) then (<i>output</i> is w_{8t})	

Hasil dari proses ini merupakan pembobot w_{it} yang menunjukkan pembobot pada aturan (*rule*) ke- i dan pengamatan ke- t . Hasil pembobot w_{it} dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.31 Pembobot w_{it}

t	w_{1t}	w_{2t}	w_{3t}	w_{4t}
1	*	*	*	*
2	*	*	*	*
3	0,392	0,392	0,077	0,077
4	0,293	0,044	0,532	0,080
5	0,156	0,216	0,202	0,281
6	0,276	0,276	0,157	0,157
7	0,512	0,224	0,139	0,061
8	0,112	0,023	0,721	0,150
9	0,064	0,302	0,098	0,464
10	0,228	0,268	0,166	0,195
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
452	0,172	0,134	0,311	0,243
453	0,163	0,226	0,195	0,270

Proses selanjutnya disebut dengan *normalized firing strength* pada lapisan ketiga. Pembobot w_{it} pada lapisan kedua akan dibagi dengan jumlah total w_{it} . Hasil dari perhitungan ini adalah pembobot \bar{w}_{it} yang disajikan pada Tabel 4.32

Tabel 4.32 Pembobot \bar{w}_{it}

t	\bar{w}_{1t}	\bar{w}_{2t}	\bar{w}_{3t}	\bar{w}_{4t}
1	*	*	*	*
2	*	*	*	*
3	0,418	0,418	0,082	0,082
4	0,309	0,046	0,561	0,084
5	0,182	0,253	0,237	0,328
6	0,319	0,319	0,181	0,181
7	0,547	0,240	0,148	0,065
8	0,112	0,023	0,716	0,149
9	0,069	0,326	0,106	0,500
10	0,266	0,313	0,193	0,228
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
452	0,200	0,156	0,362	0,282
453	0,191	0,265	0,228	0,316

Proses selanjutnya merupakan proses *defuzzyfikasi* pada lapisan keempat. Himpunan bilangan *fuzzy* akan ditransformasi kembali menjadi himpunan bilangan *crisp* menggunakan parameter linier.

Tabel 4.33 Nilai Parameter Linier untuk Fungsi Gaussian

<i>Input</i>	c_1	c_2	c_0
<i>Rule 1</i>	0,26	-0,28	26,08
<i>Rule 2</i>	-0,06	-0,27	284,00
<i>Rule 3</i>	0,20	0,14	-256,90
<i>Rule 4</i>	-0,04	0,11	-44,29

Parameter linier pada Tabel 4.33 didapatkan dengan menggunakan metode *Least Square Estimation* (LSE) secara rekursif. Persamaan yang digunakan dalam proses *defuzzyfikasi* disajikan pada Tabel 4.32.

Tabel 4.34 Persamaan Proses *Defuzzyfikasi*

<i>Input</i>	Persamaan
<i>Rule 1</i>	$\bar{w}_{1t}f_1 = \bar{w}_{1t}(0,26X_{1,t-1} - 0,28X_{1,t-2} + 26,08)$
<i>Rule 2</i>	$\bar{w}_{2t}f_2 = \bar{w}_{2t}(-0,06X_{1,t-1} - 0,27X_{1,t-2} + 284,00)$
<i>Rule 3</i>	$\bar{w}_{3t}f_3 = \bar{w}_{3t}(0,20X_{1,t-1} + 0,14X_{1,t-2} - 256,90)$
<i>Rule 4</i>	$\bar{w}_{4t}f_4 = \bar{w}_{4t}(-0,04X_{1,t-1} + 0,11X_{1,t-2} - 44,29)$

Hasil perhitungan pada lapisan keempat merupakan himpunan bilangan *crisp* yang dapat dilihat pada Tabel 4.35 berikut.

Tabel 4.35 Hasil Perhitungan Lapisan Keempat

<i>t</i>	$\bar{w}_{1t}f_1$	$\bar{w}_{2t}f_2$	$\bar{w}_{3t}f_3$	$\bar{w}_{4t}f_4$
1	*	*	*	*
2	*	*	*	*
3	3,749	9,337	0,874	1,205
4	6,942	1,245	7,208	0,949
5	2,535	5,047	3,732	4,708
6	3,954	6,886	2,399	2,581
7	6,993	5,939	1,497	0,879
8	2,826	0,582	11,719	1,672
9	0,707	5,168	1,921	7,936
10	3,358	6,543	2,728	3,271
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
452	3,376	3,365	5,647	3,799
453	2,605	5,301	3,551	4,548

Tahap akhir dalam metode ANFIS adalah proses penjumlahan himpunan bilangan *crisp* lapisan keempat. Proses ini terdapat pada lapisan kelima.

Tabel 4.36 Hasil Perhitungan Lapisan Kelima

t	Fungsi Gaussian
1	*
2	*
3	15,165
4	16,344
5	16,023
6	15,819
7	15,308
8	16,799
9	15,733
10	15,900
⋮	⋮
452	16,188
453	16,005

Secara matematis, model ANFIS dengan setiap fungsi keanggotaan dapat ditulis menjadi persamaan berikut.

- a. Model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari dan fungsi keanggotaan Gaussian

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t} (0,26X_{1,t-1} - 0,28X_{1,t-2} + 26,08) \\
 & + \bar{w}_{2t} (-0,06X_{1,t-1} - 0,27X_{1,t-2} + 284,00) \\
 & + \bar{w}_{3t} (0,20X_{1,t-1} + 0,14X_{1,t-2} - 256,90) \\
 & + \bar{w}_{4t} (-0,04X_{1,t-1} + 0,11X_{1,t-2} - 44,29) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

- b. Model ANFIS dengan *input* suhu dan fungsi keanggotaan Gaussian

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(0,595X_{2,t} + 0,167X_{2,t-2} - 10,340) \\
 & + \bar{w}_{2t}(-0,180X_{2,t} + 0,289X_{2,t-2} + 1,795) \\
 & + \bar{w}_{3t}(0,518X_{2,t} - 0,274X_{2,t-2} + 0,429) \\
 & + \bar{w}_{4t}(-0,163X_{2,t} - 0,546X_{2,t-2} + 58,680) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

- c. Model ANFIS *multi input* dengan fungsi keanggotaan Gaussian

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(-0,037X_{1,t-1} + 0,382X_{2,t} + 29,520) \\
 & + \bar{w}_{2t}(0,053X_{1,t-1} + 0,349X_{2,t} - 40,050) \\
 & + \bar{w}_{3t}(-0,059X_{1,t-1} + 0,288X_{2,t} + 53,120) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,036X_{1,t-1} + 0,251X_{2,t} - 23,390) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

- d. Model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari dan fungsi keanggotaan Trapezoidal

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(0,12X_{1,t-1} - 0,11X_{1,t-2} + 4,97) \\
 & + \bar{w}_{2t}(0,03X_{1,t-1} - 0,09X_{1,t-2} + 64,26) \\
 & + \bar{w}_{3t}(0,10X_{1,t-1} + 0,04X_{1,t-2} - 97,83) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,02X_{1,t-1} + 0,02X_{1,t-2} - 23,05) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

- e. Model ANFIS dengan *input* suhu dan fungsi keanggotaan Trapezoidal

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(0,498X_{2,t} + 0,115X_{2,t-2} - 6,875) \\
 & + \bar{w}_{2t}(0,249X_{2,t} + 0,106X_{2,t-2} + 0,288) \\
 & + \bar{w}_{3t}(0,438X_{2,t} - 0,167X_{2,t-2} + 2,954) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,244X_{2,t} - 0,195X_{2,t-2} + 16,570) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

- f. Model ANFIS *multi input* dengan fungsi keanggotaan Trapezoidal

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(-0,006X_{1,t-1} + 0,350X_{2,t} + 6,808) \\
 & + \bar{w}_{2t}(0,021X_{1,t-1} + 0,311X_{2,t} - 12,570) \\
 & + \bar{w}_{3t}(-0,024X_{1,t-1} + 0,331X_{2,t} + 22,170) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,007X_{1,t-1} + 0,306X_{2,t} - 1,860) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{4.12}$$

- g. Model ANFIS dengan *input* iradiasi matahari dan fungsi keanggotaan Generalized Bell

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(0,20X_{1,t-1} - 0,12X_{1,t-2} - 47,86) \\
 & + \bar{w}_{2t}(-0,02X_{1,t-1} - 0,16X_{1,t-2} + 163,90) \\
 & + \bar{w}_{3t}(0,06X_{1,t-1} + 0,06X_{1,t-2} - 86,95) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,02X_{1,t-1} + 0,07X_{1,t-2} - 52,69) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \quad (4.13)$$

- h. Model ANFIS dengan *input* suhu dan fungsi keanggotaan Generalized Bell

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(16,64X_{2,t} + 2,437X_{2,t-2} + 24,2) \\
 & + \bar{w}_{2t}(16,32X_{2,t} + 1,715X_{2,t-2} + 57,19) \\
 & + \bar{w}_{3t}(17,6X_{2,t} + 4,69X_{2,t-2} + 25,55) \\
 & + \bar{w}_{4t}(16,28X_{2,t} + 0,955X_{2,t-2} + 57,3) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \quad (4.14)$$

- i. Model ANFIS *multi input* dengan fungsi keanggotaan Generalized Bell

$$\begin{aligned}
 Y_t = & \bar{w}_{1t}(-0,015X_{1,t-1} + 0,339X_{2,t} + 14,100) \\
 & + \bar{w}_{2t}(0,042X_{1,t-1} + 0,280X_{2,t} - 28,050) \\
 & + \bar{w}_{3t}(-0,029X_{1,t-1} + 0,344X_{2,t} + 26,300) \\
 & + \bar{w}_{4t}(0,005X_{1,t-1} + 0,320X_{2,t} - 0,915) + \varepsilon_t
 \end{aligned} \quad (4.15)$$

Untuk mengetahui model yang terbaik, maka dapat dilakukan perbandingan terhadap kriteria kebaikan model. Hal ini bertujuan untuk mengetahui jenis fungsi keanggotaan yang sesuai. Perbandingan kriteria kebaikan model dapat dilihat pada Tabel 4.37

Tabel 4.37 Perbandingan Kriteria Kebaikan Model ANFIS

Model ANFIS dengan <i>Input</i> Iradiasi Matahari				
Jenis Fungsi Keanggotaan	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Gaussian	<i>Insample</i>	1,725	9,145	9,003
	<i>Outsample</i>	1,823	9,078	9,137
Fungsi Trapezoidal	<i>Insample</i>	1,797	9,577	9,224
	<i>Outsample</i>	1,827	9,230	9,125
Fungsi Generalized Bell	<i>Insample</i>	1,711	9,062	8,916
	<i>Outsample</i>	1,845	9,167	9,226

Tabel 4.37 (Lanjutan)

Model ANFIS dengan <i>Input</i> Suhu				
Jenis Fungsi Keanggotaan	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Gaussian	<i>Insample</i>	1,942	9,941	9,739
	<i>Outsample</i>	3,188	12,815	11,945
Fungsi Trapezoidal	<i>Insample</i>	1,728	9,184	9,026
	<i>Outsample</i>	2,328	10,487	10,456
Fungsi Generalized Bell	<i>Insample</i>	1,755	9,084	9,086
	<i>Outsample</i>	3,692	12,169	11,670
Model ANFIS <i>Multi Input</i>				
Jenis Fungsi Keanggotaan	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Gaussian	<i>Insample</i>	1,479	7,700	7,605
	<i>Outsample</i>	6,250	17,352	61,990
Fungsi Trapezoidal	<i>Insample</i>	1,458	7,565	7,473
	<i>Outsample</i>	6,656	17,153	29,682
Fungsi Generalized Bell	<i>Insample</i>	1,481	7,729	7,636
	<i>Outsample</i>	5,761	16,264	35,642

Berdasarkan kriteria kebaikan model untuk data *out sample*, model yang menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terkecil untuk model ANFIS dengan variabel *input* iradiasi matahari adalah fungsi keanggotaan Gaussian. Model ANFIS dengan variabel *input* suhu akan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi jika menggunakan fungsi keanggotaan Trapezoidal. Sedangkan model ANFIS dengan variabel *input* secara *multi input* lebih baik jika menggunakan fungsi keanggotaan Generalized Bell. Kriteria kebaikan model SMAPE menghasilkan kesimpulan yang bias untuk model dengan variabel *input* iradiasi matahari dan *multi input* sehingga tidak bisa ditarik kesimpulan berdasarkan kriteria kebaikan model SMAPE. Model ANFIS terbaik merupakan model dengan fungsi keanggotaan yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi. Model ANFIS terbaik

digunakan untuk meramalkan data *out sample* sebanyak 133 pengamatan. Hasil ramalan dengan model ANFIS terbaik dapat dilihat pada Tabel 4.38

Tabel 4.38 Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Model ANFIS

t	Data Aktual	Variabel <i>Input</i>		
		Iradiasi	Suhu	Iradiasi dan Suhu
454	19,965	14,046	15,957	12,759
455	15,277	16,233	15,172	16,030
456	17,882	16,046	16,040	16,075
457	15,504	15,906	16,049	16,030
458	14,186	15,935	16,068	15,977
459	18,550	16,740	16,043	15,980
460	18,865	16,522	16,034	15,983
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
565	13,470	16,718	14,714	12,044
566	15,493	16,699	17,929	15,957

4.4 Perbandingan Model Fungsi Transfer dan Model ANFIS

Pada bagian ini akan dilakukan perbandingan terhadap model fungsi transfer dan model terbaik ANFIS baik model secara *single input* maupun model secara *multi input*. Perbandingan dilakukan dengan cara membandingkan kriteria kebaikan model yaitu RMSE, MAPE, dan SMAPE.

Tabel 4.39 Perbandingan Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer dan Model ANFIS

Model <i>Single Input</i> Iradiasi Matahari				
Model	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Transfer	<i>In sample</i>	1,704	8,906	8,754
	<i>Out sample</i>	1,726	9,640	9,722
ANFIS	<i>In sample</i>	1,725	9,145	9,003
	<i>Out sample</i>	1,823	9,078	9,137

Tabel 4.39 (Lanjutan)

Model <i>Single Input</i> Suhu				
Model	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Transfer	<i>In sample</i>	1,756	9,242	9,065
	<i>Out sample</i>	1,640	9,360	9,365
ANFIS	<i>In sample</i>	1,728	9,184	9,026
	<i>Out sample</i>	2,328	10,487	10,456
Model <i>Multi Input</i>				
Model	Data	RMSE	MAPE	SMAPE
Fungsi Transfer	<i>In sample</i>	1,678	8,758	8,606
	<i>Out sample</i>	1,699	9,557	9,614
ANFIS	<i>In sample</i>	1,481	7,729	7,636
	<i>Out sample</i>	5,761	16,264	35,642

Secara umum, model yang menghasilkan nilai kriteria kebaikan model terkecil adalah model fungsi transfer. Hal ini terlihat pada nilai kriteria kebaikan model berdasarkan RMSE dimana model fungsi transfer lebih baik dibandingkan dengan model ANFIS. Kesimpulan ini juga sesuai dengan kesimpulan penelitian yang dilakukan oleh Makridakis dan Hibon (2000) pada *M3-Competition* yang mengatakan bahwa model yang kompleks belum tentu menghasilkan ramalan yang lebih akurat jika dibandingkan dengan model yang sederhana.

Model fungsi transfer yang lebih baik dibandingkan model ANFIS menunjukkan bahwa hubungan antara variabel input iradiasi matahari dan suhu dengan variabel output kapasitas daya memiliki pola yang linier. Hal ini sesuai dengan hasil uji Terasvirta pada Tabel 4.25 dan Tabel 4.26 sebelumnya yang menghasilkan kesimpulan bahwa hubungan antara variabel *input* iradiasi matahari dan suhu dengan variabel *output* kapasitas daya pembangkit cenderung linier.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

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

1. Kapasitas daya tertinggi dihasilkan pada pukul 11:08 dengan rata-rata daya yang dihasilkan yaitu sebesar 16,45 W dengan standar deviasi sebesar 1,84. Sedangkan rata-rata daya terendah terjadi pada pukul 11:01 yaitu sebesar 15,75 W dengan standar deviasi sebesar 1,63. Rata-rata kapasitas daya tertinggi dihasilkan pada rata-rata tingkat iradiasi matahari sebesar 814,33 yang merupakan tingkat radiasi tertinggi diantara waktu yang lain dan suhu permukaan *solar cell* sebesar 35,59.
2. Berikut uraian hasil peramalan kapasitas daya pada masing-masing metode yang digunakan :
 - a) Pada analisis peramalan untuk kapasitas daya pembangkit tenaga surya menggunakan fungsi transfer didapatkan model fungsi transfer untuk kapasitas daya dengan variabel *input* iradiasi matahari

$$Y_t = (0,03317 - 0,01348B)X_{1,t-1} + \frac{(1 + 0,10235B^{11} - 0,13656B^{15})}{(1 + 0,09847B^4)} a_{1,t}$$

dengan $X_{1,t}$ mengikuti model ARIMA, yaitu:

$$X_{1,t} = \frac{(1 - 0,602B^7 - 0,583B^{10} + 0,189B^{17})}{(1 - 0,527B^7 - 0,473B^{10})} \alpha_{1,t}$$

Model fungsi transfer untuk kapasitas daya dengan variabel *input* suhu

$$Y_t = (1,028 - 0,580B)X_{2,t-2} + a_{2,t}$$

dengan $X_{2,t}$ mengikuti model ARIMA, yaitu:

$$X_{2,t} = \frac{(1 - 0,714B^6 + 0,101B^{10})}{(1 - 0,146B^3 - 0,854B^6)} \alpha_{2,t}$$

Sedangkan model fungsi transfer secara simultan adalah

$$Y_t = (0,032 - 0,014B)X_{1,t-1} + (0,830 - 0,802B)X_{2,t-2} + \frac{1}{(1 + 0,101B^4 + 0,115B^{15})} a_t$$

- b) Pada metode ANFIS, model ANFIS dengan variabel *input* radiasi matahari akan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi jika menggunakan fungsi keanggotaan Gaussian. Model ANFIS dengan variabel *input* suhu lebih baik jika menggunakan fungsi keanggotaan Trapezoidal. Sedangkan model ANFIS secara simultan terbaik menggunakan fungsi keanggotaan Generalized Bell.
3. Secara umum, model yang menghasilkan nilai kriteria kebaikan model terkecil adalah model fungsi transfer. Hal ini terlihat pada nilai RMSE dimana model fungsi transfer lebih baik dibandingkan dengan model ANFIS.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya sebaiknya dalam melakukan peramalan menggunakan model secara rekursif dimana model disesuaikan secara *real-time*. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan hasil ramalan yang akurat dengan *error* yang kecil. Selain itu, disarankan juga menggunakan jenis fungsi keanggotaan lain dalam metode ANFIS selain fungsi keanggotaan yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Bachtiar, M. (2006). Prosedur Perancangan Sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya Untuk Perumahan (Solar Home System). *Jurnal SMARTek* 4, 176-182.
- Bilgehan, M. (2011). Comparison of ANFIS and NN Models- With a Study in Critical Buckling Load Estimation. *Applied Soft Computing* 11, 3779-3791.
- Box, G. E., & Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 211-252.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time Series Analysis Forecasting and Control Fourth Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Cai, C., Du, D., & Liu, Z. (2003). Battery State-Of-Charge (SOC) Estimation Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). *Fuzzy Systems* 2, 1068-1073.
- Cho, M., Hwang, J., & Chen, C. (1995). Customer Short Term Load Forecasting by Using ARIMA Transfer Function Model. *Energy Management and Power Delivery*, 317-322.
- Contreras, J., & Santos, J. (2006). Short-term demand and energy price forecasting. *Electronical Conference* (hal. 924-927). Malaga: IEEE.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R*. USA: Springer Science.
- Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series Fourth Edition*. USA: Wiley.
- Esfahanipour, A., & Mardani, P. (2011). An ANFIS Model for Stock Price Prediction: The Case of Tehran Stock Exchange. *Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)* (hal. 44-49). Istanbul: IEEE.

- Faulina, R., Suhartono (2013). Hybrid ARIMA-ANFIS for Rainfall Prediction in Indonesia. *International Journal of Science and Research (IJSR)* 2, 159-162.
- Hamdani, D., Subagiada, K., & Subagiyo, L. (2011). Analisis Kinerja Solar Photovoltaic System (SPS) Berdasarkan Tinjauan Efisiensi Energi Dan Eksergi. *Jurnal Material dan Energi Indonesia*, 84-92.
- Hasanah, Y., Herlina, M., & Zaikarina, H. (2013). Flood Prediction using Transfer Function Model of Rainfall and Water Discharge Approach in Katulampa Dam. *Procedia Environmental Sciences* 17, 317-326.
- Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Jaya, A., Hashim, S., Haron, H., Ngah, R., Muhammad, M.R., & Rahman, M. (2013). Modeling of ANFIS in Predicting TiN Coatings Roughness. *Computer Science and Information Technology (CSIT)* (pp. 13-18). Amman: IEEE.
- Kostenko, A. V. & Hyndman, R. J. (2008). Forecasting Without Significance Tests?
- Kusumadewi, S., & Hartati, S. (2006). *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Liu, M., Dong, M., & Wu, C. (2010). A New ANFIS for Parameter Prediction With Numeric and Categorical Inputs. *Automation Science and Engineering* 7, 645-653.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International journal of forecasting*, 16(4), 451-476.
- Mellit, A., & Pavan, A. M. (2010). A 24-h Forecast of Solar Irradiance Using Artificial Neural Network: Application for Performance Prediction of a Grid-Connected PV Plant at Trieste, Italy. *Solar Energy* 84, 807-821.

- Muchlis, M., & Permana, A. D. (2013). Proyeksi Kebutuhan Listrik PLN Tahun 2003 s.d 2020. *Pengembangan Sistem Kelistrikan dalam Menunjang Pembangunan Nasional Jangka Panjang*, 19-29.
- Nogales, F., & Conejo, A. (2006). Electricity price forecasting through transfer function models. *Journal of the Operational Research Society*, 350-356.
- Paretkar, P., Mili, L., Centeno, V., Jin, K., & Miller, C. (2010). Short-term forecasting of power flows over major transmission interties: Using Box and Jenkins ARIMA methodology. *Power and Energy Society General Meeting* (pp. 1-8). Minneapolis: IEEE.
- Pembangkitan Jawa Bali. (2012). Statistik Perusahaan 2008-2012. Surabaya: Pembangkitan Jawa Bali.
- Piri, J., & Kisi, O. (2015). Modelling Solar Radiation Reached to The Earth Using ANFIS, NN-ARX, and Empirical Models (Case Studies: Zahedan and Bojnurd Stations). *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 123, 39-47.
- Sharma, N., Sharma, P., Irwin, D., & Shenoy, P. (2011). Predicting Solar Generation from Weather Forecasts Using Machine Learning. *Smart Grid Communications* (pp. 528-533). Brussels: IEEE.
- Suhartono, Lee, M. H. (2011). Forecasting of tourist arrivals using subset, multiplicative or additive seasonal Arima Model. *Matematika*, 27, 169-182.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New York: Person Education.
- Yang, L., & Entchev, E. (2014). Performance Prediction of a Hybrid Microgeneration System using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Technique. *Applied Energy* 134, 197-203.

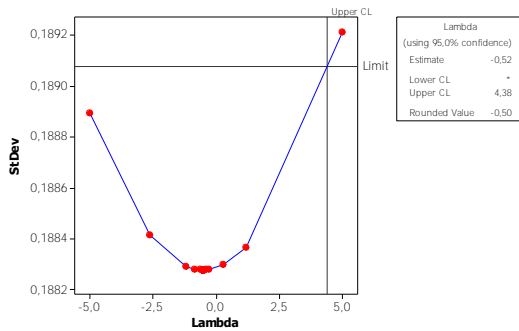
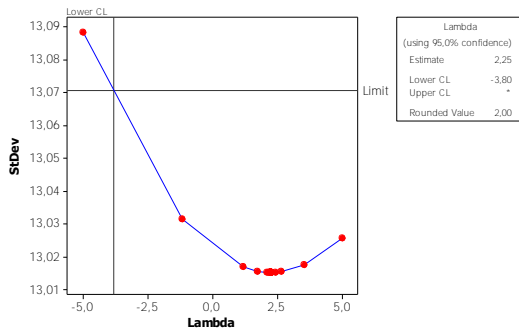
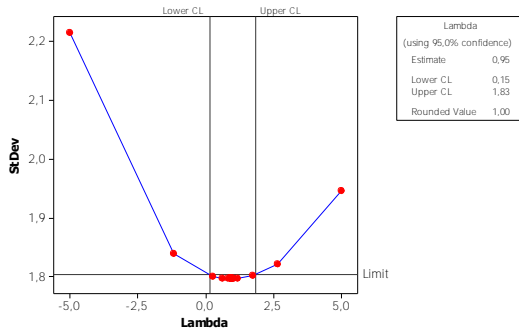
Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Data Kapasitas Daya Pembangkit Tenaga Surya

Waktu	Daya	Iradiasi Matahari	Suhu
11:00:16	15,0849	813	35,59
11:00:17	14,824	790	35,57
11:00:18	13,7259	817	35,61
11:00:19	16,5554	813	35,61
11:00:20	18,7818	803	35,53
11:00:21	16,8764	794	35,62
11:00:22	18,8067	832	35,54
11:00:23	18,6594	815	35,58
11:00:24	16,6542	806	35,59
11:00:25	18,0614	815	35,58
11:00:26	17,2593	821	35,9
11:00:27	17,9256	838	35,6
11:00:28	18,209	810	35,67
11:00:29	14,552	807	35,6
11:00:30	18,3178	817	35,58
11:00:31	16,184	818	35,61
⋮	⋮	⋮	⋮
11:09:39	16,7805	801	35,59
11:09:40	13,4696	817	35,58
11:09:41	15,4926	797	35,63

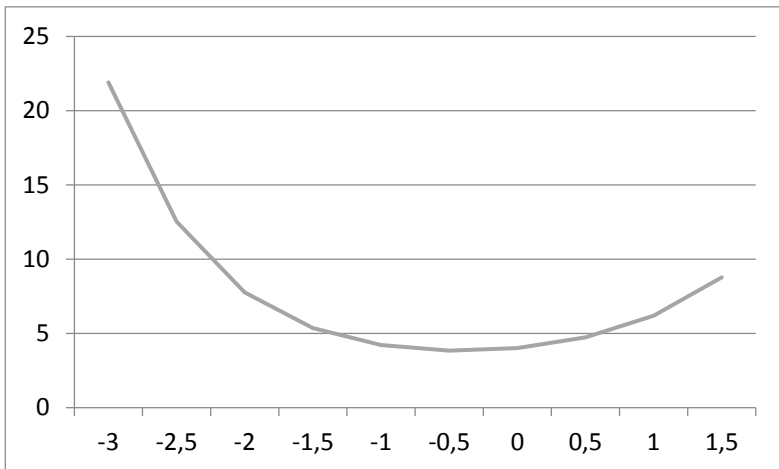
Lampiran 2 : *Output* MINITAB Transformasi Box-Cox



Lampiran 3 : Contoh Perhitungan Manual pada Transformasi Box-Cox

X	$\lambda = -5$	MR_t	$\lambda = -4,5$	MR_t	...	$\lambda = 5$	MR_t
0,62	-2501,09	1105,37	-1173,83	491,58	...	0,00	0,00
0,69	-1395,72	1653,97	-682,24	840,15	...	0,00	6,87
5,27	258,24	0,24	157,90	0,27	...	6,86	5,41
3,86	258,01	0,30	157,63	0,36	...	1,45	428,50
12,06	258,31	0,90	157,99	0,97	...	429,94	429,46
3,10	257,40	0,90	157,02	0,97	...	0,48	1130,53
14,63	258,31	49,73	157,99	35,87	...	1131,01	1131,01
1,39	208,57	49,71	122,13	35,83	...	0,01	17,33
6,34	258,28	0,38	157,95	0,44	...	17,34	16,28
3,63	257,90	-	157,51	-	...	1,06	-
\overline{MR}	317,94		156,27		...	351,71	

Lampiran 4 : Plot Nilai Lambda dengan \overline{MR}



Lampiran 5 : Contoh Perhitungan Manual Uji Terasvirta

t	Y	X
1	13,7259	790
2	16,5554	817
3	18,7818	813
4	16,8764	803
5	18,8067	794
6	18,6594	832
⋮	⋮	⋮
563	13,4696	801
564	15,4926	817

$$\begin{aligned}
 F &= \frac{(SSR_0 - SSR_1) / m}{SSR_1 / (T - p - 1 - m)} \\
 &= \frac{(1740,494 - 1737,43) / 2}{1737,43 / 560} \\
 &= 0,4938
 \end{aligned}$$

Analysis of Variance					
Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	81,217	81,217	26,22	0,000
Residual Error	562	1740,494	3,097		
Total	563	1821,711			

Analysis of Variance					
Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	3,064	1,021	0,33	0,804
Residual Error	560	1737,431	3,103		
Total	563	1740,494			

Teraesvirta Neural Network Test

data: a\$V2 and a\$V1

F = 0.4946, df1 = 2, df2 = 561, p-value = 0.6101

Keterangan:

Nilai statistik uji F perhitungan manual berbeda dengan hasil pada *output* program R karena perbedaan df yang digunakan dalam perhitungan

Lampiran 6 : Contoh Perhitungan Manual Uji LM

a_t	a_t^2	Perhitungan Ljung-Box
-1,5201	2,3107	0,0392
0,1036	0,0107	0,0481
2,8268	7,9908	1,0348
1,2011	1,4427	1,0350
3,1230	9,7533	1,0582
1,7726	3,1422	1,0835
1,1500	1,3225	2,2918
2,4296	5,9031	2,6451
1,4577	2,1250	2,6487
1,9071	3,6372	2,6957
		3,5720
-1,1102	1,2326	3,8442

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q
1	0.0378	0.8459
2	0.0461	0.9772
3	1.0337	0.7931
4	1.0339	0.9046
5	1.0587	0.9577
6	1.0848	0.9822
7	2.2972	0.9416
8	2.6596	0.9539
9	2.6633	0.9762
10	2.7092	0.9875
11	3.5746	0.9808
12	3.8546	0.9859

Lampiran 7 : *Syntax* SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel *Input* Iradiasi Matahari

```

data ft;
input y x1 x2;
datalines;
15.0849 813 35.59
14.824 790 35.57
13.7259 817 35.61
16.5554 813 35.61 .
.
.
.
18.904 812 36.68
14.8458 768 35.64
.
.
.
;
proc arima data=ft;
identify var=x1;
estimate p=(7 10) q=(7 10 17) noconstant method=ml;
run;

identify var=y crosscorr=(x1);
estimate p=(4) q=(11 15) input=(1 $(1)/(0) x1) noconstant
method=ml plot;
forecast out=ramalan2 lead=113;
run;

proc univariate data=ramalan2 normal;
var residual;
run;

proc export data=ramalan2
outfile="E:\finalx1.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="w1";
run;

```

Lampiran 8 : Syntax SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel *Input* Suhu

```
data ft;
input y x1 x2;
datalines;
15.0849 813 35.59
14.824 790 35.57
13.7259 817 35.61
16.5554 813 35.61 .
.
.
.
18.904 812 36.68
14.8458 768 35.64
.
.
.
;
proc arima data=ft;
identify var=x2;
estimate p=(3 6) q=(6 10) noconstant method=ml;
run;

identify var=y crosscorr=(x2);
estimate input=(2 $(1)/(0) x2) noconstant method=ml plot;
forecast out=ramalan2 lead=113;
run;

proc univariate data=ramalan2 normal;
var residual;
run;

proc export data=ramalan2
outfile="E:\finalx2.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="w1";
run;
```

Lampiran 9 : *Syntax* SAS Model Fungsi Transfer Simultan dengan Variabel *Input* Iradiasi Matahari dan Suhu

```

data ft;
input y x1 x2;
datalines;
15.0849 813 35.59
14.824 790 35.57
13.7259 817 35.61
16.5554 813 35.61 .
.
.
.
18.904 812 36.68
14.8458 768 35.64
.
.
.
;
proc arima data=ft;
identify var=x1;
estimate p=(7 10) q=(7 10 17) noconstant method=ml;
run;
identify var=x2;
estimate p=(3 6) q=(6 10) noconstant method=ml;
run;

identify var=y crosscorr=(x1 x2);
estimate p=(4 15) input=(1$(1)/(0)x1 2$(1)/(0)x2) noconstant
method=ml plot;
forecast out=ramalan2 lead=113;
run;
proc univariate data=ramalan2 normal;
var residual;
run;

proc export data=ramalan2
outfile="E:\finalx2.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="w1";
run;

```

Lampiran 10 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel *Input* Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Gaussian

```
data=load('e:/yx1.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:451);
x2in=x2(1:451);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:451);
x1out=x1(452:564);
x2out=x2(452:564);
yout=y(452:564);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gaussmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(452:564);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[452:1:564];
plot(z,y(452:564),z,yt(452:564))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 11 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal

```
data=load('e:/yx1.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:451);
x2in=x2(1:451);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:451);
x1out=x1(452:564);
x2out=x2(452:564);
yout=y(452:564);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='trapmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(452:564);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[452:1:564];
plot(z,y(452:564),z,yt(452:564))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 12 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel Input Iradiasi Matahari dan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell

```
data=load('e:/yx1.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:451);
x2in=x2(1:451);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:451);
x1out=x1(452:564);
x2out=x2(452:564);
yout=y(452:564);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gbellmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(452:564);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[452:1:564];
plot(z,y(452:564),z,yt(452:564))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 13 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel *Input* Suhu dan Fungsi Keanggotaan Gaussian

```
data=load('e:/yx2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gaussmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```


Lampiran 14 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel *Input* Suhu dan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal

```
data=load('e:/yx2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='trapmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 15 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS dengan Variabel *Input* Suhu dan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell

```
data=load('e:/yx2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
xin=[x1in x2in];
x=[x1 x2];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gbellmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 16 : Syntax MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian

```
data=load('e:/yx1x2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
x3=data(:,4);
x4=data(:,5);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
x3in=x3(1:450);
x4in=x4(1:450);
xin=[x1in x2in x3in x4in];
x=[x1 x2 x3 x4];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
x3out=x3(451:563);
x4out=x4(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gausmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 17 : Syntax MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Trapezoidal

```
data=load('e:/yx1x2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
x3=data(:,4);
x4=data(:,5);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
x3in=x3(1:450);
x4in=x4(1:450);
xin=[x1in x2in x3in x4in];
x=[x1 x2 x3 x4];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
x3out=x3(451:563);
x4out=x4(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='trapmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 18 : *Syntax* MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi Keanggotaan Generalized Bell

```
data=load('e:/yx1x2.txt');
x1=data(:,2);
x2=data(:,3);
x3=data(:,4);
x4=data(:,5);
y=data(:,1);
x1in=x1(1:450);
x2in=x2(1:450);
x3in=x3(1:450);
x4in=x4(1:450);
xin=[x1in x2in x3in x4in];
x=[x1 x2 x3 x4];
yin=y(1:450);
x1out=x1(451:563);
x2out=x2(451:563);
x3out=x3(451:563);
x4out=x4(451:563);
yout=y(451:563);
epoch_n=100;
numMFs=2;
mfType='gbellmf';
in_fis1=genfis1([xin yin],numMFs,mfType);
out_fis1=anfis([xin yin],in_fis1,epoch_n);
y1_hat=evalfis(xin,out_fis1);
yt=evalfis(x,out_fis1);
y1a_hat=yt(451:563);
showfis(in_fis1)
showfis(out_fis1)
z=[451:1:563];
plot(z,y(451:563),z,yt(451:563))
legend('Training Data','ANFIS Output');
```

Lampiran 19 : Output SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel *Input* Iradiasi Matahari

Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MA1,1	0.60166	0.04164	14.45	<.0001	7				
MA1,2	0.58341	0.04165	14.01	<.0001	10				
MA1,3	-0.18908	0.04718	-4.01	<.0001	17				
AR1,1	0.52670	0.0071420	73.75	<.0001	7				
AR1,2	0.47330	0.0071421	66.27	<.0001	10				
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.70	1	0.1006	-0.030	-0.047	-0.045	-0.002	-0.007	-0.025
12	6.71	7	0.4594	0.004	0.009	0.072	-0.043	-0.028	-0.027
18	15.17	13	0.2968	0.077	-0.024	0.010	-0.070	0.021	0.076
24	20.94	19	0.3402	0.026	0.005	0.008	0.017	-0.021	-0.103
30	31.31	25	0.1788	-0.062	0.109	-0.024	-0.035	0.059	-0.021
36	35.51	31	0.2639	-0.008	-0.059	0.024	-0.020	0.057	-0.029
42	41.74	37	0.2723	-0.009	-0.056	0.012	0.068	-0.007	-0.066
48	46.73	43	0.3220	0.023	-0.039	0.059	-0.039	-0.025	0.048
Crosscorrelation Check of Residuals with Input x1									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	1.51	4	0.8244	-0.016	-0.009	0.022	-0.037	0.001	0.034
11	5.30	10	0.8706	0.046	-0.033	0.038	-0.037	-0.045	-0.019
17	6.66	16	0.9794	0.033	-0.023	-0.023	0.011	0.005	-0.027
23	12.54	22	0.9452	-0.049	-0.029	0.001	0.003	-0.060	0.079
29	20.79	28	0.8341	-0.074	0.044	0.035	-0.009	0.041	-0.089
35	27.10	34	0.7936	0.033	-0.056	-0.085	0.028	0.038	0.018
41	32.10	40	0.8089	-0.081	0.013	0.041	0.035	-0.031	0.024
47	41.28	46	0.6701	-0.066	-0.037	-0.022	0.089	-0.079	-0.005
Tests for Normality									
Test	--Statistic--	----p Value-----							
Shapiro-Wilk	W	0.990443	Pr < W	0.0051					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.036816	Pr > D	0.1410					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.115772	Pr > W-Sq	0.0730					
Anderson-Darling	A-Sq	0.858286	Pr > A-Sq	0.0277					
Q and LM Tests for ARCH Disturbances									
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM					
1	0.0378	0.8459	0.0357	0.8501					
2	0.0461	0.9772	0.0494	0.9756					
3	1.0337	0.7931	1.0460	0.7901					
4	1.0339	0.9046	1.0460	0.9027					
5	1.0587	0.9577	1.0843	0.9555					
6	1.0848	0.9822	1.0876	0.9821					
7	2.2972	0.9416	2.3498	0.9380					
8	2.6596	0.9539	2.8223	0.9450					
9	2.6633	0.9762	2.8229	0.9709					
10	2.7092	0.9875	2.9650	0.9822					
11	3.5746	0.9808	3.6785	0.9784					
12	3.8546	0.9859	3.9549	0.9842					

Lampiran 20 : Output SAS Model Fungsi Transfer Parsial dengan Variabel Input Suhu

Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
NUM1	1.02836	0.19371	5.31	<.0001	0	x2		2	
NUM1,1	0.58016	0.19371	2.99	0.0027	1	x2		2	
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.20	6	0.3029	-0.009	0.068	0.010	-0.094	0.034	0.030
12	14.97	12	0.2433	-0.030	0.079	0.029	0.050	0.080	-0.002
18	24.04	18	0.1538	-0.061	-0.017	-0.103	0.050	-0.034	0.032
24	25.80	24	0.3633	-0.005	0.006	-0.034	0.003	-0.047	-0.017
30	30.12	30	0.4596	-0.025	0.061	-0.010	0.009	0.030	-0.060
36	31.70	36	0.6731	-0.027	0.011	-0.043	0.010	-0.006	-0.020
42	39.04	42	0.6015	0.056	0.038	-0.052	-0.026	-0.070	-0.046
48	46.57	48	0.5317	-0.040	0.035	0.015	0.091	0.024	0.055
Crosscorrelation Check of Residuals with Input x2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	6.32	4	0.1766	0.021	0.029	0.070	0.073	-0.006	0.050
11	10.09	10	0.4324	-0.041	-0.057	-0.054	-0.011	0.021	0.001
17	16.19	16	0.4397	-0.042	0.008	0.036	-0.006	-0.056	-0.086
23	17.60	22	0.7295	-0.004	-0.002	0.054	-0.002	-0.000	0.016
29	24.96	28	0.6302	-0.047	-0.071	0.034	-0.001	-0.048	0.076
35	28.55	34	0.7318	-0.014	0.015	-0.053	0.027	-0.045	-0.044
41	29.88	40	0.8785	-0.042	-0.021	0.000	0.012	0.005	0.024
47	36.42	46	0.8431	-0.034	0.060	-0.052	-0.017	0.038	-0.074
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Milk	W	0.990443	Pr < W	0.0051					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.036816	Pr > D	0.1410					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.115772	Pr > W-Sq	0.0730					
Anderson-Darling	A-Sq	0.858286	Pr > A-Sq	0.0277					
Q and LM Tests for ARCH Disturbances									
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM					
1	0.0656	0.7978	0.0754	0.7836					
2	0.4498	0.7986	0.4801	0.7866					
3	0.9355	0.8168	0.9357	0.8168					
4	1.0386	0.9039	1.0175	0.9071					
5	2.1137	0.8332	2.3318	0.8016					
6	2.5817	0.8592	2.8100	0.8323					
7	2.6732	0.9135	2.8656	0.8972					
8	2.6807	0.9528	2.9290	0.9387					
9	2.8345	0.9705	3.1070	0.9599					
10	2.8408	0.9849	3.1071	0.9788					
11	6.2304	0.8576	5.9274	0.8782					
12	8.7792	0.7217	8.1664	0.7720					

Lampiran 21 : Output SAS Model Fungsi Transfer Simultan dengan Variabel *Input* Iradiasi dan Suhu

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	-0.10139	0.04730	-2.14	0.0321	4	y	0
AR1,2	-0.11500	0.04817	-2.39	0.0170	15	y	0
NUM1	0.03197	0.0058744	5.44	<.0001	0	x1	1
NUM1,1	0.01352	0.0056810	2.38	0.0173	1	x1	1
NUM2	0.82994	0.20087	4.13	<.0001	0	x2	2
NUM1,1	0.80173	0.21044	3.81	0.0001	1	x2	2

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.82	4	0.4312	0.032	0.069	0.022	0.004	0.045	0.014
12	11.10	10	0.3499	-0.006	0.043	0.017	0.085	0.080	-0.005
18	15.98	16	0.4541	-0.063	0.001	-0.009	0.055	-0.052	0.024
24	21.61	22	0.4835	-0.036	0.004	-0.045	0.019	-0.083	-0.036
30	25.83	28	0.5823	-0.030	0.043	-0.017	-0.011	0.024	-0.071
36	28.26	34	0.7445	-0.031	0.048	-0.034	-0.007	-0.022	-0.002

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x1									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	1.55	4	0.8183	-0.007	-0.005	0.022	-0.045	0.012	0.028
11	6.35	10	0.7851	0.041	-0.041	0.046	-0.047	-0.047	-0.028
17	7.65	16	0.9586	0.030	-0.011	-0.034	0.001	0.020	-0.017
23	13.03	22	0.9324	-0.053	-0.028	-0.003	-0.012	-0.050	0.076
29	20.78	28	0.8344	-0.073	0.044	0.029	-0.005	0.044	-0.085
35	26.74	34	0.8079	0.019	-0.046	-0.032	0.030	0.036	0.015
41	32.58	40	0.7915	-0.080	0.023	0.048	0.033	-0.038	0.036

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x2									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	6.79	4	0.1473	0.040	0.046	0.082	0.047	0.024	0.043
11	10.20	10	0.4290	-0.017	-0.047	-0.070	0.008	0.012	-0.001
17	15.62	16	0.4799	-0.053	0.009	0.041	0.007	-0.057	-0.065
23	18.04	22	0.7034	-0.016	0.011	0.048	-0.025	-0.044	0.012
29	25.11	28	0.6219	-0.035	-0.074	0.023	-0.008	-0.045	0.080
35	28.48	34	0.7349	0.000	0.013	-0.062	0.032	-0.031	-0.039
41	30.18	40	0.8702	-0.048	-0.030	0.022	0.004	-0.007	0.006
47	35.87	46	0.8587	-0.016	0.052	-0.029	-0.023	0.055	-0.073

Lampiran 21 : (Lanjutan)

Tests for Normality				
Test	--Statistic---		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.992137	Pr < W	0.0178
Kolmogorov-Smirnov	D	0.031446	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.098941	Pr > W-Sq	0.1190
Anderson-Darling	A-Sq	0.72401	Pr > A-Sq	0.0611

Q and LM Tests for ARCH Disturbances				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.1447	0.7036	0.1273	0.7213
2	0.1447	0.9302	0.1278	0.9381
3	0.8909	0.8276	0.8760	0.8312
4	1.0534	0.9016	0.9682	0.9146
5	2.1629	0.8262	2.1988	0.8210
6	2.2331	0.8971	2.3463	0.8852
7	2.4149	0.9334	2.5810	0.9203
8	2.6341	0.9521	3.0749	0.9296
9	2.6341	0.9752	3.0798	0.9610
10	2.6945	0.9877	3.1123	0.9787
11	3.3281	0.9856	3.5689	0.9809
12	3.7498	0.9875	3.8936	0.9853

Lampiran 22 : *Output* MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Iradiasi Matahari dan Fungsi *Gaussian*

```

1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs   [2 2]
5. NumOutputMFs  4
6. NumRules       4
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14. OutLabels     output
15. InRange       [775 849]
16.               [775 849]
17. OutRange      [9.107 22]
18. InMFLabels   in1mf1
19.               in1mf2
20.               in2mf1
21.               in2mf2
22. OutMFLabels  out1mf1
23.               out1mf2
24.               out1mf3
25.               out1mf4
26. InMFTypes     gaussmf
27.               gaussmf
28.               gaussmf
29.               gaussmf
30. OutMFTypes    linear
31.               linear
32.               linear
33.               linear
34. InMFParams    [29.53 773 0 0]
35.               [30.66 848.1 0 0]
36.               [30.38 775.3 0 0]
37.               [30.02 850.3 0 0]
38. OutMFParams   [0.2637 -0.2773 26.08 0]
39.               [-0.05704 -0.2664 284 0]
40.               [0.1978 0.1369 -256.9 0]
41.               [-0.03521 0.1068 -44.29 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.               [1 2]
44.               [2 1]
45.               [2 2]

```

Lampiran 23 : *Output* MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Iradiasi Matahari dan Fungsi *Trapezoidal*

```

1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs   [2 2]
5. NumOutputMFs  4
6. NumRules       4
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14. OutLabels     output
15. InRange       [775 849]
16.               [775 849]
17. OutRange      [9.107 22]
18. InMFLabels   in1mf1
19.               in1mf2
20.               in2mf1
21.               in2mf2
22. OutMFLabels  out1mf1
23.               out1mf2
24.               out1mf3
25.               out1mf4
26. InMFTypes    trapmf
27.               trapmf
28.               trapmf
29.               trapmf
30. OutMFTypes   linear
31.               linear
32.               linear
33.               linear
34. InMFParams    [723.2 752.8 796.7 824.9]
35.               [798.8 826.3 871.2 900.8]
36.               [723.2 752.8 797.7 824.7]
37.               [798.5 827.3 871.2 900.8]
38. OutMFParams  [0.1213 -0.1077 4.972 0]
39.               [0.03131 -0.089 64.26 0]
40.               [0.09962 0.04011 -97.83 0]
41.               [0.02283 0.02436 -23.05 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.               [1 2]
44.               [2 1]
45.               [2 2]

```

Lampiran 24 : *Output* MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Iradiasi Matahari dan Fungsi *Generalized Bell*

```

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs  [2 2]
5. NumOutputMFs 4
6. NumRules      4
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod    max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels     input1
13.              input2
14. OutLabels    output
15. InRange      [775 849]
16.              [775 849]
17. OutRange     [9.107 22]
18. InMFLabels   in1mf1
19.              in1mf2
20.              in2mf1
21.              in2mf2
22. OutMFLabels  out1mf1
23.              out1mf2
24.              out1mf3
25.              out1mf4
26. InMFTypes    gbellmf
27.              gbellmf
28.              gbellmf
29.              gbellmf
30. OutMFTypes   linear
31.              linear
32.              linear
33.              linear
34. InMFParams   [36.9 0.6145 774.9 0]
35.              [37.35 3.557 848.5 0]
36.              [37.51 4.725 775.7 0]
37.              [36.84 1.076 849.2 0]
38. OutMFParams  [0.1998 -0.121 -47.86 0]
39.              [-0.0184 -0.1612 163.9 0]
40.              [0.06161 0.06399 -86.95 0]
41.              [0.01691 0.06661 -52.69 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.              [1 2]
44.              [2 1]
45.              [2 2]

```

Lampiran 25 : *Output* MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Suhu dan Fungsi *Gaussian*

```

1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs   [2 2]
5. NumOutputMFs  4
6. NumRules       4
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14. OutLabels     output
15. InRange       [33.77 37.63]
16.               [33.77 37.63]
17. OutRange      [9.107 22]
18. InMFLabels   in1mf1
19.               in1mf2
20.               in2mf1
21.               in2mf2
22. OutMFLabels  out1mf1
23.               out1mf2
24.               out1mf3
25.               out1mf4
26. InMFTypes     gaussmf
27.               gaussmf
28.               gaussmf
29.               gaussmf
30. OutMFTypes    linear
31.               linear
32.               linear
33.               linear
34. InMFParams    [1.884 34.01 0 0]
35.               [2.068 37.53 0 0]
36.               [0.7007 33.27 0 0]
37.               [1.585 37.52 0 0]
38. OutMFParams   [135.7 -137.2 -77.54 0]
39.               [9.425 -3.572 -166.9 0]
40.               [-119.6 123.2 17.38 0]
41.               [12.28 1.712 -509.2 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.               [1 2]
44.               [2 1]
45.               [2 2]

```

Lampiran 26 : *Output* MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Suhu dan Fungsi *Trapezoidal*

```

1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs   [2 2]
5. NumOutputMFs  4
6. NumRules       4
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14. OutLabels     output
15. InRange       [33.77 37.63]
16.               [33.77 37.63]
17. OutRange      [9.107 22]
18. InMFLabels   in1mf1
19.               in1mf2
20.               in2mf1
21.               in2mf2
22. OutMFLabels  out1mf1
23.               out1mf2
24.               out1mf3
25.               out1mf4
26. InMFTypes    trapmf
27.               trapmf
28.               trapmf
29.               trapmf
30. OutMFTypes    linear
31.               linear
32.               linear
33.               linear
34. InMFParams    [31.07 32.61 35.01 37.01]
35.               [34.5 36.46 38.79 40.33]
36.               [31.07 32.61 34.87 36.39]
37.               [34.92 36.42 38.79 40.33]
38. OutMFParams   [12.01 -14.23 101.1 0]
39.               [1.756 -7.559 233.7 0]
40.               [8.394 15.06 -827.3 0]
41.               [5.468 6.632 -427.5 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.               [1 2]
44.               [2 1]
45.               [2 2]

```

Lampiran 27 : Output MATLAB Model ANFIS dengan *Input* Suhu dan Fungsi *Generalized Bell*

```

1. Name          anfis
2. Type          sugeno
3. Inputs/Outputs [2 1]
4. NumInputMFs  [2 2]
5. NumOutputMFs 4
6. NumRules     4
7. AndMethod     prod
8. OrMethod      max
9. ImpMethod     prod
10. AggMethod    max
11. DefuzzMethod wtaver
12. InLabels     input1
13.              input2
14. OutLabels    output
15. InRange      [33.77 37.63]
16.              [33.77 37.63]
17. OutRange     [9.107 22]
18. InMFLabels  in1mf1
19.              in1mf2
20.              in2mf1
21.              in2mf2
22. OutMFLabels out1mf1
23.              out1mf2
24.              out1mf3
25.              out1mf4
26. InMFTypes   gbellmf
27.              gbellmf
28.              gbellmf
29.              gbellmf
30. OutMFTypes  linear
31.              linear
32.              linear
33.              linear
34. InMFParams  [2.35 2.284 34.22 0]
35.              [2.298 2.015 37.36 0]
36.              [0.9542 2.279 33.18 0]
37.              [2.081 2.176 37.31 0]
38. OutMFParams [138.7 -142.6 -1.537 0]
39.              [17.11 -4.348 -390.2 0]
40.              [-140.3 146.4 -46.66 0]
41.              [25.73 2.78 -1058 0]
42. Rule Antecedent [1 1]
43.               [1 2]
44.               [2 1]
45.               [2 2]

```

Lampiran 28 : Output MATLAB Model ANFIS Simultan dengan Fungsi *Gaussian*

```
1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [4 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2 2]
5. NumOutputMFs  16
6. NumRules       16
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15.               input4
16. OutLabels     output
17. InRange       [775 849]
18.               [775 849]
19.               [33.77 37.63]
20.               [33.77 37.63]
21. OutRange      [9.107 22]
22. InMFLabels   in1mf1
23.               in1mf2
24.               in2mf1
25.               in2mf2
26.               in3mf1
27.               in3mf2
28.               in4mf1
29.               in4mf2
30. OutMFLabels  out1mf1
31.               out1mf2
32.               out1mf3
33.               out1mf4
34.               out1mf5
35.               out1mf6
36.               out1mf7
37.               out1mf8
38.               out1mf9
39.               out1mf10
40.               out1mf11
41.               out1mf12
42.               out1mf13
43.               out1mf14
44.               out1mf15
45.               out1mf16
```


Lampiran 28 : (Lanjutan)

46.	InMFTypes	gaussmf
47.		gaussmf
48.		gaussmf
49.		gaussmf
50.		gaussmf
51.		gaussmf
52.		gaussmf
53.		gaussmf
54.	OutMFTypes	linear
55.		linear
56.		linear
57.		linear
58.		linear
59.		linear
60.		linear
61.		linear
62.		linear
63.		linear
64.		linear
65.		linear
66.		linear
67.		linear
68.		linear
69.		linear
70.	InMFParams	[31.45 775 0 0]
71.		[31.45 849 0 0]
72.		[31.46 775 0 0]
73.		[31.42 849 0 0]
74.		[1.22 33.59 0 0]
75.		[1.774 37.55 0 0]
76.		[0.5964 33.44 0 0]
77.		[0.5494 37.86 0 0]
78.	OutMFParams	[-3.405 1.986 70.47 -31.07 -194.4]
79.		[9.493 -3.556 -40.48 -100.6 429.2]
80.		[2.007 -1.495 0.1916 13.85 -924.2]
81.		[-2.921 0.5922 4.675 57.71 -394.9]
82.		[2.241 -1.79 -9.943 -1.753 114.6]
83.		[-7.972 2.064 64.1 60.68 218.4]
84.		[-0.6955 -0.2358 28.8 -5.887 -34.67]
85.		[2.13 -0.7845 -6.029 -44.22 757.6]
86.		[4.517 -2.463 -13.97 -26.08 -261.6]
87.		[2.747 4.259 8.668 -181.4 335.8]
88.		[-1.234 1.338 21.87 3.663 -968.5]
89.		[-0.6256 -0.9625 -31.68 52.26 631.7]
90.		[-2.765 1.361 22.18 3.306 244.6]
91.		[-3.04 -1.599 -98.77 190.5 559]
92.		[1.254 0.1089 -32.82 17.46 -557.9]
93.		[0.3836 0.3996 18.56 -54.75 663.9]

Lampiran 29 : Output MATLAB Model ANFIS Simultan
dengan Fungsi *Trapezoidal*

```
1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [4 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2 2]
5. NumOutputMFs  16
6. NumRules       16
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15.               input4
16. OutLabels     output
17. InRange       [775 849]
18.               [775 849]
19.               [33.77 37.63]
20.               [33.77 37.63]
21. OutRange      [9.107 22]
22. InMFLabels   in1mf1
23.               in1mf2
24.               in2mf1
25.               in2mf2
26.               in3mf1
27.               in3mf2
28.               in4mf1
29.               in4mf2
30. OutMFLabels  out1mf1
31.               out1mf2
32.               out1mf3
33.               out1mf4
34.               out1mf5
35.               out1mf6
36.               out1mf7
37.               out1mf8
38.               out1mf9
39.               out1mf10
40.               out1mf11
41.               out1mf12
42.               out1mf13
43.               out1mf14
44.               out1mf15
45.               out1mf16
```

Lampiran 29 : (Lanjutan)

46.	InMFTypes	trapmf
47.		trapmf
48.		trapmf
49.		trapmf
50.		trapmf
51.		trapmf
52.		trapmf
53.		trapmf
54.	OutMFTypes	linear
55.		linear
56.		linear
57.		linear
58.		linear
59.		linear
60.		linear
61.		linear
62.		linear
63.		linear
64.		linear
65.		linear
66.		linear
67.		linear
68.		linear
69.		linear
70.	InMFParams	[723.2 752.8 797.2 826.8]
71.		[797.2 826.8 871.2 900.8]
72.		[723.2 752.8 797.2 826.8]
73.		[797.2 826.8 871.2 900.8]
74.		[31.07 32.61 34.87 36.63]
75.		[34.81 36.41 38.79 40.33]
76.		[31.07 32.61 35.32 35.84]
77.		[35.55 36.69 38.79 40.33]
78.	OutMFParams	[-0.3724 0.3053 26.35 -16.1 -277.7]
79.		[0.7565 -0.7249 1.015 -27.23 940.5]
80.		[0.7707 -0.5932 -1.206 16.5 -690.2]
81.		[-0.4095 0.4075 13.32 33.22 -1658]
82.		[0.01999 -0.1725 3.721 3.243 -97.68]
83.		[-1.822 0.08737 0.3219 31.6 246.4]
84.		[0.1382 -0.1849 22.66 -4.942 -580.7]
85.		[1.25 -0.01045 -21.32 -39.04 1193]
86.		[1.289 -0.6629 7.806 -0.6385 -753.6]
87.		[-0.998 1.438 -3.303 -30.39 870.1]
88.		[-0.9292 0.7155 27.26 -2.772 -683.6]
89.		[0.9844 -1.051 -27.72 22.23 261.9]
90.		[-0.5933 -0.05847 10.44 -19.95 887.3]
91.		[-0.8959 0.5622 -50.41 23.85 1212]
92.		[0.6965 0.2522 -24.26 31.3 -1010]
93.		[0.4334 -0.6901 5.713 -17.24 661.2]

Lampiran 30 : Output MATLAB Model ANFIS Simultan
dengan Fungsi *Generalized Bell*

```
1. Name           anfis
2. Type           sugeno
3. Inputs/Outputs [4 1]
4. NumInputMFs   [2 2 2 2]
5. NumOutputMFs  16
6. NumRules       16
7. AndMethod      prod
8. OrMethod       max
9. ImpMethod      prod
10. AggMethod     max
11. DefuzzMethod  wtaver
12. InLabels      input1
13.               input2
14.               input3
15.               input4
16. OutLabels     output
17. InRange       [775 849]
18.               [775 849]
19.               [33.77 37.63]
20.               [33.77 37.63]
21. OutRange      [9.107 22]
22. InMFLabels   in1mf1
23.               in1mf2
24.               in2mf1
25.               in2mf2
26.               in3mf1|
27.               in3mf2
28.               in4mf1
29.               in4mf2
30. OutMFLabels  out1mf1
31.               out1mf2
32.               out1mf3
33.               out1mf4
34.               out1mf5
35.               out1mf6
36.               out1mf7
37.               out1mf8
38.               out1mf9
39.               out1mf10
40.               out1mf11
41.               out1mf12
42.               out1mf13
43.               out1mf14
44.               out1mf15
45.               out1mf16
```


Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Achmad Zulfikar Noor, seorang laki-laki yang dilahirkan di Malang 25 November 1993, merupakan putra pertama dari pasangan yang bernama Nur Kholis dan Siti Asnah. Berawal dari pendidikan formal yang ditempuhnya di SDI Al-Maarif 1 Singosari, SMPN 1 Singosari, SMAN 1 Lawang hingga diterima S1 Statistika FMIPA ITS pada tahun 2011 melalui jalur SNMPTN (Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri) Tulis yang terdaftar dengan NRP. 1311100065. Selama duduk di bangku kuliah, penulis aktif di Forum Studi Islam Statistika (FORSIS) dengan jabatan terakhir sebagai Ketua Tim Media. Penulis juga aktif dalam beberapa kegiatan HIMASTA-ITS seperti BCS, PRS & STATION. Pengalaman penulis yang lain semasa kuliah yaitu kerja praktek di PJB O&M Paiton Baru pada Divisi Perencanaan dan Pengendalian Operasi (RENDAL OPS). Apabila ada kritik, saran maupun pertanyaan yang ingin ditujukan ke penulis dapat disampaikan melalui email achmad.zulfikar011@gmail.com , +6289675863133.