



TUGAS AKHIR - SS 141501

**PERAMALAN CURAH HUJAN HARIAN DI KOTA SEMARANG
MENGUNAKAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE
SYSTEM* (ANFIS)**

RR. SEKAR KALAKSITA
NRP 1312100 092

Dosen Pembimbing
Irhamah M.Si., Ph. D

PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016



TUGAS AKHIR - SS 141501

**DAILY RAINFALL FORECASTING IN SEMARANG USING
*ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)***

RR. SEKAR KALAKSITA
NRP 1312100 092

Dosen Pembimbing
Irhamah M.Si., Ph. D

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN CURAH HUJAN HARIAN
DI KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

TUGAS AKHIR

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains**

pada

**Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**Rr. Sekar Kalaksita
NRP 1312 100 092**


Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

**Irhamah, M.Si, Ph.D
NIP. 19780406 200112 2 002**

()

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS


Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016



PERAMALAN CURAH HUJAN HARIAN DI KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Nama Mahasiswa : Rr. Sekar Kalaksita
NRP : 1312 100 092
Jurusan : S-1 Statistika FMIPA ITS
Dosen Pembimbing: Irhamah M.Si., Ph.D

Abstrak

Kota Semarang sebagai ibukota Jawa Tengah merupakan salah satu kota yang berkembang di Pulau Jawa dan juga menjadi kota perdagangan. Dalam beberapa tahun terakhir ini, Kota Semarang menghadapi permasalahan yang cukup sulit, yaitu setiap tahun selalu mengalami bencana banjir dikarenakan letaknya yang dilalui oleh jalur pantura dan merupakan kawasan rob. Oleh sebab itu, perlu adanya peramalan curah hujan harian dengan akurasi yang tinggi untuk mengurangi dampak negatif seperti longsor, hujan badai, hingga banjir. Dalam penelitian ini dilakukan peramalan curah hujan di Stasiun Ahmad Yani dan Stasiun Maritim Tanjung Mas menggunakan metode ARIMA dan ANFIS. Model ARIMA terbaik untuk kedua stasiun pengamatan adalah ARIMA(1,1,1). Input optimum untuk ANFIS adalah jumlah curah hujan satu hari dan dua hari sebelumnya, dimana di stasiun Ahmad Yani menggunakan fungsi keanggotaan *Trapezoidal* dengan banyaknya MF sebesar 2 sedangkan di stasiun Maritim Tanjung Mas menggunakan fungsi keanggotaan *Gaussian* dengan banyaknya MF sebesar 3. Metode ANFIS menunjukkan kinerja akurasi peramalan yang lebih baik daripada ARIMA karena menghasilkan RMSE dan MAPE yang lebih kecil.

Katakunci : ANFIS, ARIMA, Curah Hujan Harian,
MAPE, RMSE

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAILY RAINFALL FORECASTING IN SEMARANG USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Name : Rr. Sekar Kalaksita
NRP : 1312 100 092
Department : Statistics
Supervisor : Irhamah, M.Si., Ph.D

Abstract

Semarang city as the capital of Central Java is one of the most developed cities in Java and is also a trading town. In recent years, the Semarang city faces quite difficult problem, which is, Semarang city experienced floods every year because it is located through the northern coastal road and is a rob area. Thus, it needs daily rainfall forecasting with high accuracy to reduce the negative impacts such as landslides, rain storms and floods. In this research, rainfall forecasting in Ahmad Yani Station and Maritim Tanjung Mas Station using ARIMA and ANFIS were done. The best ARIMA model for both stations is ARIMA (1,1,1). The optimum input for ANFIS is the daily rainfall for one and two days earlier, in which Trapezoidal membership function with 2MF was well suited for the station Ahmad Yani and Gaussian membership function with 3 MF for the Maritim Tanjung Mas station. ANFIS shows better accuracy performance than ARIMA since it gives better accuracy forecasting with smaller RMSE and MAPE.

Keywords : ANFIS, ARIMA, Daily Rainfall, MAPE, RMSE

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i> .	9
2.1.1 Identifikasi Model ARIMA	10
2.1.2 Estimasi Parameter Model ARIMA	14
2.1.3 Pengujian Signifikansi Model ARIMA	15
2.1.4 Pengujian Kesesuaian Model ARIMA	16
2.2 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	17
2.3 Pemilihan Model Terbaik	24
2.4 Pengujian Nonlinieritas	25
2.5 Curah Hujan.....	26
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	29
3.2 Langkah Analisis Data	30
3.3 Diagram Alir	32
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Statistika Deskriptif Data Curah Hujan	37

4.1.1	Statistika Deskriptif Data Curah Hujan di Ahmad Yani	39
4.1.2	Statistika Deskriptif Data Curah Hujan di Maritim Tanjung Mas.....	40
4.2	Peramalan Curah Hujan.....	41
4.2.1	Peramalan Curah Hujan di Ahmad Yani	41
4.2.2	Peramalan Curah Hujan di Maritim Tanjung Mas	63
4.3	Peramalan Curah Hujan Harian Periode Kedepan.....	74
4.3.1	Peramalan Curah Hujan Periode Kedepan di Ahmad Yani	74
4.3.2	Peramalan Curah Hujan Periode Kedepan di Maritim Tanjung Mas	76
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan.....	79
5.2	Saran.....	80
DAFTAR PUSTAKA		81
LAMPIRAN		83
BIODATA PENULIS		97

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi <i>Box-Cox</i>	11
Tabel 2.2 Struktur Plot ACF dan PACF Model ARIMA.....	14
Tabel 3.1 Struktur Data.....	29
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Data Curah Hujan Harian	37
Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani	48
Tabel 4.3 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani	49
Tabel 4.4 Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani.....	53
Tabel 4.5 Nilai RMSE, AIC dan MAPE Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani	54
Tabel 4.6 <i>Input</i> ANFIS Data Curah Hujan Harian Ahmad Yani	56
Tabel 4.7 Data yang Digunakan untuk Pelatihan.....	58
Tabel 4.8 Nilai Awal Parameter.....	58
Tabel 4.9 <i>Output</i> Lapis 2	59
Tabel 4.10 <i>Output</i> Lapis 3	59
Tabel 4.11 Parameter Linier Optimum	60
Tabel 4.12 <i>Output</i> Lapis 4	60
Tabel 4.13 <i>Output</i> Lapis 5	61
Tabel 4.14 Nilai RMSE <i>In-sample</i> Model ANFIS.....	61
Tabel 4.15 Nilai RMSE <i>Out-sample</i> Model ANFIS	62
Tabel 4.16 Nilai MAPE <i>Out-sample</i> Model ANFIS.....	63
Tabel 4.17 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	68
Tabel 4.18 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	69

Tabel 4.20	Nilai RMSE, AIC dan MAPE Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	71
Tabel 4.21	<i>Input</i> ANFIS Data Curah Hujan Harian Maritim Tanjung Mas	72
Tabel 4.22	Nilai RMSE <i>In-sample</i> Model ANFIS.....	73
Tabel 4.23	Nilai RMSE <i>Out-sample</i> Model ANFIS.....	74
Tabel 4.24	Nilai MAPE <i>Out-sample</i> Model ANFIS.....	74
Tabel 4.25	Perbandingan Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Ahmad Yani.....	75
Tabel 4.26	Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Ahmad Yani	76
Tabel 4.27	Perbandingan Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	76
Tabel 4.28	Perbandingan RMSE dan MAPE di Maritim Tanjung Mas	77
Tabel 4.29	Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	78

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Aristekstur ANFIS..... 19
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian..... 32
Gambar 4.1	<i>Box Plot</i> Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani 39
Gambar 4.2	<i>Box Plot</i> Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas 40
Gambar 4.3	<i>Time Series Plot</i> Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani..... 42
Gambar 4.4	<i>Box-Cox</i> Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani 43
Gambar 4.5	<i>Box-Cox Transformation</i> Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani..... 44
Gambar 4.6	Plot ACF Setelah Transformasi Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani..... 45
Gambar 4.7	Plot ACF (a) dan Plot <i>Time Series</i> (b) Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i> 1 Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani..... 46
Gambar 4.8	Plot PACF Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i> 1 Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani..... 46
Gambar 4.9	Arsitektur ANFIS <i>Input</i> Z_{t-1} dan Z_{t-2} 57
Gambar 4.10	<i>Time Series Plot</i> Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas 64
Gambar 4.11	<i>Box-Cox</i> Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas 64
Gambar 4.12	<i>Box-Cox Transformation</i> Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas..... 65
Gambar 4.13	Plot ACF Setelah Transformasi Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas 65
Gambar 4.14	Plot ACF (a) dan Plot <i>Time Series</i> (b) Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i> 1 Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas 66

Gambar 4.15	Plot PACF Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i> 1 Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	67
Gambar 4.16	Perbandingan antara metode ARIMA dengan ANFIS Pada Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani.....	75
Gambar 4.17	Perbandingan antara metode ARIMA dengan ANFIS Pada Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas	77

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Data Curah Hujan Harian di Lokasi Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas 83
Lampiran 2	<i>Syntax</i> SAS Model ARIMA(1,1,1)..... 84
Lampiran 3	Hasil SAS ARIMA(1,1,1) 85
Lampiran 4	<i>Syntax</i> MATLAB Metode ANFIS dengan <i>input</i> Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* 93
Lampiran 5	Surat Pernyataan Data Sekunder 95

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kota Semarang sebagai ibukota Jawa Tengah merupakan kota metropolitan kelima di Indonesia setelah Jakarta, Surabaya, Bandung, dan Medan. Luas wilayah Kota Semarang adalah sebesar 373,70 km² yang terdiri dari 10,59 persen lahan sawah, 37,70 persen lahan kering, dan 51,71 persen perairan. Secara geografis, Kota Semarang terletak antara garis 6^o50'-7^o10' Lintang Selatan dan garis 109^o35'-110^o50' Bujur Timur serta dibatasi dengan Kabupaten Kendal di sebelah barat, Kabupaten Demak di sebelah timur, Kabupaten Semarang di sebelah selatan, dan Laut Jawa di sebelah utara (Bappeda Kota Semarang, 2014). Letak Kota Semarang yang berada di tengah Pulau Jawa, menjadikan kota tersebut disebut sebagai *Central Point Regional Marketing* dengan kota besar lainnya seperti Jakarta, Bandung, dan Surabaya. Kota Semarang juga merupakan salah satu kota yang paling berkembang di Pulau Jawa dan menjadi kota perdagangan. Hal ini menjadikan Kota Semarang mempunyai kelengkapan sarana prasarana fisik sehingga dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi di kota tersebut. Selain jumlah penduduknya yang sekitar 1,7 juta jiwa dan memiliki Sumber Daya Manusia (SDM) yang berkualitas serta infrastruktur yang memadai, sektor transportasi juga turut mendorong pertumbuhan dan perkembangan di Kota Semarang berjalan dengan cepat.

Seiring dengan laju pembangunan Kota Semarang, pertumbuhan dan perkembangan kota telah menyebabkan perubahan tata guna lahan. Dalam beberapa tahun terakhir ini, Kota Semarang menghadapi permasalahan yang cukup sulit, yaitu setiap tahun selalu mengalami bencana banjir. Pada tahun 2013 dan 2014, banjir di Kota Semarang telah mengacaukan seluruh transportasi lintas Jawa. Jalur Pantura terputus selama beberapa hari karena banjir yang telah menggenangi di jalan raya pantura kawasan Kota Semarang. Selain itu, banjir juga menggenangi rel kereta bahkan

hingga masuk ke peron stasiun Semarang, menyebabkan arus lalu lintas kereta tujuan Jakarta-Semarang-Surabaya terhenti total. Pada awal tahun 2016, banjir setinggi 20 sentimeter hingga 50 sentimeter telah merendam beberapa kawasan di Kota Semarang, seperti daerah Tawang Sari dan Kaligawe. Apalagi tiap tahun, kondisi Bandara Udara Ahmad Yani lumpuh total dikarenakan luapan air hujan yang menggenangi lapangan sekitar sehingga sejumlah jadwal penerbangan tertunda dengan waktu tentatif. Hal ini mengakibatkan aktivitas perekonomian di Kota Semarang agak tersendat karena tertundanya pengiriman barang dan terganggunya kegiatan ekonomi. Peningkatan dan penurunan jumlah curah hujan yang tak menentu di Kota Semarang tersebut diakibatkan karena letak Kota Semarang dilalui oleh jalur pantai utara (pantura) yang sering dilanda banjir ketika musim penghujan. Selain itu, sebagian wilayah Kota Semarang juga merupakan kawasan rob yaitu kawasan yang terkena banjir akibat pasang naik air laut yang menggenangi daratan dan umumnya terjadi di daerah yang lebih rendah dari permukaan air laut (Bakti, 2010). Banjir rob merupakan bencana yang muncul berkaitan dengan siklus gerak bulan. Dengan demikian banjir ini berulang bulanan. Daerah yang terkena bencana ini adalah dataran pantai di daerah pesisir yang rendah atau daerah rawa-rawa pantai. Genangan banjir ini dapat diperkuat dengan banjir karena curah hujan. Jadi, banjir ini dapat terjadi lebih hebat di saat musim hujan (Nurhayati, 2012). Oleh sebab itu, perlu adanya peramalan dengan tingkat akurasi tinggi untuk mendapatkan informasi mengenai jumlah curah hujan yang ada di Kota Semarang. Hasil akurasi tersebut akan berguna untuk mengurangi dampak negatif yang ditimbulkan oleh intensitas curah hujan seperti longsor, hujan badai, hingga banjir.

Curah hujan merupakan suatu data deret waktu (*time series*) karena merupakan pengamatan dari waktu ke waktu. Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk membuat peramalan data *time series*. Menurut Makridakis dan Hibon (2000), tidak ada metode peramalan yang menjamin bahwa metode tersebut adalah yang terbaik untuk suatu data *time series*. Setiap metode peramalan

memiliki pendekatan yang berbeda-beda dalam pembentukan suatu model. Suatu peramalan dari satu metode dengan metode yang lain akan menghasilkan nilai yang berbeda-beda. Metode yang terbaik dipilih berdasarkan tingkat akurasi dan validasi yang dihasilkan. Salah satu metode peramalan yang nonlinier dan hingga saat ini berkembang serta masih digunakan adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah jaringan adaptif yang berbasis sistem inferensi *fuzzy* dan menggunakan konsep komunikasi manusia serta memperhatikan nilai ekstrim dan fluktuasi data yang tinggi dalam prosesnya. Pendekatan ANFIS merupakan metode peramalan yang dalam beberapa dekade terakhir sedang berkembang pesat dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi serta kemudahan dalam menghitung.

Penelitian ini menggabungkan model ARIMA dan ANFIS, hal ini dikarenakan dalam dunia nyata jarang ditemukan kejadian *time series* yang murni linier ataupun murni non linier. Model ARIMA digunakan untuk menyelesaikan kasus *time series* yang linier, sedangkan metode ANFIS digunakan untuk menyelesaikan kasus *time series* yang nonlinier. Mengingat curah hujan saat ini sering berubah-ubah dengan sangat cepat bahkan hingga kondisi yang ekstrim, diharapkan dengan penggunaan ANFIS dapat diperoleh model yang mampu menghasilkan akurasi nilai ramalan curah hujan yang lebih tinggi dibanding metode peramalan yang linier.

Dewi (2011) melakukan peramalan kecepatan angin di Bandara Juanda Surabaya dengan menerapkan kombinasi dari pemilihan banyak fungsi keanggotaan (*membership function*), jenis fungsi keanggotaan, dan jenis *input* yang berbeda menggunakan metode ANFIS. Penggunaan metode yang sama dilakukan oleh Dewi (2011) dengan meramalkan kecepatan angin di Sumenep. Kedua penelitian tersebut menghasilkan keputusan bahwa ANFIS mampu menghasilkan tingkat akurasi ramalan yang tinggi dengan nilai RMSE yang kecil. Faulina (2011) melakukan peramalan kecepatan angin rata-rata harian di Sumenep dengan ANFIS dan ARIMA. Hasil yang didapatkan adalah ANFIS memberikan hasil

ramalan dengan akurasi lebih tinggi karena menunjukkan RMSE yang lebih kecil dibanding ARIMA.

Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) merupakan sebuah Lembaga Non Departemen (LPND) yang bertugas melaksanakan tugas pemerintah di bidang meteorologi, klimatologi, kualitas udara, dan geofisika. Salah satu pengamatan yang dilakukan oleh BMKG yaitu mengenai cuaca dengan indikator yang digunakan adalah curah hujan. BMKG pernah melakukan peramalan curah hujan dengan menggunakan metode ANFIS. Dalam penelitian ini, akan dilakukan peramalan curah hujan pada wilayah yang berbeda, yaitu stasiun Ahmad Yani dan stasiun Maritim Tanjung Mas. Peramalan curah hujan dengan metode ANFIS dalam penelitian ini menerapkan kombinasi dari pemilihan banyak fungsi keanggotaan, jenis fungsi keanggotaan, dan jenis *input* yang berbeda. Hasil akhir yang diharapkan adalah metode ANFIS dengan kombinasi terbaik dari jenis *input*, jenis fungsi keanggotaan, dan banyak fungsi keanggotaan yang meminimumkan RMSE dan MAPE.

Dalam pendekatan ANFIS, terdapat persoalan mengenai jumlah *membership function* yang digunakan. Dalam penelitian ini, jumlah *membership function* yang digunakan bermacam-macam sehingga nantinya akan dapat dibandingkan dan diketahui jumlah *membership function* mana yang lebih baik sedangkan BMKG hanya menggunakan satu skema *membership function*. Sama halnya dengan ARIMA, BMKG hanya menggunakan satu model tanpa melakukan perbandingan dengan model ARIMA yang lain.

Beberapa penelitian mengenai curah hujan pernah diterapkan oleh Widiarso (2012) yang melakukan peramalan curah hujan di Kabupaten Ngawi menggunakan metode ARIMA dengan dua stasiun pengamatan. Di stasiun pengamatan pertama menghasilkan kinerja yang tidak terlalu baik karena menunjukkan nilai RMSE yang cukup besar sedangkan di stasiun kedua menghasilkan kinerja yang sangat baik karena menunjukkan nilai RMSE yang lebih kecil dibanding stasiun pengamatan yang pertama. Faulina (2014) juga melakukan peramalan curah hujan di Kota Batu, Malang menggu-

nakan *ensemble* ARIMA dan ARIMA dengan enam stasiun pengamatan. Namun, model ARIMA lebih baik daripada *ensemble* ARIMA dalam kasus curah hujan di Kota Batu, Malang karena memiliki akurasi lebih baik yaitu nilai RMSE yang lebih kecil.

Hingga saat ini, belum banyak evaluasi terhadap hasil ramalan curah hujan melalui perbandingan dari beberapa metode peramalan dan tidak adanya jaminan bahwa metode peramalan yang digunakan merupakan metode terbaik, sehingga dalam penelitian ini akan digunakan beberapa metode untuk mendapatkan hasil ramalan data curah hujan di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas di Kota Semarang dengan melihat tingkat akurasi yang paling baik, yaitu menggunakan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

1.2 Rumusan Masalah

Kota Semarang merupakan salah satu kota metropolitan yang sering mengalami longsor dan hujan hingga banjir. Hal ini diperparah dengan geografisnya yang dilalui oleh jalur pantai utara (pantura) dan sebagian Kota Semarang yang merupakan kawasan rob. Banjir rob dapat terjadi lebih hebat apabila jumlah curah hujan tinggi atau pada saat musim hujan. Kondisi tersebut dapat mempengaruhi aktivitas di berbagai sektor seperti perdagangan yang merupakan salah satu sektor dengan kontribusi terbesar sebagai pendorong pertumbuhan ekonomi di Kota Semarang. Kondisi curah hujan yang mempunyai keragaman besar, baik dalam skala ruang maupun dalam skala waktu dibutuhkan suatu metode yang tepat untuk memprediksi curah hujan. Oleh karena itu, diperlukan pengetahuan terkait peramalan curah hujan dengan akurasi tinggi terutama di Kota Semarang agar dapat mengurangi dampak negatif yang ditimbulkan seperti longsor, hujan badai, dan banjir. Stasiun Ahmad Yani dan Stasiun Maritim Tanjung Mas merupakan salah satu stasiun yang bertugas sebagai pengamat cuaca, salah satunya adalah curah hujan. Beberapa metode peramalan yang dapat digunakan pada curah hujan adalah ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Oleh sebab

itu, permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah meramalkan curah hujan Kota Semarang dengan dua stasiun pengamatan, yaitu Stasiun Ahmad Yani dan Stasiun Maritim Tanjung Mas, dalam beberapa periode ke depan menggunakan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui karakteristik data curah hujan Kota Semarang di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas selama beberapa kurun waktu terakhir.
2. Melakukan peramalan curah hujan Kota Semarang di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas menggunakan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
3. Membandingkan hasil peramalan curah hujan Kota Semarang di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas dengan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
4. Mendapatkan hasil peramalan curah hujan untuk periode 7 hari ke depan dengan pemodelan yang terbaik.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dalam penelitian ini adalah mampu menerapkan pemodelan *time series* di kasus nyata untuk mendapatkan nilai ramalan curah hujan Kota Semarang di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas untuk periode selanjutnya. Selain itu, memberikan tambahan informasi sebagai bahan pertimbangan bagi Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) untuk perkiraan curah hujan masa yang akan datang serta untuk mengembangkan wawasan statistika khususnya dalam hal peramalan.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah hanya dilakukan di dua lokasi stasiun pengamatan yaitu Stasiun Meteorologi Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas dan variabel yang digunakan adalah curah hujan tanpa mempertimbangkan variabel lain. Banyaknya *membership function* yang digunakan dalam pendekatan ANFIS hanya 2 dan 3.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai teori serta konsep dalam pembentukan model ARIMA dan ANFIS, kriteria pemilihan model yang terbaik, pengujian nonlinieritas, serta pengertian tentang curah hujan.

2.1 *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Model ARIMA merupakan model yang sangat kuat dalam peramalan jangka pendek (Hanke & Winchern, 2005). Menurut Wei (2006), model ARIMA merupakan model yang dapat mengimplementasikan suatu proses deret waktu (*time series*) yang bersifat tidak stasioner secara univariat. Metode ARIMA merupakan kombinasi dari proses *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) yang digunakan dalam model peramalan data *time series*. Bentuk umum model ARIMA(p,d,q) dengan konstanta adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t. \quad (2.1)$$

Selain bentuk di atas ARIMA memiliki beberapa model ekspansi, salah satu diantaranya adalah ARIMA yang digunakan untuk data yang memiliki tren dan efek musiman atau lazim disebut SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dengan model yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t. \quad (2.2)$$

Proses *Autoregressive* (AR) menggambarkan situasi dimana nilai Z_t pada saat ini memiliki ketergantungan (dependensi) dengan nilai-nilai sebelumnya yaitu nilai $(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots)$ ditambah dengan suatu *random shock* (a_t). Wei (2006) menyatakan bahwa bentuk umum model AR(p) adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t, \quad (2.3)$$

atau

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

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

Model *Moving Average* (MA) menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel dependen Z_t dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya. Wei (2006) menyatakan bahwa bentuk umum model MA(q) adalah sebagai berikut.

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

atau

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

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

2.1.1 Identifikasi Model ARIMA

Secara umum, model ARIMA dituliskan dengan notasi ARIMA(p, d, q) dengan p menyatakan orde dari proses *Auto-regressive* (AR), d menyatakan pembedaan (*differencing*), dan q menyatakan orde dari proses *Moving Average* (MA). Dalam melakukan identifikasi model, langkah pertama yang dilakukan adalah dengan membuat plot data. Dalam pemeriksaan plot, perlu memperhatikan apakah data dipengaruhi oleh tren, musiman, *outlier*, serta apakah data *time series* termasuk tidak berdistribusi normal dan tidak stasioner. Dengan memandang suatu pengamatan Z_1, Z_2, \dots, Z_n sebagai suatu proses stokastik, maka variabel random $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ dikatakan stasioner apabila:

$$F(Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}) = F(Z_{t_1+k}, Z_{t_2+k}, \dots, Z_{t_n+k}). \quad (2.5)$$

Oleh sebab itu, dalam model peramalan menghendaki data yang stasioner baik dalam *mean* maupun varians. Suatu deret waktu dikatakan tidak stasioner dalam varians jika deret tersebut tidak berfluktuasi dalam varians yang konstan. Pengujian yang dapat dilakukan untuk mengetahui homogenitas varians dapat menggunakan uji F dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1$$

$$H_1: \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \neq 1$$

Statistik uji yang digunakan dalam penelitian ini adalah

$$F = \frac{S_1^2}{S_2^2} \quad (2.6)$$

dengan

S_1^2 merupakan varians kelompok 1

S_2^2 merupakan varians kelompok 2

Apabila $F \geq F_{(\alpha, df_1, df_2)}$ dimana df_1 merupakan banyaknya observasi kelompok 1 dan df_2 merupakan banyaknya observasi kelompok 2 maka dapat disimpulkan tolak H_0 atau dapat dikatakan varians data tidak homogen (Walpole, Myers, Myers, & Ye, 2012). Oleh karena itu, jika data belum stasioner dalam varians maka dapat melakukan transformasi *Box-Cox* dengan melihat Tabel 2.1 atau menggunakan rumus sebagai berikut.

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{\lambda-1}}{\lambda} \quad (2.7)$$

Berikut ini adalah nilai λ dan transformasinya.

Tabel 2.1. Transformasi *Box-Cox*

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

sumber: (Wei, 2006).

Setelah data stasioner dalam varians, maka dilanjutkan dengan stasioneritas data dalam *mean*. Suatu deret waktu dikatakan tidak stasioner dalam *mean* jika deret tersebut tidak berfluktuasi di sekitar *mean* (nilai tengah). Pengujian yang dapat dilakukan untuk

mengetahui apakah terdapat perbedaan dalam *mean* dapat menggunakan uji T dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Statistik uji yang digunakan dalam penelitian ini adalah

$$T = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{S_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad (2.8)$$

dengan:

$$S_p = \frac{s_1^2(n_1-1) + s_2^2(n_2-1)}{n_1 + n_2 - 2}.$$

Apabila $T > T_{\alpha/2, n_1+n_2-2}$ atau $T < -T_{\alpha/2, n_1+n_2-2}$ maka dapat dikatakan tolak H_0 atau terdapat perbedaan antara kelompok 1 dan kelompok 2 (Walpole, Myers, Myers, & Ye, 2012). Apabila data belum stasioner dalam *mean*, maka dilakukan proses *differencing*. Proses *differencing* merupakan suatu proses mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode yang lainnya secara berurutan. Bentuk umum ARIMA (p,d,q) diberikan di persamaan (1) dengan $(1 - B)^d$ adalah *differencing* non musiman (Wei, 2006). Selain itu, indikator adanya ketidakstasioneran dalam *mean* adalah ACF suatu deret Z_t yang menurun dengan lambat.

Selanjutnya adalah melakukan perhitungan dan pemeriksaan plot ACF dan PACF data asli. Hal ini berfungsi untuk melakukan konfirmasi lanjutan dalam keperluan orde *differencing*, sehingga data yang telah *didifferencing* sudah stasioner.

2.1.1.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

ACF merupakan suatu koefisien yang menunjukkan hubungan linier pada data *time series* antara Z_t dan Z_{t+k} . Proses Z_t yang stasioner harus memiliki nilai *mean* $E(Z_t) = \mu$ dan $\text{var}(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$, dimana nilai-nilai tersebut adalah konstan dan $\text{cov}(Z_t, Z_s)$ yang merupakan fungsi dari perbedaan waktu $|t - s|$. Oleh karena itu, *covariance* antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu), \quad (2.9)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut.

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}. \quad (2.10)$$

Sedangkan untuk fungsi autokorelasi dalam sampel antara Z_t dan Z_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, \quad (2.11)$$

dengan $\text{var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$. Sebagai fungsi dari k , γ_k disebut sebagai fungsi autokovarians dan ρ_k disebut sebagai fungsi autokorelasi (ACF) karena menjelaskan kovarians dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama dan hanya terpisah oleh lag waktu ke- k dengan $k=0,1,2,\dots$ (Wei, 2006).

Proses yang stasioner dapat diketahui dari fungsi autokovarians (γ_k) dan autokorelasi (ρ_k) yaitu sebagai berikut (Wei, 2006).

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

2.1.1.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratn hubungan pada data *time series* antara Z_t dan Z_{t+k} setelah pengaruh linier dari $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ telah dihilangkan. Perhitungan nilai PACF lag ke- k dimulai dari menghitung $\phi_{kk} = P_k$, sedangkan fungsi autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) = \frac{\text{cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t - \hat{Z}_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}}, \quad (2.12)$$

atau

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

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}},$$

dengan $\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1}\hat{\phi}_{k,k+1-j}$, $j = 1, 2, \dots, K$.

Setelah itu dilanjutkan dengan perhitungan dan pemeriksaan plot ACF dan PACF untuk data stasioner agar dapat mengidentifikasi orde dari p dan q untuk penentuan model ARIMA sementara. Untuk menentukan orde p dapat melihat plot PACF dan untuk menentukan orde q dapat melihat plot ACF yang ditunjukkan oleh Tabel 2.2 berikut.

Tabel 2.2 Struktur Plot ACF dan PACF Model ARIMA

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

sumber: (Wei, 2006).

2.1.2 Estimasi Parameter Model ARIMA

Setelah melakukan identifikasi model ARIMA sementara, maka dilanjutkan dengan melakukan estimasi parameter. Secara umum, estimasi parameter dapat dilakukan dengan menggunakan metode *least square* (*Conditionel Least Square*). Metode *Least Square* bekerja dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat error (SSE) dalam model. Contoh penerapan metode *Least Square* dapat dilihat dalam model AR(1) sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t, \quad (2.13)$$

dengan Z_t sebagai variabel dependen dan Z_{t-1} sebagai variabel independen. Estimasi dengan metode *least square* didapatkan melalui meminimumkan jumlah kuadrat *error*, dengan *error*

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

karena hanya Z_1, Z_2, \dots, Z_n yang diamati, maka hanya bisa mendapatkan penjumlahan dari $t=2$ hingga $t=n$. Nilai SSEnya menjadi sebagai berikut.

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

Persamaan di atas biasanya disebut sebagai fungsi *least square* bersyarat. Selanjutnya melakukan estimasi parameter ϕ dan μ dengan masing-masing nilai dari hasil meminimumkan $S_c(\phi, \mu)$. Kemudian nilai $S_c(\phi, \mu)$ tersebut diturunkan terhadap ϕ dan μ dan menyamakannya dengan nol sehingga diperoleh hasil rata-rata sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(n-1)(1-\hat{\phi})} [\sum_{t=2}^n \hat{Z}_t - \hat{\phi} \sum_{t=2}^n \hat{Z}_{t-1}] = \bar{Z}, \quad (2.16)$$

dan untuk estimasi parameternya adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2}. \quad (2.17)$$

2.1.3 Pengujian Signifikansi Model ARIMA

Model ARIMA yang baik dan dapat menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa estimasi parameter-parameternya berbeda signifikan dengan nol. Oleh karena itu, salah satu syarat model ARIMA adalah memiliki semua parameter yang signifikan. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter, selanjutnya harus dilakukan uji signifikansi parameter. Berikut ini merupakan pengujian hipotesis terhadap parameter.

$$H_0: \phi_p = 0 \text{ atau } \theta_q = 0$$

$$H_1: \phi_p \neq 0 \text{ atau } \theta_q \neq 0$$

Dengan statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)}. \quad (2.18)$$

Apabila $|t| > t_{\alpha/2, n-p}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dimana n merupakan banyaknya observasi dan p merupakan jumlah parameter yang ditaksir maka disimpulkan tolak H_0 atau dapat dikatakan bahwa parameter ϕ dan θ dalam model sudah signifikan (Wei, 2006).

2.1.4 Pengujian Kesesuaian Model ARIMA

Untuk mendapatkan model ARIMA terbaik, terdapat beberapa asumsi yang harus dipenuhi terhadap residual yaitu uji *white noise* (independen) dan uji distribusi normal. Tujuan dari pemeriksaan asumsi terhadap residual adalah untuk memeriksa ketetapan model.

Pengujian dengan menggunakan uji *Ljung Box* dilakukan untuk memenuhi asumsi *white noise*, dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$, dimana $k = 1, 2, \dots, K$

Statistik uji yang digunakan adalah

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^{-1} \hat{\rho}_k^2, \quad (2.19)$$

dengan n adalah banyak pengamatan dan $\hat{\rho}_k^2$ adalah residual sampel ACF pada lag ke- k . Apabila nilai $Q > X_{\alpha, K-m}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dimana m merupakan jumlah parameter orde ARMA maka didapatkan keputusan tolak H_0 atau dapat disimpulkan bahwa residual tidak memenuhi asumsi *white noise* (Wei, 2006).

Dalam pengujian distribusi normal dilakukan untuk mengetahui apakah residual telah berdistribusi normal atau tidak. Salah satu cara adalah menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : residual data mengikuti distribusi normal

H_1 : residual data tidak mengikuti distribusi normal

Statistik uji yang digunakan adalah

$$D = \max\{|D^+, D^-|\}, \quad (2.20)$$

keterangan:

$$D^+ = \max_i \left\{ \frac{i}{n} - Z_{(i)} \right\},$$

$$D^- = \max_i \left\{ Z_{(i)} - \frac{(i-1)}{n} \right\},$$

$$Z_{(i)} = F(x_i),$$

$F(x)$ adalah fungsi distribusi probabilitas dari distribusi normal,

x_i adalah sampel random dari orde ke- i , $1 \leq i \leq n$,

n adalah jumlah sampel.

Apabila nilai $|D| > D_{(1-\alpha)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka dikatakan tolak H_0 atau dapat disimpulkan bahwa residual tidak mengikuti distribusi normal (Allen, 1978).

2.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan penggabungan mekanisme *Fuzzy Inference System* (FIS) yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf tiruan. ANFIS adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Takagi-Sugeno-Kang (TSK). Dalam pemodelan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), dikenal istilah himpunan *fuzzy* dan sistem inferensi *fuzzy*. Kedua istilah tersebut merupakan dasar dalam pemodelan ANFIS (Kusumadewi & Hartati, 2006).

Himpunan *fuzzy* merupakan himpunan dimana keanggotaan dari tiap elemennya tidak mempunyai batas yang jelas. Pada dasarnya, teori himpunan *fuzzy* merupakan perluasan dari teori himpunan klasik (*crisp*). Dalam teori himpunan *crisp*, keberadaan suatu elemen di suatu himpunan, A , hanya memiliki 2 kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota atau tidak menjadi anggota. Nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan (dinotasikan $\mu_A(x)$) merupakan suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen (x) dalam suatu himpunan (A). Oleh karena itu, nilai keanggotaan di himpunan *crisp* adalah $\mu_A(x) = 1$ untuk x menjadi anggota A dan $\mu_A(x) = 0$ untuk x bukan anggota A . Namun, dalam himpunan *fuzzy*, ruang *input* yang diberikan dipetakan menjadi nilai atau derajat keanggotaan (bobot) antara 0 dan 1 melalui suatu fungsi yang disebut fungsi keanggotaan (Kusumadewi & Hartati, 2006). Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya. Maka, fungsi dari *membership function* adalah merubah data pengamatan menjadi himpunan bilangan *fuzzy* untuk menentukan seberapa besar data tersebut dapat masuk ke dalam kategori tertentu. Salah satu cara agar dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi seperti

representasi linear, kurva segitiga, kurva trapesium, kurva bentuk bahu, kurva-S dan kurva bentuk lonceng yang terdiri dari kurva pi, kurva beta, dan kurva gauss (Kusumadewi & Hartati, 2006). Misal menggunakan pendekatan fungsi bentuk lonceng dimana parameternya adalah *mean* dan deviasi standart. Maka, dengan menggunakan pendekatan fungsi tersebut akan didapatkan nilai keanggotaan tanpa menghilangkan sifat stokastik dari data *time series* karena hanya mengurangi nilai *mean* dan deviasi standart dari data *time series*.

Sistem inferensi *fuzzy* merupakan suatu kerangka komputasi yang didasarkan oleh teori himpunan *fuzzy*, aturan *fuzzy* berbentuk IF-THEN, dan penalaran *fuzzy*. Dalam penelitian ini sistem inferensi *fuzzy* yang digunakan adalah model *fuzzy* Sugeno (TSK) orde satu karena memiliki karakteristik yaitu konsekuen tidak merupakan himpunan *fuzzy*, namun merupakan suatu persamaan linier dengan variabel sesuai dengan variabel-variabel *inputnya*. Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno Orde-1 adalah sebagai berikut (Widodo, 2005).

$$IF (x_1 \text{ is } A_1)^\circ \dots (x_n \text{ is } A_n) THEN z = p_1x_1 + \dots + p_nx_n + q, \quad (2.21)$$

dengan A_n adalah himpunan *fuzzy* ke- n sebagai anteseden, p_n adalah suatu konstanta (tegas) ke- n , dan q adalah konstanta dalam konsekuen.

Agar jaringan dengan fungsi radial ekuivalen dengan *fuzzy* berbasis aturan model Sugeno orde 1 ini, diperlukan batasan sebagai berikut (Kusumadewi & Hartati, 2006).

- a. Aturan-aturan harus memiliki metode agregasi yang sama (rata-rata terbobot atau penjumlahan terbobot) untuk menghasilkan semua *outputnya*.
- b. Jumlah fungsi aktivasi harus sama dengan jumlah aturan *fuzzy* (IF-THEN).
- c. Jika ada beberapa *input* di basis aturannya, maka tiap-tiap fungsi aktivasi harus sama dengan fungsi keanggotaan tiap-tiap *inputnya*.

- d. Fungsi aktivasi dan aturan-aturan *fuzzy* harus memiliki fungsi yang sama untuk *neuron-neuron* dan aturan-aturan yang ada di sisi *outputnya*.

Selain itu, ANFIS juga memungkinkan aturan-aturan untuk beradaptasi. Misalkan terdapat 2 *input* (x_1, x_2) dan satu *output* (y). Ada 2 aturan di basis aturan model Sugeno yaitu sebagai berikut (Widodo, 2005).

Aturan 1: if x_1 is A_1 and x_2 is B_1 , then $y_1 = C_{11}x_1 + C_{12}x_2 + C_{10}$

Aturan 2: if x_1 is A_2 and x_2 is B_2 , then $y_2 = C_{21}x_1 + C_{22}x_2 + C_{20}$

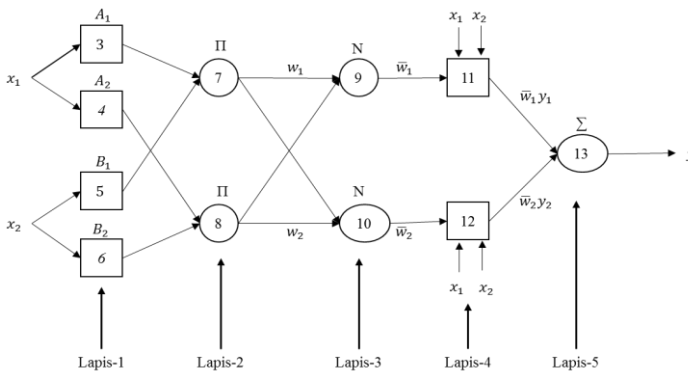
Menurut Widodo (2005), jika bobot untuk kedua aturan yaitu w_1 dan w_2 , maka dapat dilakukan perhitungan rata-rata terboboti sebagai berikut.

$$y = \frac{w_1 y_1 + w_2 y_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 y_1 + \bar{w}_2 y_2, \quad (2.22)$$

keterangan:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \text{ untuk } i=1,2.$$

Arsitektur ANFIS terdiri atas lima lapisan dan setiap lapisan terdapat dua macam *node* yang dapat dilihat di Gambar 2.2.



Gambar 2.1 Arsitektur ANFIS

sumber: (Kusumadewi & Hartati, 2006).

Dua macam *node* tersebut adalah *node* adaptif (bersimbol kotak) dan *node* tetap (bersimbol lingkaran). Fungsi dari setiap lapisan adalah sebagai berikut (Widodo, 2005)

Lapis ke-1 (*Fuzzyfikasi*): Setiap *node* i dari lapis ini adalah *node* yang bersifat adaptif dimana $x_1 = Z_{t-1}$ dan $x_2 = Z_{t-2}$, dengan fungsi sebagai berikut.

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(Z_{t-1}), \\ O_{1,i} &= \mu_{B_i}(Z_{t-2}), \end{aligned} \quad (2.23)$$

dengan Z_{t-1} dan Z_{t-2} adalah *input node* ke- i , $A_i(Z_{t-1})$ atau $B_i(Z_{t-2})$ adalah label linguistik (seperti ‘besar’ atau ‘kecil’) yang terkait dengan *node* tersebut. $O_{1,i}$ adalah derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* A (A_1, A_2 , atau B_1, B_2). Fungsi keanggotaan untuk A dapat diparameterkan, misal menggunakan fungsi bentuk lonceng (*bell curve*), fungsi umumnya adalah sebagai berikut.

$$\mu_A(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z_{t-1}-c}{a} \right|^{2b}}, \quad (2.24)$$

dengan a , b , dan c adalah parameter premis dimana c merupakan nilai *mean* dan a merupakan nilai deviasi standart dari data pengamatan yang telah dikelompokkan.

Lapis ke-2 (*Operasi Logika Fuzzy*): Setiap *node* dari lapis ini adalah *node* tetap berlabel Π dengan keluarannya adalah produk dari semua sinyal yang datang.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(Z_{t-1})\mu_{B_i}(Z_{t-2}), i = 1,2. \quad (2.25)$$

Setiap keluaran *node* dari lapisan ini menyatakan kuat pengaktifan dari aturan.

Lapis ke-3 (*Normalized Firing Strength*): Setiap *node* dari lapis ini merupakan *node* tetap berlabel N . Berupa perhitungan rasio dari kuat pengaktifan aturan ke- i terhadap jumlah semua kuat pengaktifan dari semua aturan. *Output* dari lapisan ini disebut kuat pengaktifan ternormalisasi.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2}, i = 1,2, \quad (2.26)$$

dimana \bar{w}_i adalah nilai kuat pengaktifan ternormalisasi.

Lapis ke-4 (Defuzzifikasi): Setiap *node* dari lapis ini adalah *node* adaptif dengan fungsi *node* sebagai berikut.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (C_{i1} Z_{t-1} + C_{i2} Z_{t-2} + C_{i0}), i = 1, 2, \quad (2.27)$$

dengan

\bar{w}_i : kuat pengaktifan ternormalisasi dari lapis 3,

(C_{i1}, C_{i2}, C_{i0}) : himpunan parameter dari *node* ini dan disebut sebagai parameter konsekuen.

Lapis ke-5 (Perhitungan Output): *Node* tunggal dari lapis ini adalah *node* tetap berlabel \sum yang menghitung keluaran keseluruhan sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang.

$$O_{5,i} = y = \sum_i \bar{w}_i y_i = \bar{w}_1 y_1 + \bar{w}_2 y_2. \quad (2.28)$$

Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan konsekuen yang dapat diadaptasikan dengan algoritma pembelajaran *hybrid*. Algoritma pembelajaran *hybrid* dilakukan dalam dua langkah yaitu langkah maju dan mundur (Widodo, 2005).

Saat langkah maju, parameter premis tetap sedangkan parameter konsekuen diidentifikasi dengan metode LSE (*Least Square Estimator*). Alur maju ANFIS dilakukan agar parameter konsekuen ter-*update*. Langkah pertama yang dilakukan adalah menggunakan metode invers sebagai berikut (Kusumadewi & Hartati, 2006).

$$P_n = (A_n^T A_n)^{-1},$$

dan

$$(2.29)$$

$$C_n = P_n A_n^T y_n,$$

dengan A_n merupakan nilai parameter-parameter konsekuen yang didapatkan di lapis-4 dan y_n merupakan jumlahan dari semua masukan yang didapatkan di lapis-5 dengan n yang digunakan adalah sebanyak jumlah parameter konsekuen yang terbentuk (misal parameter konsekuen yang terbentuk sebanyak 6, maka dilakukan perhitungan menggunakan persamaan (2.26) untuk $n=1,2,\dots,6$). Selanjutnya iterasi dimulai dari data ke- $(n+1)$ dapat dihitung sebagai berikut.

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}^T P_k}{1 + a_{k+1}^T P_k a_{k+1}}, \quad (2.30)$$

dan

$$C_{k+1} = C_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}^T \theta_k),$$

dengan a_{k+1} merupakan nilai koefisien parameter dari data ke- $(n+1)$.

Saat langkah mundur, sinyal *error* antara *output* yang diinginkan dan *output* aktual dirambatkan mundur sedangkan parameter premis diperbarui dengan metode *error backpropagation* (EBP). Pembaharuan parameter dilakukan melalui proses differensial terhadap masing-masing parameter premis terhadap fungsi keanggotaan yang digunakan.

Pada lapis 5 dilakukan perhitungan *error* dengan rumus differensial dari perhitungan jumlah kuadrat *error* (SSE) dimana yd adalah *output* aktual sedangkan y adalah *output* ANFIS. sebagai berikut.

$$\varepsilon_5 = \frac{\partial SSE}{\partial x_{13}} = -2(yd - y), \quad (2.31)$$

dengan

$$SSE = \sum_{i,t=1}^n (yd_i - y_i)^2. \quad (2.32)$$

Pada lapis 4 tidak dilakukan perhitungan *error* dikarenakan pada alur mundur tidak terjadi pembaharuan parameter konsekuen sehingga dilanjutkan dengan perhitungan *error* lapis 3 dengan rumus sebagai berikut.

$$\varepsilon_{3,i} = \varepsilon_5 * O_{4,i}, \quad i=1,2 \quad (2.33)$$

Selanjutnya perhitungan *error* lapis 2 dengan melibatkan *error* 5 dan *error* 3 berikut.

$$\varepsilon_{2,i} = \varepsilon_{3,i} * \frac{w_i}{(w_1 + w_2)^2}, \quad i=1,2 \quad (2.34)$$

Pada lapis 1 dilakukan perhitungan *error* dengan melibatkan *error* 2 hingga *error* 5.

$$\varepsilon_{1,i} = \varepsilon_{2,i} * \mu_{A_i}(x_1), \quad i=1,2 \quad (2.35)$$

Selanjutnya *error* tersebut digunakan untuk mencari informasi *error* terhadap parameter a dan c dengan persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$a_{ij} = a_{ij(lama)} + \Delta a_{ij},$$

dan

$$(2.36)$$

$$c_{ij} = c_{ij(lama)} + \Delta c_{ij},$$

untuk $i=1,2$ dan $j=1,2$,

keterangan:

η merupakan laju pembelajaran yang terletak di interval $[0,1]$,

c_{ij} merupakan parameter premis baru (*mean*) yang digunakan di persamaan (2.24),

a_{ij} merupakan parameter premis baru (deviasi standart) yang digunakan di persamaan (2.24),

x_i merupakan variabel *input*,

$a_{ij(lama)}$ merupakan parameter premis (deviasi standart) yang digunakan sebelumnya,

$c_{ij(lama)}$ merupakan parameter premis (*mean*) yang digunakan sebelumnya,

$$\Delta a_{ij} = \eta \varepsilon_{a_{ij}} x_i,$$

$$\Delta c_{ij} = \eta \varepsilon_{c_{ij}} x_i,$$

untuk mendapatkan nilai $\varepsilon_{a_{ij}}$ dan $\varepsilon_{c_{ij}}$ maka dapat menggunakan persamaan dibawah ini.

$$\frac{\partial f}{\partial a_{ik}} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2},$$

dan

$$(2.37)$$

$$\frac{\partial f}{\partial c_{ik}} = \frac{2(x_i - c_{ik})}{a_{ik}^2 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2},$$

Misal mencari informasi *error* terhadap parameter a_{11} dan c_{11} sebagai berikut.

$$\varepsilon_{a_{11}} = \varepsilon_3 \left(\frac{\partial f_3}{\partial a_{11}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial f_4}{\partial a_{11}} \right)$$

$$\begin{aligned}
&= \varepsilon_3 \left(\frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} \right) + \varepsilon_4(0) \\
&= \varepsilon_3 \left(\frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} \right), \\
\varepsilon_{c_{11}} &= \varepsilon_3 \left(\frac{\partial f_3}{\partial c_{11}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial f_4}{\partial c_{11}} \right) \\
&= \varepsilon_3 \left(\frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^2 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} \right) + \varepsilon_4(0) \\
&= \varepsilon_3 \left(\frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^2 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} \right).
\end{aligned}$$

2.3 Pemilihan Model Terbaik

Dalam menentukan model terbaik, dapat menggunakan beberapa kriteria antara lain adalah kriteria *in sample* dan *out sample*. Kriteria *in sample* adalah kriteria yang biasa digunakan untuk memilih model berdasarkan residual, yaitu AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan RMSE (*Root Mean Square Error*) (Wei, 2006).

$$RMSE_{in\ sample} = \sqrt{MSE_{in\ sample}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (Z_i - \hat{Z}_i)^2}. \quad (2.38)$$

Sedangkan untuk nilai AIC dapat dihitung melalui rumus sebagai berikut.

$$AIC = T \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2M, \quad (2.39)$$

dengan

T : banyaknya data *in sample*,

Z_i : nilai pengamatan sebenarnya pada waktu ke- i ,

\hat{Z}_i : nilai ramalan pada waktu ke- i ,
 $\hat{\sigma}_a^2$: nilai varians untuk data *in sample*,
 M : jumlah parameter yang ditaksir.

Kriteria *out sample* adalah kriteria yang digunakan dalam pendekatan *out sample* adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan RMSE yang merupakan kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan hasil sisa pengamatannya. Model yang paling baik adalah model dengan RMSE terkecil, karena RMSE terkecil berarti nilai dugaan hampir sama dengan nilai sesungguhnya. Namun dalam penelitian ini, model terbaik dipilih dengan membandingkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil. Nilai RMSE dari suatu model dapat diperoleh melalui perhitungan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$RMSE_{outsample} = \sqrt{MSE_{outsample}} = \sqrt{\frac{1}{T_o} \sum_{j=1}^{T_o} (Z_j - \hat{Z}_j)^2}. \quad (2.40)$$

Sedangkan untuk nilai MAPE dapat dihitung melalui rumus sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{j=1}^{T_o} |(Z_j - \hat{Z}_j) / Z_j|}{T_o} \times 100\%, \quad (2.41)$$

dengan

T_o : banyaknya data *out sample*,
 Z_j : nilai pengamatan j step ke depan,
 \hat{Z}_j : nilai ramalan j step ke depan.

2.4 Pengujian Nonlinieritas

Dalam pendeteksian nonlinieritas data, maka dapat menggunakan uji Terasvirta yang merupakan pengembangan berdasarkan model *neural network* dan termasuk dalam kelompok uji *Lagrange Multiplier* dengan ekspansi *Taylor* (Terasvirta, Lin, & Granger, 1993). Hipotesis 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)
 Statistik uji yang digunakan dalam pengujian ini adalah

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR)/m}{SSR/(n-r-1-m)}, \quad (2.42)$$

dengan

SSR_0 : jumlah kuadrat *error* dari regresi $f(x)$ dengan x dimana menghasilkan residual a_t ,

SSR : jumlah kuadrat *error* dari regresi a_t dengan x dan m ,

r : jumlah variabel prediktor awal,

m : jumlah variabel prediktor kuadrat dan kubik,

n : jumlah data.

Apabila F lebih besar dari nilai F_{tabel} dengan derajat bebas m dan $n-r-1-m$, maka dapat dikatakan tolak H_0 .

2.5 Curah Hujan

Curah hujan merupakan ketinggian air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap, dan tidak mengalir. Curah hujan 1 (satu) milimeter artinya adalah dalam luasan satu meter persegi tempat yang datar, tertampung air setinggi satu milimeter atau tertampung air sebanyak satu liter. Intensitas hujan merupakan banyaknya curah hujan persatuan jangka waktu tertentu. Jadi, apabila intensitas hujan dikatakan besar, itu tandanya hujan lebat dan dapat menimbulkan banjir. Unsur-unsur hujan yang harus diperhatikan dalam mempelajari curah hujan ialah jumlah curah hujan dan intensitas atau kekuatan tetesan hujan. Berdasarkan intensitas curah hujan dibedakan menjadi 3 yaitu hujan sedang yang berada diantara 20 dan 50 mm perhari, hujan lebat berada diantara 50 dan 100 mm perhari, dan hujan sangat lebat berada diatas 100 mm perhari (Suriadikusumah, 2007).

Sifat hujan merupakan perbandingan antara jumlah curah hujan selama rentang waktu yang ditetapkan dengan jumlah curah hujan normal. Sifat hujan dibagi menjadi tiga kategori, yakni sebagai berikut (Suriadikusumah, 2007).

1. Atas Normal (AN) merupakan nilai curah hujan mencapai lebih dari 115 persen terhadap rata-ratanya.

2. Normal (N) merupakan dengan perbandingan nilai curah hujan antara 85 persen sampai dengan 115 persen terhadap rata-ratanya.
3. Bawah Normal (BN) terjadi jika curah hujan kurang dari 85 persen terhadap rata-ratanya.

Rata-rata curah hujan di Indonesia tergolong cukup banyak, yaitu berkisar antara 2000-3000 mm/tahun. Akan tetapi rata-rata curah hujan antara tempat yang satu dengan yang lainnya adalah berbeda bergantung kondisi geografis suatu lokasi dan sekitarnya (Suriadikusumah, 2007).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Jakarta Pusat. Data dalam penelitian ini merupakan data harian yang berasal dari Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas Kota Semarang pada periode 1 Januari 2013 hingga 31 Januari 2016. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Untuk data *in sample* berdasarkan periode 1 Januari 2013 hingga 30 September 2015 sedangkan data *out sample* berdasarkan periode 1 Oktober 2015 hingga 31 Januari 2016. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan dengan struktur data yang digunakan adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Struktur Data

Tahun	Bulan	Tanggal	Curah Hujan	Keterangan
2013	1	1	Z_1	<i>in sample</i>
	1	2	Z_2	<i>in sample</i>
	⋮	⋮	⋮	
	1	31	Z_{31}	<i>in sample</i>
	2	1	Z_{32}	<i>in sample</i>
	⋮	⋮	⋮	
	2	29	Z_{59}	<i>in sample</i>
	⋮	⋮	⋮	
	12	31	Z_{365}	<i>in sample</i>
⋮	⋮	⋮	⋮	
2015	11	30	Z_{1064}	<i>in sample</i>
	12	1	Z_{1065}	<i>out sample</i>
⋮	⋮	⋮	⋮	
2016	1	31	Z_{1126}	<i>out sample</i>

3.2 Langkah Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini dibedakan menurut permasalahan penelitian seperti berikut ini.

1. Melakukan deskripsi curah hujan harian Kota Semarang di tiap stasiun pengamatan periode 1 Januari 2013 hingga 31 Januari 2016.
2. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*.
3. Melakukan pembentukan model peramalan dengan metode ARIMA untuk masing-masing data curah hujan di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas (data *in sample*) menggunakan program SAS dengan tahapan sebagai berikut.
 - a. Melakukan plot data curah hujan terhadap waktu untuk mendeteksi stasioneritas data.
 - b. Apabila data belum stasioner dalam varians perlu melakukan transformasi dan apabila belum stasioner dalam *mean* maka perlu melakukan *differencing*.
 - c. Jika data telah stasioner, melihat pola ACF dan PACF untuk identifikasi bentuk model ARIMA (p,d,q) sementara.
 - d. Melakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter.
 - e. Melakukan pengujian normalitas dan *white noise* residual model ARIMA. Apabila kedua asumsi tidak terpenuhi maka tetap dapat dilanjutkan. Namun, semua parameter tetap harus signifikan terlebih dahulu.
 - f. Menerapkan model untuk data *in sample* dan *out sample*. Lalu dilanjutkan dengan memilih model ARIMA terbaik dengan menggunakan kriteria AIC dan RMSE terkecil untuk data *in sample* dan kriteria MAPE dan RMSE untuk data *out sample*.
4. Mendapatkan hasil peramalan curah hujan dari model ARIMA yang telah dipilih.
5. Melakukan peramalan untuk masing-masing data curah hujan di Stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas

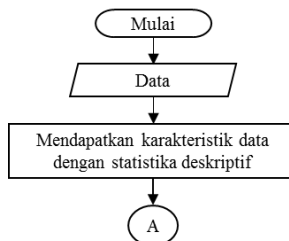
menggunakan metode ANFIS dengan tahapan sebagai berikut.

- a. Membangun model peramalan pada data curah hujan (sudah dihasilkan ditahap ke-3 yaitu model ARIMA). Menentukan variabel *input* didasarkan dengan dua cara yaitu variabel yang signifikan dan variabel *Z* yang lag-lagnya signifikan di plot PACF.
- b. Menentukan banyaknya himpunan fuzzy, yaitu 2 dan 3.
- c. Menentukan fungsi keanggotaan (*membership function*) yang berfungsi untuk memetakan *input* ke himpunan *fuzzy*.
- d. Menentukan banyaknya aturan dan parameter yang terbentuk.
- e. Menjalankan fungsi dari tiap lapis ANFIS (prosedur langkah maju dan langkah mundur)
 - 1) Menentukan derajat keanggotaan *fuzzy/fuzzifikasi*. Memetakan *input* ke dalam himpunan *fuzzy* sesuai dengan fungsi keanggotaan (*membership function*) yang digunakan.
 - 2) Menentukan aturan keanggotaan *fuzzy* melalui operasi logika *fuzzy*.
 - 3) Menentukan derajat pengaktifan ternormalisasi / *normalised firing strength*.
 - 4) Melakukan proses defuzzifikasi.
 - 5) Menghitung semua *output* yang muncul menjadi satu *output*.
 - 6) Melakukan prosedur langkah mundur tahapan ANFIS, yang diawali dengan menghitung *error* dari *output* langkah e(5) terhadap *output* aktual tahapan ANFIS.
 - 7) Menghitung *error* derajat pengaktifan ternormalisasi dari langkah e(3).
 - 8) Menghitung *error* derajat pengaktifan aturan *fuzzy* dari langkah e(2).
 - 9) Menghitung *error* derajat keanggotaan *fuzzy* dari langkah e(1).

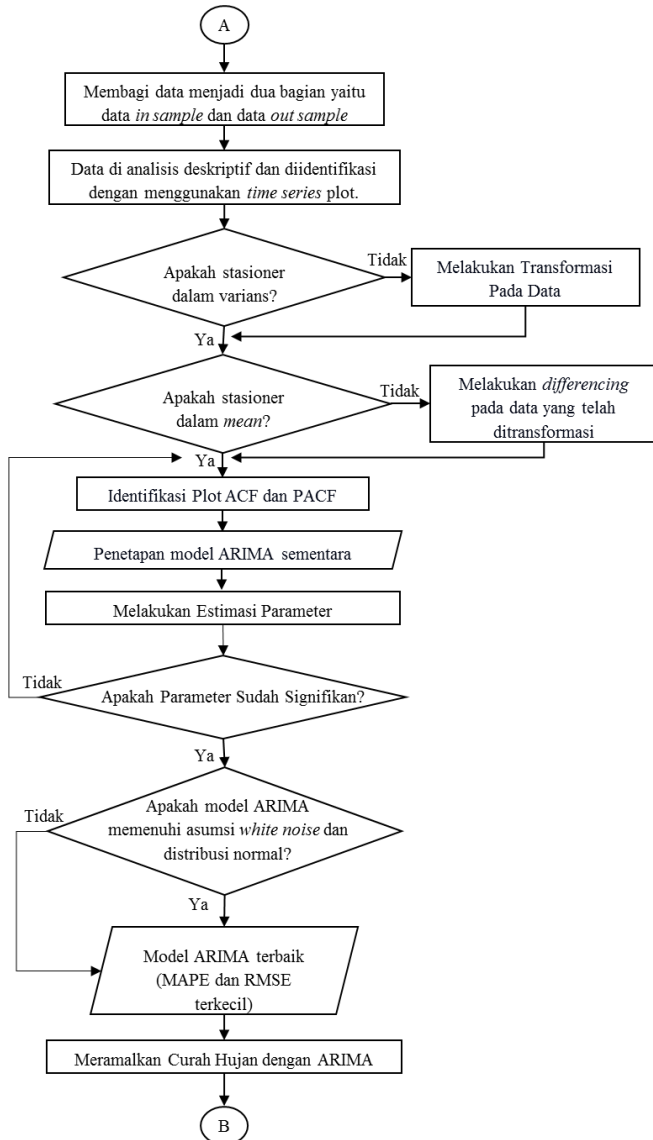
- f. Menentukan banyaknya *epoch*/iterasi untuk mendapatkan parameter-parameter ANFIS yang dapat meminimumkan *error* dengan cara mencari titik *epoch* yang konvergen.
 - g. Mendapatkan hasil ramalan ANFIS dan menghitung nilai RMSE dan MAPE hasil ramalan.
 - h. Menerapkan proses ANFIS dengan membuat kombinasi jenis *input*, jumlah, dan jenis *membership function* untuk mendapatkan RMSE dan MAPE *outsample* yang minimum.
6. Melakukan peramalan curah hujan dengan metode ANFIS yang terpilih.
 7. Melakukan penghitungan ukuran tingkat ketepatan prediksi MAPE dan RMSE dari hasil ramalan model ARIMA dan ANFIS di tiap stasiun pengamatan.
 8. Membandingkan ukuran akurasi ramalan model ARIMA dan ANFIS untuk data *out sample* dengan melihat nilai MAPE dan RMSE terkecil, sehingga diperoleh model terbaik untuk meramalkan jumlah curah hujan Kota Semarang.
 9. Melakukan peramalan curah hujan untuk periode ke depan dengan pemodelan yang terbaik.

3.3 Diagram Alir

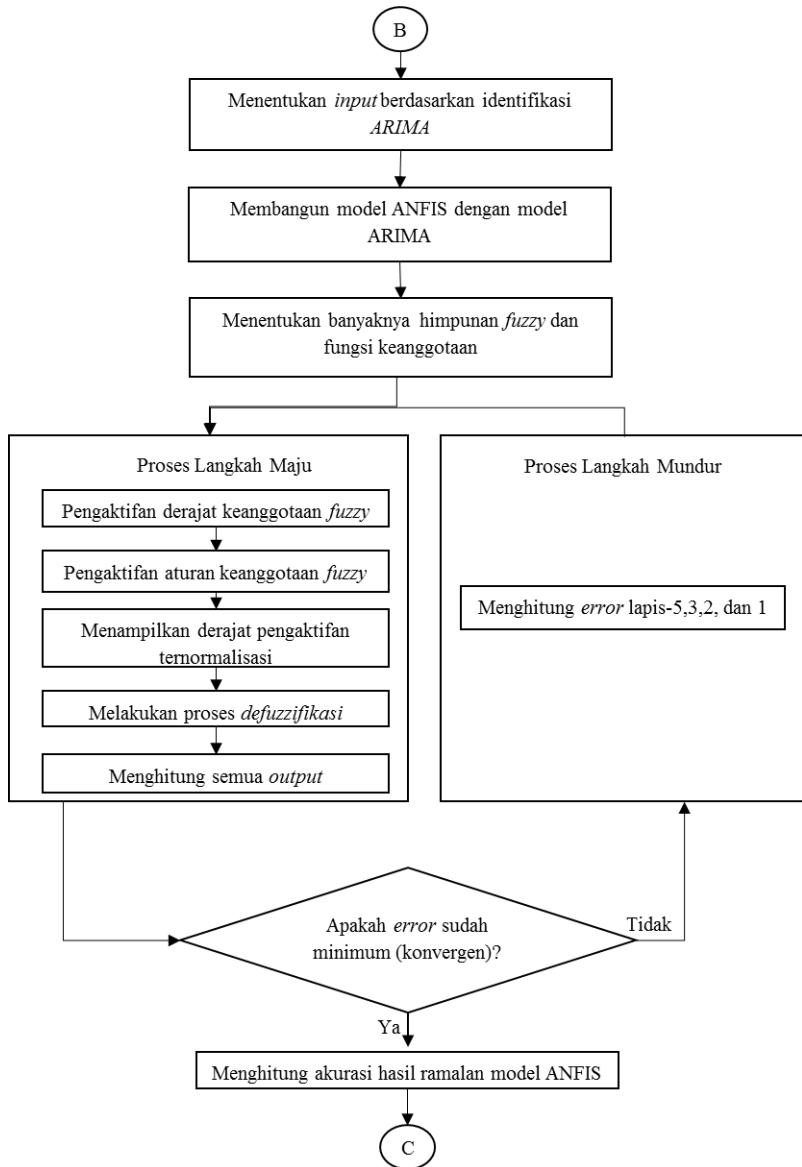
Tahapan dalam penelitian dilakukan di setiap stasiun pengamatan. Langkah-langkah pembentukan dan peramalan menggunakan ARIMA dan ANFIS disajikan di Gambar 3.1 berikut.



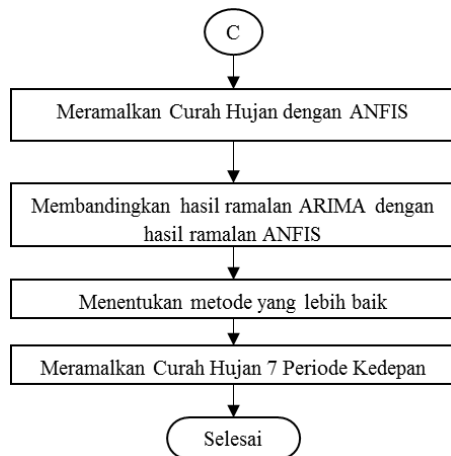
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian (lanjutan)



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian (lanjutan)



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian (lanjutan)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dibahas dan dijelaskan mengenai prosedur pembentukan model peramalan jumlah curah hujan yang dilakukan di dua lokasi stasiun pengamatan di Kota Semarang, yaitu Stasiun Ahmad Yani dan Stasiun Maritim Tanjung Mas dengan pendekatan ARIMA dan ANFIS. Setelah mendapatkan model peramalan dari kedua pendekatan tersebut, maka hasil dari model tersebut akan dibandingkan untuk memperoleh model peramalan terbaik yang akan digunakan untuk meramalkan jumlah curah hujan di Kota Semarang.

4.1 Statistika Deskriptif Data Curah Hujan

Analisis statistika deskriptif dalam penelitian ini digunakan untuk menjelaskan atau menggambarkan karakteristik dari data curah hujan di dua stasiun pengamatan yaitu Stasiun Ahmad Yani dan Stasiun Maritim Tanjung Mas. Data yang digunakan adalah data curah hujan harian dari Januari 2013 hingga Januari 2016 seperti yang ditampilkan pada Lampiran 1 untuk setiap stasiun pengamatan. Hasil statistika deskriptif curah hujan harian dari kedua lokasi secara umum ditampilkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Data Curah Hujan Harian

Lokasi	<i>Mean</i>	<i>StDev</i>	Varians	Maks	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosis</i>
Ahmad Yani	6,413	13,738	188,741	170,4	4,17	28,03
Maritim Tanjung Mas	6,430	14,510	210,538	135,0	3,92	20,06

Tabel 4.1 memberikan informasi bahwa rata-rata curah hujan harian di kedua lokasi stasiun pengamatan tidak berbeda jauh yakni sebesar 6,413 mm per hari di stasiun Ahmad Yani dan 6,430 mm per hari di stasiun Maritim Tanjung Mas. Selain itu, ukuran keragaman data curah hujan dapat dilihat dari nilai varians dan deviasi standart. Nilai varians merupakan kuadrat perbedaan antara rata-rata dengan nilai masing-masing observasi sedangkan deviasi standart merupakan akar dari varians. Apabila nilai varians dan deviasi standart semakin

besar, maka nilai observasi pada data juga semakin beragam. Keragaman data curah hujan tertinggi terjadi di stasiun Maritim Tanjung Mas yaitu 2010,538 untuk varians dan 14,510 untuk deviasi standar. Nilai tersebut menunjukkan bahwa persebaran data curah hujan di Maritim Tanjung Mas cukup tinggi. Sama halnya dengan stasiun Maritim Tanjung Mas, jumlah curah hujan di stasiun Ahmad Yani juga menunjukkan keragaman nilai varians dan deviasi standar yang tidak berbeda jauh dengan stasiun Maritim Tanjung Mas. Jumlah curah hujan harian tertinggi di stasiun Ahmad Yani lebih besar daripada di stasiun Maritim Tanjung Mas yakni sebesar 170,4 mm yang bertepatan pada tanggal 22 Februari 2013 sedangkan di stasiun Maritim Tanjung Mas memiliki jumlah curah hujan harian tertinggi pada tanggal 23 Februari 2013 sebesar 135 mm. Hal ini dapat dikatakan bahwa curah hujan maksimum yang terjadi di Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas termasuk dalam kategori curah hujan sangat lebat karena nilai curah hujannya yang telah mencapai lebih dari 100 mm per hari.

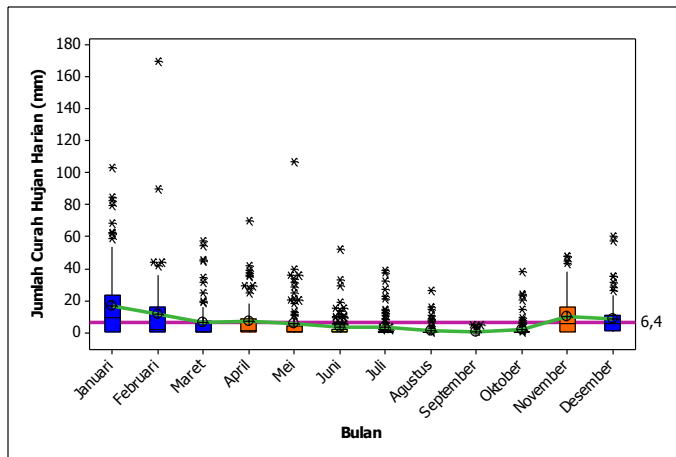
Persebaran data juga dapat dilihat dari nilai *skewness* dan *kurtosis*. Fungsi dari nilai *skewness* dan *kurtosis* adalah untuk menguji secara eksploratif (deskriptif) apakah pendekatan bentuk kurva suatu distribusi data memiliki distribusi normal. Secara keseluruhan, nilai *skewness* untuk setiap lokasi tidak terlalu jauh dan bernilai lebih dari nol atau positif, yaitu sebesar 4,17 untuk stasiun Ahmad Yani dan 3,92 untuk stasiun Maritim Tanjung Mas. Hal ini menunjukkan tingkat kemiringan grafik persebaran data melenceng kekanan atau dapat dikatakan sebagian besar nilai akumulasi curah hujan lebih kecil dari pada nilai rata-rata akumulasi curah hujan pada lokasi tersebut. sehingga dapat dinyatakan grafik persebaran data akumulasi curah hujan cenderung tidak mengikuti distribusi normal. Selain itu, nilai *kurtosis* pada kedua lokasi bernilai lebih dari nol atau positif pula. Hal ini menunjukkan grafik persebaran data lebih runcing dibandingkan grafik persebaran data yang mengikuti distribusi normal.

Analisis statistika deskriptif untuk kedua stasiun pengamatan di Kota Semarang yaitu Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas secara lebih detail juga dijelaskan beserta grafik *boxplot* untuk setiap stasiun.

Hal ini dimaksudkan agar dapat mengetahui pola curah hujan atau musim yang terjadi di tiap stasiun pengamatan yang diteliti.

4.1.1 Deskripsi Data Curah Hujan di Ahmad Yani

Untuk melihat kondisi curah hujan tiap bulannya serta pola musim yang terjadi di Ahmad Yani dari musim hujan ke musim kemarau atau sebaliknya secara lebih jelas dapat dilihat dari visualisasi *boxplot* Gambar 4.1.



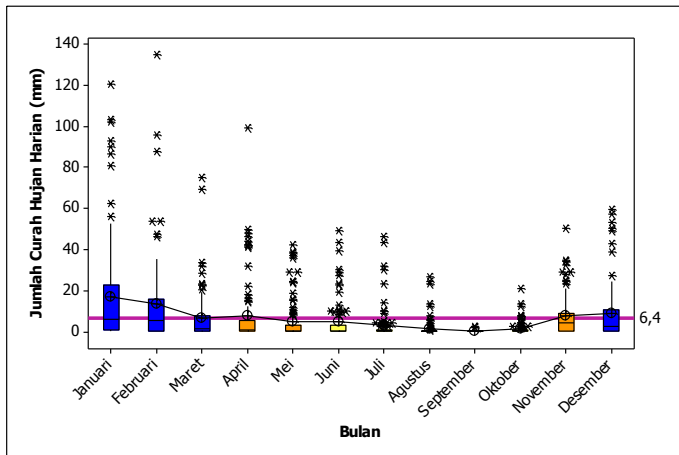
Gambar 4.1 Box Plot Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Rata-rata akumulasi curah hujan di Ahmad Yani secara keseluruhan adalah sebesar 6,413 mm. Nilai rata-rata ini digunakan sebagai pembanding nilai rata-rata curah hujan harian tiap bulan untuk melihat bulan mana yang termasuk lebih kecil dari rata-rata curah hujan secara keseluruhan di Ahmad Yani dan mana yang lebih besar dari rata-rata tersebut. Dari Gambar 4.1 menunjukkan kecenderungan dari bulan Desember hingga Maret memiliki nilai rata-rata curah hujan yang lebih tinggi dibandingkan rata-rata keseluruhan yang telah diberi garis lurus berwarna ungu. Hal ini menandakan curah hujan akan meningkat atau tinggi saat berada diantara bulan Desember hingga Maret. Lain halnya pada bulan April, Mei, dan November yang memiliki kecenderungan nilai rata-rata curah hujan berada di sekitaran nilai rata-rata keseluruhan sehingga mengindikasikan bahwa pada

bulan tersebut memungkinkan terjadinya musim pancaroba yaitu pergantian dari musim hujan ke musim kemarau atau sebaliknya. Musim kemarau dapat juga dilihat pada bulan Juni hingga Oktober. Pada bulan Juni hingga Oktober memiliki nilai rata-rata curah hujan yang cukup jauh dibanding bulan-bulan lainnya dan lebih kecil daripada rata-rata curah hujan keseluruhan. Oleh karena itu, dapat dikatakan pada bulan Desember hingga Maret menunjukkan adanya curah hujan yang tinggi sedangkan bulan Juni hingga Oktober menunjukkan adanya curah hujan yang cenderung sedikit atau rendah.

4.1.2 Deskripsi Data Curah Hujan di Maritim Tanjung Mas

Untuk melihat kondisi curah hujan tiap bulannya serta pola musim yang terjadi di Maritim Tanjung Mas dari musim hujan ke musim kemarau atau sebaliknya secara lebih jelas juga dapat dilihat dari visualisasi *boxplot* Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Box Plot Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Gambar 4.2 menunjukkan nilai rata-rata data curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas adalah sebesar 6,430 mm. Terlihat bahwa dari bulan Desember hingga Maret memiliki kecenderungan nilai rata-rata curah hujan yang lebih tinggi dibandingkan rata-rata keseluruhan. Artinya, dari bulan Desember hingga Maret, rata-rata curah hujan akan meningkat atau tinggi. Pada bulan April, Mei, dan November memiliki

kecenderungan nilai rata-rata curah hujan berada di sekitaran nilai rata-rata keseluruhan sehingga mengindikasikan pada bulan tersebut memungkinkan terjadinya musim pancaroba. Lain halnya pada bulan Juni hingga Oktober, nilai rata-rata curah hujan pada bulan tersebut cenderung cukup jauh dibanding bulan-bulan lainnya dan lebih kecil daripada rata-rata curah hujan keseluruhan. Oleh karena itu, dapat dikatakan pada bulan Desember hingga Maret menunjukkan adanya curah hujan yang tinggi sedangkan bulan Juni hingga Oktober menunjukkan adanya curah hujan yang cenderung sedikit atau rendah.

4.2 Peramalan Curah Hujan

Pada tahap ini, akan dilakukan peramalan curah hujan di stasiun Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas dengan metode ARIMA dan ANFIS. Data curah hujan dibagi menjadi *in sample* dan *out sample* dimana penentuan model akan menggunakan data *in sample*, sedangkan uji kebaikan model akan menggunakan data *out sample*. Data *in sample* ada sebanyak 1095 data dimulai dari Januari 2013 hingga November 2015 sedangkan Desember 2015 hingga Januari 2016 digunakan sebagai data *out sample*.

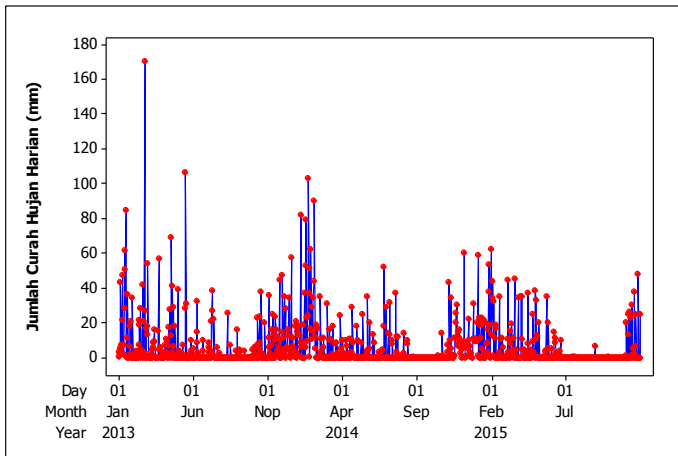
4.2.1 Peramalan Curah Hujan di Ahmad Yani

Dalam peramalan curah hujan di Ahmad Yani akan dilakukan pembentukan model dengan pendekatan ARIMA lalu dilanjutkan dengan pendekatan ANFIS berdasarkan *input* dari *lag-lag* yang signifikan dari model ARIMA. Setelah didapatkan model terbaik dari masing-masing metode akan dilakukan pemilihan metode terbaik dengan membandingkan nilai RMSE dan MAPE dari data *out sample*.

4.2.1.1 Model ARIMA

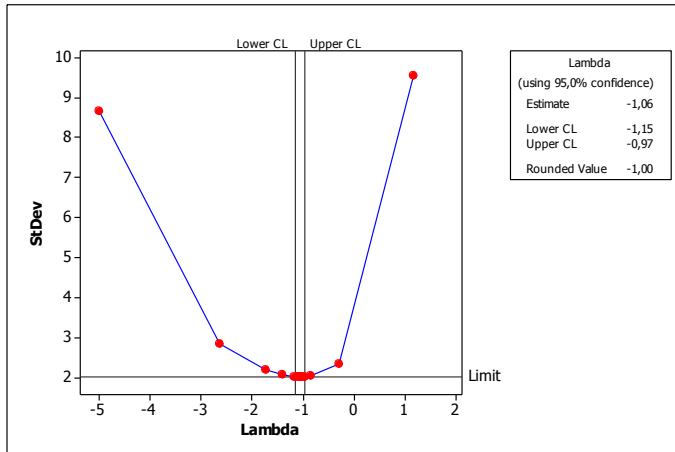
Tahapan dalam pemodelan menggunakan metode ARIMA adalah melakukan identifikasi model, estimasi parameter, uji signifikansi, cek residual, pemilihan model terbaik, dan peramalan curah hujan pada periode kedepan. Oleh karena itu, langkah awal dalam pemodelan ARIMA adalah melakukan identifikasi terhadap data yang bertujuan untuk mengetahui apakah data curah hujan di Ahmad Yani sudah memenuhi asumsi stasioner atau belum. Terdapat dua identifikasi

kestasioneran data, yaitu stasioner dalam varians dan stasioner dalam *mean*. Proses identifikasi stasioneritas dalam varian dapat dilihat melalui plot Box-Cox sedangkan untuk identifikasi stasioneritas dalam *mean* dapat dilihat melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF). Dalam menentukan model peramalan curah hujan di Stasiun Ahmad Yani menggunakan metode ARIMA, perlu melihat *time series plot* dari data tersebut untuk mengetahui pola dan karakteristik dari data.



Gambar 4.3 Plot *Time Series* Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Kondisi curah hujan harian yang terjadi di Ahmad Yani secara visual berdasarkan Gambar 4.3 menunjukkan pola non musiman (*non seasonal*) serta fluktuasi data yang belum stasioner baik dalam varians maupun dalam *means* karena antara titik satu dengan titik lainnya sangat bervariasi atau dapat dikatakan variasi yang dihasilkan cukup besar. Selain itu dapat dilihat juga bahwa titik-titik pada plot *time series* tidak berada di sekitar *mean*. Maka dapat diduga bahwa data belum stasioner dalam varians dan *mean*. Namun, untuk lebih jelasnya dapat melakukan analisis dengan melihat plot Box-Cox terlebih dahulu seperti dalam Gambar 4.4 kemudian setelah data telah stasioner dalam varians dapat dilanjutkan dengan melakukan identifikasi stasioneritas dalam *mean* dengan melihat plot ACF.



Gambar 4.4 Box-Cox Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Berdasarkan Gambar 4.4 diketahui bahwa data curah hujan harian di stasiun pengamatan Ahmad Yani masih belum stasioner dalam varians. Hal ini ditunjukkan dengan nilai batas atas (*Upper CL*) yaitu sebesar -0,97 dan nilai batas bawah (*Lower CL*) yaitu sebesar -1,15 tidak melewati angka 1. Selain itu, dapat menggunakan pengujian berdasarkan persamaan 2.6 dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$$H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$$

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan, diperoleh hasil F_{hitung} sebesar 2,535. Dengan α sebesar 0,05 didapatkan F_{tabel} sebesar 1,16 maka dapat dikatakan bahwa $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau tolak H_0 sehingga disimpulkan bahwa varians pada data tidak homogen. Oleh karena itu, data curah hujan tersebut perlu dilakukan transformasi agar dapat memenuhi asumsi stasioner dalam varians. *Rounded value* pada transformasi Box-Cox sebesar -1,00 sehingga transformasi yang dilakukan adalah $1/Z_t$.

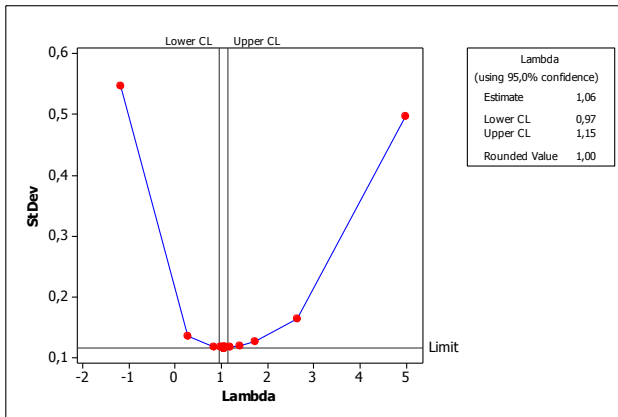
Setelah melakukan transformasi pada data curah hujan harian di Ahmad Yani, maka dilakukan analisis kembali untuk mengetahui apakah data tersebut sudah stasioner dalam varians atau belum. Gambar 4.5 merupakan plot Box-Cox dari data curah hujan harian

yang telah dilakukan transformasi. Terlihat pada Gambar 4.5 bahwa nilai batas atas (*Upper CL*) sebesar 1,15 dan nilai batas bawah (*Lower CL*) sebesar 0,97 telah melewati angka 1 serta *rounded value* pada plot Box-Cox setelah transformasi juga sebesar 1,00. Selain itu, berdasarkan pengujian dengan menggunakan persamaan 2.6 dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$$H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$$

Dengan α sebesar 0.05, diperoleh hasil bahwa varians telah homogen karena $F_{hitung} < F_{tabel}$ dimana F_{hitung} sebesar 1,13. Oleh karena itu, dapat dikatakan data curah hujan harian di Stasiun Ahmad Yani telah memenuhi asumsi stasioner dalam varians menggunakan transformasi $1/Z_t$ dan dapat dilakukan identifikasi selanjutnya yaitu apakah data curah hujan telah stasioner dalam *mean* atau belum.



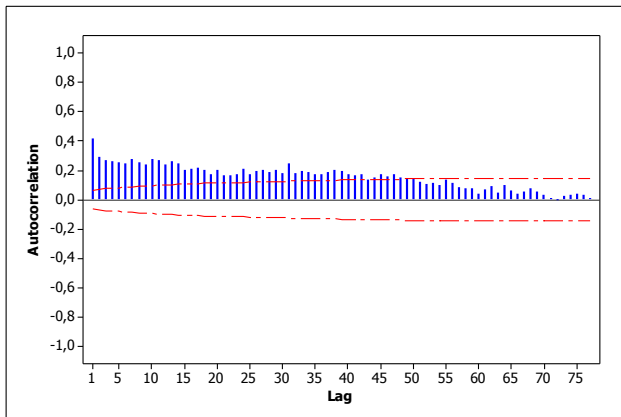
Gambar 4.5 Box-Cox Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani Setelah Transformasi

Selanjutnya adalah melakukan identifikasi stasioneritas dalam *mean* pada data yang telah ditransformasi dengan melihat plot ACF seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 4.6. Hasil identifikasi stasioneritas terhadap *mean* menunjukkan nilai *Autocorrelation Function* tersebut turun secara lambat menuju nol. Selain secara visual, dapat dilakukan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Didapatkan hasil T_{hitung} sebesar -12,6 sedangkan T_{tabel} sebesar 1,96. Oleh karena itu, secara visual data tersebut belum stasioner dalam *mean* dan berdasarkan pengujian menggunakan persamaan 2,8 didapatkan keputusan tolak H_0 atau dapat dikatakan terdapat perbedaan antara kedua kelompok tersebut sehingga perlu mengatasi dengan melakukan proses *differencing non* musiman.



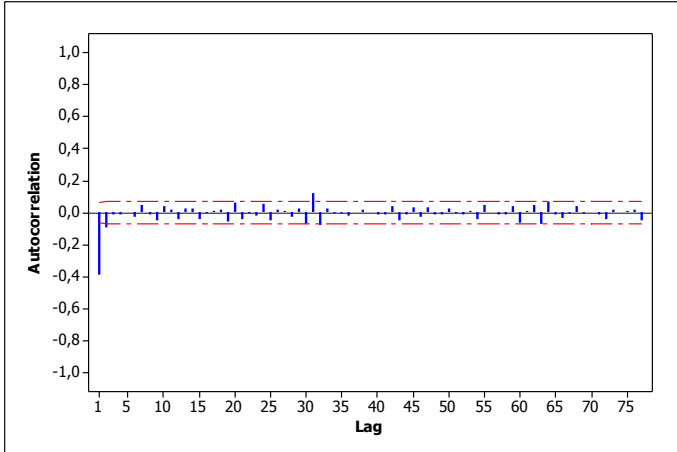
Gambar 4.6 Plot ACF Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani Setelah Transformasi

Setelah melakukan *differencing* orde ke-1, terlihat pada Gambar 4.7(a) dan 4.7(b) bahwa nilai *Autocorrelation Function* menunjukkan tidak turun secara lambat dan data curah hujan yang telah dilakukan *differencing* memiliki fluktuasi yang relatif kecil atau berada di sekitar *mean* (konstan). Maka, data curah hujan yang telah dilakukan *differencing* tersebut dapat digunakan untuk analisis selanjutnya karena telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam varians dan *mean*. Selain itu, berdasarkan pengujian menggunakan uji T dengan hipotesis sebagai berikut.

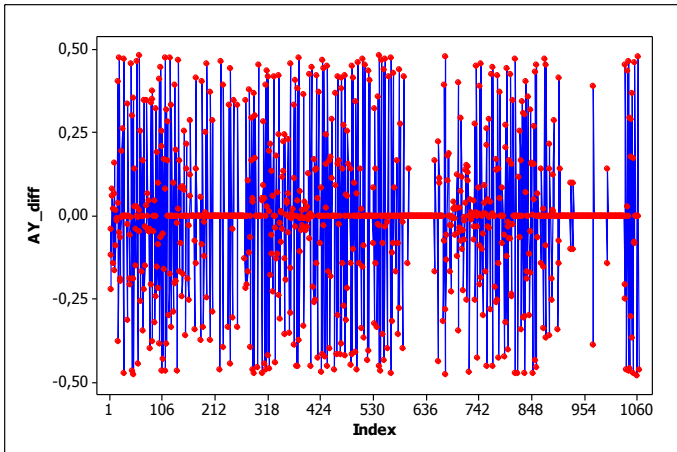
$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Dengan α sebesar 0,05, diperoleh T_{hitung} sebesar -0,107 sedangkan T_{tabel} sebesar 1,96 sehingga dapat disimpulkan gagal tolak H_0 karena $T_{hitung} > -T_{tabel}$ atau dapat dikatakan bahwa data curah hujan harian yang telah dilakukan *differencing* pada orde 1 telah stasioner terhadap *mean*.



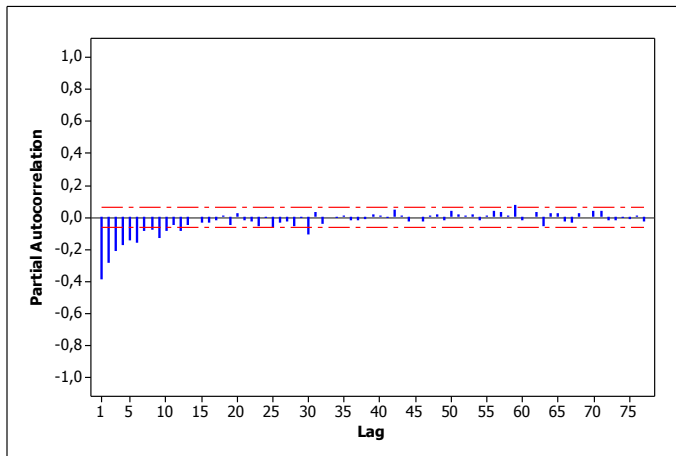
(a)



(b)

Gambar 4.7 Plot ACF (a) dan Plot *Time Series* (b) Setelah Transformasi dan *Differencing* 1 Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Setelah asumsi stasioneritas dalam varians dan *mean* telah terpenuhi, maka dapat menentukan identifikasi model ARIMA sementara dengan melihat plot ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner. Gambar 4.7(a) dan Gambar 4.8 adalah hasil plot ACF dan plot PACF dari data curah hujan di Ahmad Yani yang telah stasioner dalam varians dan *means*.



Gambar 4.8 Plot PACF Setelah Transformasi dan *Differencing* 1 Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Berdasarkan Gambar 4.7(a) dan Gambar 4.8, dapat ditentukan orde sementara dari model ARIMA. Terlihat plot ACF signifikan pada *lag-1*, *lag-2*, dan *lag-31* sedangkan plot PACF menunjukkan *lag-lag* yang turun secara lambat. Namun pada *lag-1*, *lag-2*, *lag-3*, *lag-4*, *lag-5*, *lag-6*, *lag-7*, *lag-8*, *lag-9*, *lag-10*, *lag-12*, *lag-30*, dan *lag-59* juga menunjukkan keluar dari batas. Sehingga terdapat lebih dari satu kemungkinan model yang akan didapatkan. Dari plot ACF dan PACF mengindikasikan model yang didapatkan tidak membentuk pola musiman (*seasonal*). Berdasarkan hal tersebut, diperoleh beberapa kemungkinan model ARIMA untuk meramalkan jumlah curah hujan harian di Ahmad Yani yang ditunjukkan pada Tabel 4.2 kemudian dilanjutkan dengan melakukan estimasi parameter. Hal ini digunakan

untuk mengetahui apakah parameter-parameter dari hasil dugaan signifikan pada model atau tidak. Hasil estimasi parameter pada data curah hujan harian di Ahmad Yani juga ditampilkan dalam Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Model ARIMA	Parameter	Estimate	P-value
(0,1,2)	θ_1	0,7234	<0,0001
	θ_2	0,1803	<0,0001
(1,1,1)	ϕ_1	0,2060	<0,0001
	θ_1	0,9269	<0,0001
(1,1,[2])	ϕ_1	-0,8174	<0,0001
	θ_2	0,7606	<0,0001
([1,31],1,1)	ϕ_1	0,2092	<0,0001
	ϕ_{31}	0,0946	0,0022
	θ_1	0,9289	<0,0001
([1,31],1,[2])	ϕ_1	-0,8012	<0,0001
	ϕ_{31}	0,0479	0,0119
	θ_2	0,7452	<0,0001
([1,60],1,1)	ϕ_1	0,2045	<0,0001
	ϕ_{60}	-0,0685	0,0267
	θ_1	0,9266	<0,0001
([1,60],1,[1,31])	ϕ_1	0,2066	<,0001
	ϕ_{60}	-0,0676	0,0290
	θ_1	0,9309	<0,0001
	θ_{31}	-0,0305	0,0087
([1,31,60],1,1)	ϕ_1	0,2080	<0,0001
	ϕ_{31}	0,0956	0,0019

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani (lanjutan)

Model ARIMA	Parameter	Estimate	P-value
	ϕ_{60}	-0,0698	0,0233
	θ_1	0,9289	<0,0001
(3,1,0)	ϕ_1	-0,5625	<0,0001
	ϕ_2	-0,3946	<0,0001
	ϕ_3	-0,2156	<0,0001

Setelah dilakukan analisis pengujian signifikansi parameter, adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian signifikansi parameter adalah sebagai berikut.

$H_0: \phi_p = 0$ atau $\theta_q = 0$,

$H_1: \phi_p \neq 0$ atau $\theta_q \neq 0$.

Penolakan H_0 dilakukan apabila $p\text{-value} < \alpha$ dimana p dan q merupakan jumlah parameter yang ditaksir. Tabel 4.2 menginformasikan bahwa dengan $\alpha=5\%$ didapatkan sembilan model ARIMA sementara yang parameternya signifikan. Hal ini ditunjukkan dengan $p\text{-value}$ dari semua parameternya kurang dari α . Maka, dapat dilanjutkan dengan melakukan pengujian kesesuaian model ARIMA sementara untuk mengetahui apakah model tersebut telah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut ini merupakan tabel pengujian kesesuaian model ARIMA sementara.

Tabel 4.3 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
(0,1,2)	6	0,8737	<0,0100
	12	0,8155	
	18	0,8967	
	24	0,5323	

Tabel 4.3 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani (lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
(0,1,2)	30	0,6522	<0,0100
	36	0,3202	
	42	0,4129	
	48	0,4594	
(1,1,1)	6	0,9844	<0,0100
	12	0,8131	
	18	0,8912	
	24	0,6106	
	30	0,7404	
	36	0,4100	
	42	0,5024	
	48	0,5483	
(1,1,[2])	6	0,0001	<0,0100
	12	0,0019	
	18	0,0089	
	24	0,0019	
	30	0,0094	
	36	0,0056	
	42	0,0146	
	48	0,0240	
([1,31],1,1)	6	0,9415	<0,0100
	12	0,7344	
	18	0,8418	
	24	0,5368	

Tabel 4.3 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani (lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
((1,31],1,1)	30	0,6525	<0,0100
	36	0,7786	
	42	0,8224	
	48	0,8393	
((1,31],1,[2])	6	<0,0001	<0,0100
	12	0,0008	
	18	0,0041	
	24	0,0008	
	30	0,0052	
	36	0,0154	
	42	0,0317	
	48	0,0499	
((1,60],1,1)	6	0,9178	<0,0100
	12	0,7249	
	18	0,8415	
	24	0,5958	
	30	0,6973	
	36	0,3611	
	42	0,5130	
	48	0,5345	
((1,60],1,[1,31])	6	0,7674	<0,0100
	12	0,6029	
	18	0,7718	
	24	0,5679	

Tabel 4.3 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani (lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
([1,60],1,[1,31])	30	0,6794	<0,0100
	36	0,4537	
	42	0,6957	
	48	0,7255	
([1,31,60],1,1)	6	0,7749	<0,0100
	12	0,6251	
	18	0,7718	
	24	0,5101	
	30	0,6052	
	36	0,7329	
	42	0,8337	
	48	0,8290	
(3,1,0)	6	<0,0001	<0,0100
	12	<0,0001	
	18	<0,0001	
	24	<0,0001	
	30	<0,0001	
	36	<0,0001	
	42	<0,0001	
	48	<0,0001	

Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian asumsi residual *white noise* adalah sebagai berikut.

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$, dimana $k = 1, 2, \dots, K$

Penolakan H_0 dilakukan apabila p -value sampai lag ke- K kurang dari α . Berdasarkan Tabel 4.3, diketahui bahwa dari kesembilan model ARIMA sementara, terdapat enam model yang memiliki p -value dari uji *white noise* lebih dari α . Hal ini dapat dikatakan bahwa keenam model tersebut telah memenuhi uji residual *white noise* sedangkan sisanya tidak memenuhi uji residual residual *white noise*. Keenam model yang telah memenuhi uji residual residual *white noise* adalah ARIMA (0,1,2), ARIMA (1,1,1), ARIMA ([1,31],1,1), ARIMA ([1,60],1,1), ARIMA ([1,60],1,[1,31]), dan ARIMA ([1,31,60],1,1).

Selanjutnya adalah melakukan pengujian residual berdistribusi normal dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : residual data mengikuti distribusi normal

H_1 : residual data tidak mengikuti distribusi normal

Penolakan hipotesis nol dilakukan apabila p -value kurang dari α . Terlihat dalam Tabel 4.3, kesembilan model ARIMA sementara tersebut memiliki p -value dari uji kenormalan yang sama yaitu $<0,0100$. Hal ini menandakan dengan $\alpha=5\%$ diketahui bahwa p -value $< \alpha$ atau tolak H_0 sehingga dapat disimpulkan semua model ARIMA sementara tersebut tidak berdistribusi normal. Dikarenakan hasil model ARIMA sementara tidak normal, maka dapat dilakukan pendeteksian *outlier*. Setelah dilakukan dekteksi *outlier* didapatkan sebanyak 10 data *outlier* seperti terlihat pada Tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Deteksi *Outlier* Pada Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Observasi	Estimate	Chi-Square	P-value
671	-0,2563	9,77	0,0018
406	0,2556	10,1	0,0015
1035	-0,2181	7,42	0,0064
306	-0,2160	7,35	0,0067
222	-0,4371	7,1	0,0077
771	0,2107	7,12	0,0076
403	0,4195	6,62	0,0101
242	-0,4137	6,44	0,0112
565	-0,4064	6,25	0,0124
196	0,1961	6,33	0,0119

Setelah mendapatkan pengamatan yang *outlier*, selanjutnya memodelkan kembali sehingga memperoleh residual yang memenuhi asumsi normalitas. Naun, setelah mendapatkan model dengan deteksi *outlier*, ternyata asumsi normalitas pada residual masih belum terpenuhi juga. Gejala ini tidak dapat diatasi dengan deteksi *outlier* dikarenakan histogram dari residual cenderung leptokurtik (membentuk kurva yang runcing) dan nilai dari kurtosisnya (derajat keruncingan suatu distribusi) cukup besar sehingga kemungkinan model data curah hujan di Stasiun Ahmad Yani adalah nonlinier.

Setelah mendapatkan model ARIMA sementara yang memiliki parameter signifikan dan memenuhi asumsi uji residual *white noise*. Untuk menentukan model ARIMA terbaik diantara kesembilan model dari Tabel 4.2, akan dilihat nilai RMSE dan AIC pada data *in sample* dan RMSE dan MAPE pada data *out sample*. Perhitungan nilai-nilai tersebut didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.5 Nilai RMSE, AIC dan MAPE Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Model ARIMA	<i>In sample</i>		<i>out sample</i>	
	RMSE	AIC	RMSE	MAPE
(0,1,2)	14,588	-761,236	14,338	44,67%
(1,1,1)	14,598	-761,886	14,347	44,60%
(1,1,[2])	14,583	-735,654	14,336	44,64%
([1,31],1,1)	14,553	-769,288	14,218	47,64%
([1,31],1,[2])	14,550	-739,961	14,298	46,00%
([1,60],1,1)	14,600	-764,822	14,401	45,67%
([1,60],1,[1,31])	14,555	-768,828	13,999	49,18%
([1,31,60],1,1)	14,554	-772,630	14,280	46,14%
(3,1,0)	14,107	-614,873	14,143	47,98%

Dari Tabel 4.5 dapat dilihat nilai RMSE, AIC, dan MAPE kesembilan model ARIMA sementara hampir sama antara satu model dengan model yang lainnya. Dalam menentukan model terbaik, dapat menggunakan beberapa kriteria antara lain adalah kriteria *in sample* dan *out sample*. Berdasarkan kriteria *in sample*, RMSE dan AIC

terkecil terdapat pada model ARIMA(3,1,0) sedangkan berdasarkan kriteria *out sample*, RMSE terkecil terdapat pada model ARIMA ([1,60],1,[1,31]) dan MAPE terkecil terdapat pada model ARIMA(1,1,1). Oleh karena itu, model ARIMA terbaik adalah ARIMA(3,1,0), ARIMA ([1,60],1,[1,31]), dan ARIMA(1,1,1). Berikut model matematis dari ARIMA(3,1,0) pada data curah hujan harian di stasiun pengamatan Ahmad Yani yang telah dilakukan transformasi:

$$\begin{aligned}(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)Z_t^* &= a_t, \\ (1 - (1 + \phi_1)B + (\phi_1 - \phi_2)B^2 + (\phi_2 - \phi_3)B^3 + \phi_3 B^4)Z_t^* &= a_t, \\ Z_t^* &= (1 + \phi_1)Z_{t-1}^* - (\phi_1 - \phi_2)Z_{t-2}^* - (\phi_2 - \phi_3)Z_{t-3}^* - \\ &\quad \phi_3 Z_{t-4}^* + a_t, \\ Z_t^* &= 0,437Z_{t-1}^* + 0,9571Z_{t-2}^* + 0,6102Z_{t-3}^* + 0,2156Z_{t-4}^* + \\ &\quad a_t.\end{aligned}$$

Berikut model matematis dari ARIMA([1,60],1,[1,31]) pada data curah hujan harian di stasiun pengamatan Ahmad Yani:

$$\begin{aligned}(1 - \phi_1 B - \phi_{60} B^{60})(1 - B)Z_t^* &= (1 - \theta_1 B - \theta_{31} B^{31})a_t, \\ (1 - (1 + \phi_1)B + \phi_1 B^2 - \phi_{60} B^{60} + \phi_{60} B^{61})Z_t^* &= (1 - \theta_1 B - \\ &\quad \theta_{31} B^{31})a_t, \\ Z_t^* &= (1 + \phi_1)Z_{t-1}^* - \phi_1 Z_{t-2}^* + \phi_{60} Z_{t-60}^* - \phi_{60} Z_{t-61}^* + a_t - \\ &\quad \theta_1 a_{t-1} - \theta_{31} a_{t-31}, \\ Z_t^* &= 1,2066Z_{t-1}^* - 0,2066Z_{t-2}^* - 0,0676Z_{t-60}^* + \\ &\quad 0,0676Z_{t-61}^* + a_t - 0,9309a_{t-1} + 0,0305a_{t-31}.\end{aligned}$$

Berikut model matematis dari ARIMA(1,1,1) pada data curah hujan harian di stasiun pengamatan Ahmad Yani:

$$\begin{aligned}(1 - \phi_1 B)(1 - B)Z_t^* &= (1 - \theta_1 B)a_t, \\ (1 - B - \phi_1 B + \phi_1 B^2)Z_t^* &= (1 - \theta_1 B)a_t, \\ Z_t^* - Z_{t-1}^* - \phi_1 Z_{t-1}^* + \phi_1 Z_{t-2}^* &= a_t - \theta_1 a_{t-1}, \\ Z_t^* &= (1 + \phi_1)Z_{t-1}^* - \phi_1 Z_{t-2}^* + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \\ Z_t^* &= 1,206Z_{t-1}^* - 0,206Z_{t-2}^* + a_t - 0,9269a_{t-1}.\end{aligned}$$

4.2.1.2 Pengujian Nonlinieritas

Dalam pendeteksian nonlinieritas pada data curah hujan di Stasiun Ahmad Yani, maka dapat menggunakan uji Terasvirta dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $f(x)$ adalah fungsi linier dalam x (model linier)

H_1 : $f(x)$ adalah fungsi nonlinier dalam x (model nonlinier)

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan, menghasilkan p -value sebesar 0,0005997. Dengan $\alpha=0,05$, didapatkan keputusan tolak H_0 karena p -value < α atau dapat dikatakan bahwa model jumlah curah hujan harian di Stasiun Ahmad Yani adalah nonlinier. Oleh karena itu, dalam melakukan peramalan curah hujan di Stasiun Ahmad Yani dapat menggunakan pendekatan ANFIS.

4.2.1.3 Model ANFIS

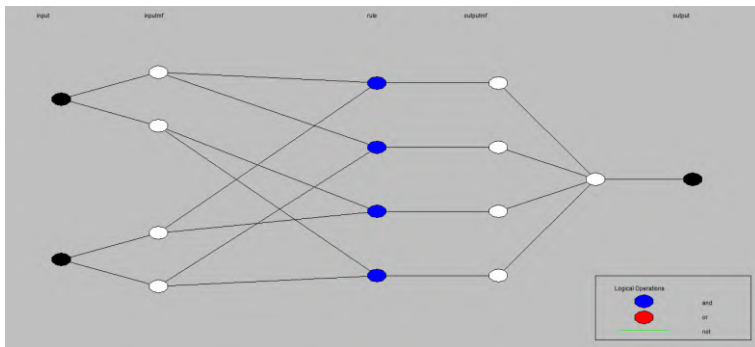
Input yang digunakan dalam tahapan ANFIS ditentukan dengan pendekatan ARIMA yang telah menghasilkan model dengan parameter yang signifikan. Namun dalam penelitian, *input* dalam pendekatan ANFIS dibatasi hanya dengan melihat plot PACF yang signifikan dalam model ARIMA. Pada pendekatan ini, *input* yang dipilih berdasarkan *lag-lag* yang signifikan pada plot PACF tanpa mengikutsertakan *lag-lag* pada plot ACF atau dalam model MA (*Moving Average*). Dalam pemodelan ARIMA pada data curah hujan harian di Ahmad Yani, telah menghasilkan beberapa model yang telah signifikan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.2. Oleh karena itu, telah didapatkan beberapa *input* yang dapat digunakan dalam pendekatan ANFIS dengan melihat kriteria nilai RMSE, AIC, dan MAPE terkecil pada model ARIMA yang dihasilkan sebagai berikut.

Tabel 4.6 *Input* ANFIS Data Curah Hujan Harian Ahmad Yani

Model ARIMA	<i>Input</i> dalam ANFIS
(1,1,1)	Z_{t-1}^* , Z_{t-2}^*
([1,60],1,[1,31])	Z_{t-1}^* , Z_{t-2}^* , Z_{t-60}^* , Z_{t-61}^*
(3,0,0)	Z_{t-1}^* , Z_{t-2}^* , Z_{t-3}^* , Z_{t-4}^*

Setelah mendapatkan *input* yang akan digunakan dalam pendekatan ANFIS, tahapan selanjutnya adalah menentukan banyaknya fungsi keanggotaan (*membership function*) dan jenis fungsi

keanggotaan (*membership function*). Adapun jenis *membership function* yang digunakan adalah *Gauss*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*. Sedangkan banyaknya *membership function* yang digunakan sebesar 2 dan 3. Berikut ini merupakan penggambaran tahapan dalam ANFIS, dimana input yang digunakan adalah Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan jumlah *membership function* yang digunakan sebanyak 2, serta jenis *membership function* adalah *Generalized Bell*.



Gambar 4.9 Arsitektur ANFIS Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^*

Berdasarkan Gambar 4.9, arsitektur ANFIS terdiri dari 5 lapis. Lapis 1 merupakan *input* yang digunakan yaitu sebanyak 2 dengan Z_{t-1}^* adalah jumlah curah hujan harian sehari sebelumnya yang telah ditransformasi dan Z_{t-2}^* adalah jumlah curah hujan harian dua hari sebelumnya yang telah ditransformasi. Masing-masing *input* memiliki 2 himpunan *fuzzy*/fungsi keanggotaan (*membership function*).

Berdasarkan gambar diatas menggunakan 2 *membership function* dan *input* yang digunakan sebanyak 2. Total parameter yang digunakan sebanyak 24 dimana 12 diantaranya merupakan parameter nonlinier atau parameter premis dalam ANFIS yang berasal dari banyaknya *membership function* dikali banyaknya *input* dan banyaknya parameter *membership function Generalized Bell* ($2 \times 2 \times 3 = 12$) yang nantinya digunakan pada lapis 1 dan sisanya merupakan parameter linier atau parameter konsekuen yang digunakan pada lapis 4. Parameter linier tersebut diperoleh dari perkalian antara banyaknya aturan dengan banyaknya parameter konsekuen di lapis 4 (C_1, C_2, C_0) dimana aturan yang digunakan sebanyak 2. Berikut ini merupakan

perhitungan yang dilakukan pada masing-masing lapis dengan menggunakan data *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* seperti terlihat pada Tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 Data yang Digunakan untuk Pelatihan

Data ke-	Input	
	Z_{t-1}^*	Z_{t-2}^*
1	0,178571	0,4
2	0,138889	0,178571
3	0,021978	0,138889
⋮	⋮	⋮
1060	0,5	0,02004
1061	0,5	0,5
1062	0,5	0,5

Tahapan pertama yaitu menentukan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* dengan tujuan untuk mengelompokkan data *input* kedalam himpunan *fuzzy* sesuai dengan klasifikasinya. Tabel 4.8 merupakan nilai awal parameter dengan jenis *membership function Generalized Bell* dan jumlah *membership function* sebanyak 2. Parameter a , b , dan c merupakan parameter yang terdapat dalam *membership function Generalized Bell*.

Tabel 4.8 Nilai Awal Parameter

Input	Parameter		
	a_i	b_i	c_i
Input 1 MF 1	0,247	2	0,0058
Input 1 MF 2	0,247	2	0,5
Input 2 MF 1	0,247	2	0,0058
Input 2 MF 2	0,247	2	0,5

Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui nilai parameter premis pada lapis pertama yang dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut.

$$O_{1,1} = \mu_{A_1}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z_{t-1} - 0,0058}{0,247} \right|^{2*2}},$$

$$O_{1,1} = \mu_{A_2}(Z_{t-1}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z_{t-1} - 0,5}{0,247} \right|^{2*2}},$$

$$O_{1,3} = \mu_{B_1}(Z_{t-28}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z_{t-28} - 0,0058}{0,247} \right|^{2*2}},$$

$$O_{1,4} = \mu_{B_2}(Z_{t-28}) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z_{t-28} - 0,5}{0,247} \right|^{2*2}}.$$

Dalam lapis 1, data *input* diubah menjadi derajat keanggotaan dimana derajat keanggotaan yang terbentuk merupakan *output* dari lapis 1 dan menjadi *input* untuk lapis 2. Pada lapis 2 terjadi proses logika *fuzzy* yang biasanya menggunakan operator AND karena semua aturan saling bergantung dan mempengaruhi. Sehingga dilakukan perkalian antar nilai derajat keanggotaan dan menghasilkan w_i ($i=1,2$).

Tabel 4.9 *Output* Lapis 2

Data ke-	w_1	w_2
1	0,083025	0,171814
2	0,319978	0,04327
3	0,627457	0,022358
⋮	⋮	⋮
1060	0,110378	0,117019
1061	0,012346	1
1062	0,012346	1

Selanjutnya, lapis 3 merupakan penentuan kuat penyulutan ternormalisasi (*normalised firing strength*). *Output* dalam lapis ini adalah \bar{w}_i untuk $i=1$ dan 2 dimana seperti yang dituliskan dalam persamaan 2.23. Berikut ini adalah hasil dari lapis 3.

Tabel 4.10 *Output* Lapis 3

Data ke-	\bar{w}_1	\bar{w}_2
1	0,325795	0,674205
2	0,88088	0,11912
3	0,965593	0,034407
⋮	⋮	⋮
1061	0,012195	0,987805
1062	0,012195	0,987805

Proses selanjutnya dalam lapis 4 adalah tahapan *defuzzyfikasi*, yaitu melakukan perhitungan transformasi hasil *fuzzy* ke dalam bentuk *crisp*. Pada lapis ini dilakukan proses pembelajaran dengan menggunakan metode LSE (*Least Square Estimator*) yang menghasilkan parameter linier sebagai hasil pembelajaran pada alur maju.

Tabel 4.11 Parameter Linier Optimum

Aturan	Parameter Linier		
	C_{i1}	C_{i2}	C_{i0}
Aturan 1	0,4526	0,3652	0,1666
Aturan 2	0,6551	0,3352	-0,0656

Nilai parameter linier diatas digunakan untuk perhitungan *output* untuk lapis 4. Hasil lapis 4 diperoleh dengan mengoperasikan nilai parameter linier dengan *output* di lapis 3 berdasarkan persamaan 2.24 yang disajikan sebagai berikut.

Tabel 4.12 Output Lapis 4

Data ke-	$\bar{w}_1 Z_{t-1}^*$	$\bar{w}_2 Z_{t-2}^*$
1	0,128201	0,12504
2	0,259574	0,010154
3	0,21945	-0,00016
⋮	⋮	⋮
1060	0,194265	0,138257
1061	0,007018	0,424312
1062	0,007018	0,424312

Tahapan terakhir merupakan lapis 5 yaitu menghitung semua *output* yang muncul di lapis 4 menjadi satu *output* saja. Hasil dari lapis 5 yaitu nilai \hat{Z}^* dimana nilai tersebut merupakan data curah hujan harian di Stasiun Ahmad Yani yang telah ditransformasi. Oleh karena itu, hasil *output* lapis 5 perlu dikembalikan ke kondisi semula. Berikut adalah model taksiran yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\hat{Z}^* &= \sum_{i=1}^2 \bar{w}_{it} y_i \\ &= \bar{w}_{1t} y_1 + \bar{w}_{2t} y_2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \bar{w}_{1t}(C_{11}Z_{t-1}^* + C_{12}Z_{t-2}^* + C_{10}) + \bar{w}_{2t}(C_{11}Z_{t-1}^* + C_{12}Z_{t-2}^* + C_{10}) \\
&= \bar{w}_{1t}(0,452Z_{t-1}^* + 0,3652Z_{t-2}^* + 0,1666) \\
&\quad + \bar{w}_{2t}(0,6551Z_{t-1}^* + 0,3352Z_{t-2}^* - 0,0656)
\end{aligned}$$

dengan:

$$\bar{w}_{it} = \frac{w_{it}}{\sum_{i=1}^2 w_{it}}, \text{ untuk } i=1,2 \text{ dan } t=1,2,\dots,n$$

$$w_{it} = \mu_{A_{it}}(Z_{t-1}^*)\mu_{B_{it}}(Z_{t-2}^*).$$

Berikut ini merupakan hasil *output* pada lapis 5 yang telah dikembalikan ke kondisi semula.

Tabel 4.13 Output Lapis 5

Data ke-	Output ANFIS
1	3,9
2	3,7
3	4,6
⋮	⋮
1060	3,0
1061	2,3
1062	2,3

Pada pembahasan awal, telah ditentukan bahwa terdapat 3 jenis *input* yang digunakan pada penerapan tahap ANFIS. Untuk meramalkan curah hujan periode selanjutnya, dipilih kombinasi antara jenis *input*, jumlah *membership function* (MF), dan jenis *membership function* (*Gauss*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*) yang meminimumkan RMSE. Berikut ini merupakan nilai RMSE dari masing-masing *input*, jumlah *membership function*, dan jenis *membership function* dengan pendekatan ANFIS.

Tabel 4.14 Nilai RMSE In-sample Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	14,5149	14,5104	14,5192
	$Z_{t-1}^* Z_{t-2}^* Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	12,8688	12,8632	12,6997

Tabel 4.14 Nilai RMSE *In-sample* Model ANFIS (lanjutan)

Banyak MF	Input	Jenis MF		
2	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	14,2346	17,4948	14,2179
3	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	14,4978	14,4383	14,4996
	$Z_{t-1}^* Z_{t-2}^* Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	13,7212	17,7616	22,9493
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	14,2321	14,2339	22,6089

Tabel 4.14 menunjukkan secara umum nilai RMSE *in sample* terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* $Z_{t-1}^* Z_{t-2}^* Z_{t-60}^*$, dan Z_{t-61}^* dengan jenis fungsi Trapezoidal dan banyaknya MF sebesar 2 sedangkan berdasarkan RMSE *out sample* yang terletak pada Tabel 4.15, menunjukkan nilai RMSE terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan jenis fungsi Trapezoidal dan banyaknya MF sebesar 2. Oleh karena itu, *input* yang digunakan dalam peramalan data curah hujan harian di stasiun Ahmad Yani dalam pendekatan ANFIS merupakan *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* . Secara umum, dapat dilihat bahwa jenis *input* yang digunakan dalam pendekatan ANFIS cenderung memiliki RMSE minimum adalah jenis *input* yang dibentuk dari model ARIMA yang memenuhi asumsi *white noise*.

Tabel 4.15 Nilai RMSE *Out-sample* Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	12,9713	12,9722	12,9661
	$Z_{t-1}^* Z_{t-2}^* Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	13,7502	13,7396	13,7533
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	12,9972	13,0000	13,0197
3	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	12,9682	12,9940	12,9953
	$Z_{t-1}^* Z_{t-2}^* Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	14,0901	14,0715	15,0685
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	13,0081	13,0148	13,0438

Tabel 4.16 Nilai MAPE *Out-sample* Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	31,76	31,43	31,12
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	34,94	34,99	40,79
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	41,74	36,60	41,59
3	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	34,15	30,29	34,44
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-60}^*, Z_{t-61}^*$	45,97	44,60	57,66
	$Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*, Z_{t-3}^*, Z_{t-4}^*$	41,70	40,24	41,88

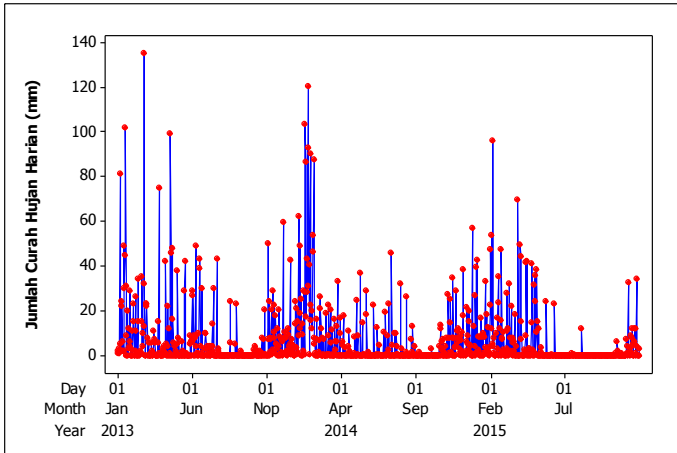
Sama halnya dengan RMSE, Tabel 4.16 menginformasikan bahwa nilai MAPE terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan jenis fungsi Trapezoidal dan banyaknya MF sebesar 2.

4.2.2 Peramalan Curah Hujan Stasiun Maritim Tanjung Mas

Sama halnya dengan peramalan curah hujan di Ahmad Yani, dalam stasiun ini juga akan dilakukan pembentukan model dengan dua pendekatan yaitu ARIMA dan ANFIS dimana dalam pendekatan ANFIS, *input* yang digunakan berdasarkan *lag-lag* yang signifikan dari model ARIMA. Setelah itu, dilanjutkan dengan melakukan pemilihan metode terbaik dengan membandingkan nilai RMSE dan MAPE dari data *out sample*.

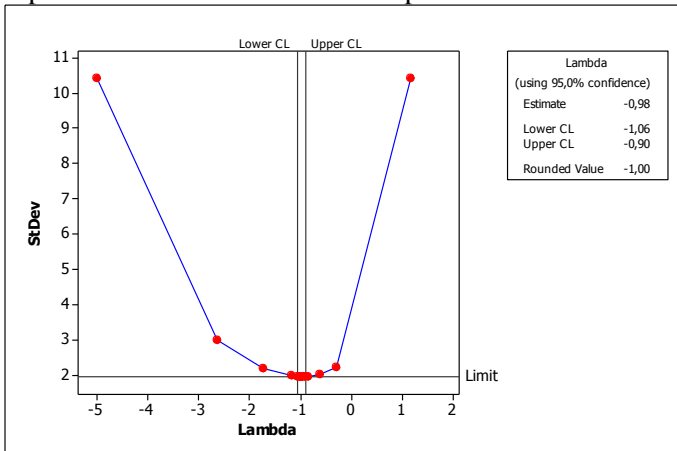
4.2.2.1 Model ARIMA

Dalam pemodelan ARIMA, langkah pertama yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi data curah hujan harian di Stasiun Maritim Tanjung untuk mengetahui apakah data tersebut sudah memenuhi asumsi stasioner dalam varians dan means atau belum. Namun, terlebih dahulu perlu melihat plot *time series* dari data curah hujan di Stasiun Maritim Tanjung Mas agar dapat mengetahui pola dan karakteristik dari data tersebut yang ditunjukkan dalam Gambar 4.10.

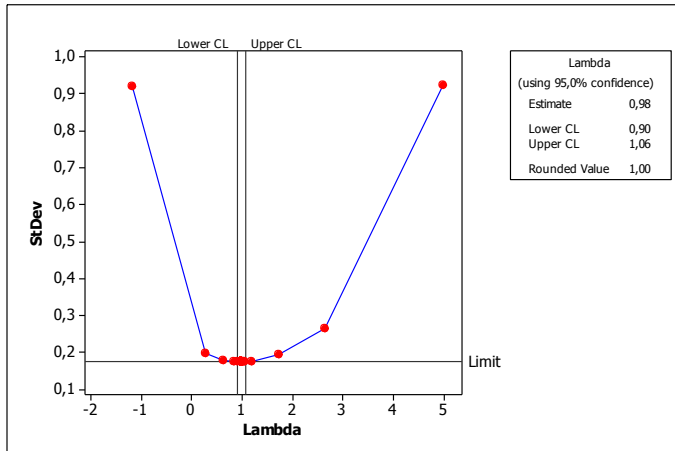


Gambar 4.10 Plot *Time Series* Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Seperti ditunjukkan Gambar 4.10, kondisi curah hujan yang terjadi di Maritim Tanjung Mas secara visual menunjukkan fluktuasi data yang hampir sama dengan stasiun Ahmad Yani yaitu belum stasioner baik dalam varians maupun dalam *means* karena titik satu dengan titik lainnya sangat bervariasi dan tidak berada di sekitar *means*. Namun, untuk lebih jelasnya dapat melakukan analisis dengan melihat plot Box-Cox terlebih dahulu seperti dalam Gambar 4.11.

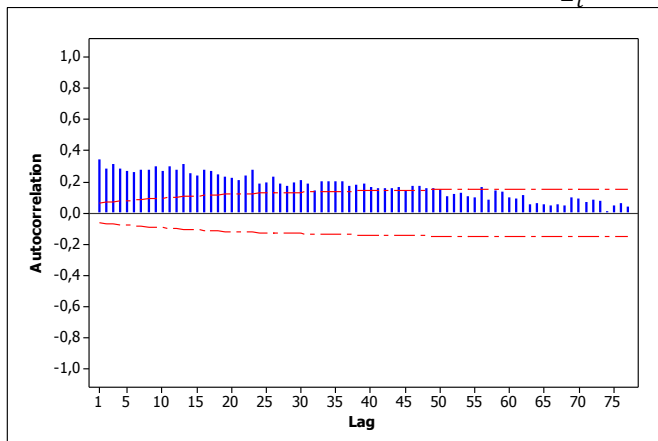


Gambar 4.11 Box-Cox Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas



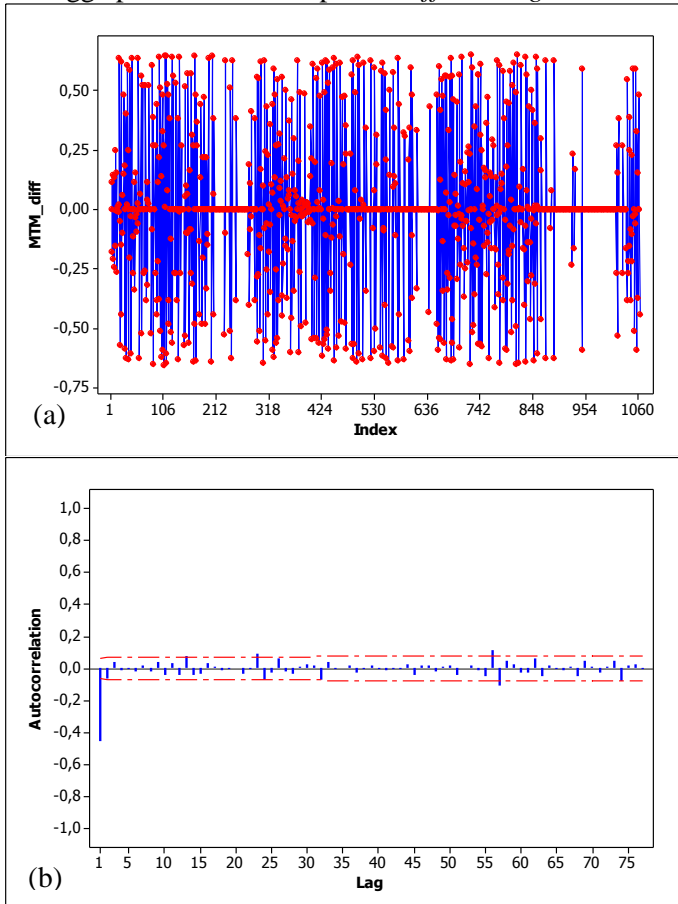
Gambar 4.12 Box-Cox Setelah Transformasi Data Curah Hujan Harian di MTM

Dengan menggunakan transformasi tersebut, maka didapatkan hasil plot *Box-Cox* seperti Gambar 4.12. Terlihat batas atas (*Upper CL*) yang dihasilkan sebesar 1,06 dan batas bawah (*Lower CL*) sebesar 0,90 telah melewati angka 1 serta *rounded value* pada plot *Box-Cox* setelah transformasi juga sebesar 1,00. Maka, dapat dikatakan data curah hujan harian di Stasiun Maritim Tanjung Mas telah memenuhi asumsi stasioner dalam varians menggunakan transformasi $1/z_t$.



Gambar 4.13 Plot ACF Data Curah Hujan Harian di MTM Setelah Transformasi

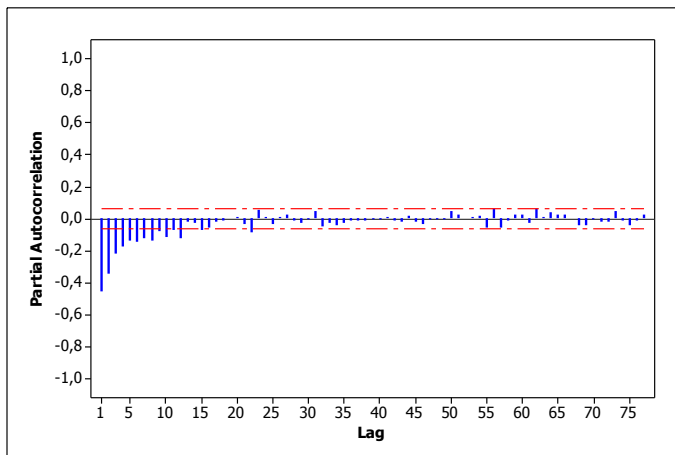
Setelah stasioner pada varians terpenuhi, maka dilanjutkan dengan melakukan identifikasi stasioneritas dalam *mean* pada data yang telah ditransformasi dengan melihat plot ACF. Hasil identifikasi stasioneritas terhadap *mean* dalam Gambar 4.13 menunjukkan nilai *Autocorrelation Function* tersebut turun secara lambat menuju nol. Oleh karena itu, secara visual data tersebut belum stasioner dalam *mean* sehingga perlu melakukan proses *differencing non* musiman.



Gambar 4.14 Plot *Time Series* (a) dan Plot ACF (b) Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas Setelah Transformasi dan *Differencing* 1

Setelah melakukan *differencing* orde ke-1, terlihat pada Gambar 4.14(a) bahwa data curah hujan yang telah dilakukan transformasi dan *differencing* telah stasioner dalam *mean* karena memiliki fluktuasi yang relatif kecil atau berada di sekitar *mean* (konstan). Selain itu, dapat juga dilihat di Gambar 4.14(b) bahwa nilai *Autocorrelation Function* menunjukkan tidak turun secara lambat. Maka, data curah hujan yang telah dilakukan transformasi dan *differencing* tersebut dapat digunakan untuk analisis selanjutnya karena telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam varians dan *mean*.

Setelah kedua asumsi terpenuhi, maka selanjutnya adalah tahap identifikasi model ARIMA sementara. Dalam penentuan model ARIMA sementara dapat menggunakan plot ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner tersebut. Gambar 4.14(b) dan Gambar 4.15 adalah hasil plot ACF dan plot PACF dari data curah hujan di Maritim Tanjung Mas yang telah stasioner dalam varians dan *means*.



Gambar 4.15 Plot PACF Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas Setelah Transformasi dan *Differencing* 1

Terlihat plot ACF dalam Gambar 4.14(b) menunjukkan signifikan pada *lag-1*, *lag-13*, *lag-23*, *lag-56*, dan *lag-57*. Sedangkan plot PACF dalam Gambar 4.15 menunjukkan *lag-lag* yang turun secara lambat (*dies down*). Namun untuk *lag-1*, *lag-2*, *lag-3*, *lag-4*, *lag-5*, *lag-6*, *lag-*

7, lag-8, lag-9, lag-10, lag-11, lag-12, lag-22, dan lag-56 menunjukkan keluar dari batas. Sehingga terdapat lebih dari satu kemungkinan model yang akan didapatkan. Berdasarkan plot ACF dan PACF mengindikasikan model yang didapatkan tidak membentuk pola musiman (*seasonal*). Berdasarkan hal tersebut, diperoleh beberapa kemungkinan model ARIMA sementara. Setelah melakukan pendugaan model ARIMA, tahapan selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter. Hal ini digunakan untuk mengetahui apakah parameter-parameter dari hasil dugaan signifikan pada model atau tidak. Hasil estimasi parameter pada data curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas ditampilkan dalam Tabel 4.17 berikut.

Tabel 4.17 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Model ARIMA	Parameter	Estimate	P-value
(0,1,2)	θ_1	0,18032	<0,0001
	θ_2	0,72338	<0,0001
(1,1,1)	ϕ_1	0,20600	<0,0001
	θ_1	0,92686	<0,0001
([13,23],1,1)	ϕ_{13}	0,91041	0,0144
	ϕ_{23}	0,07632	0,0139
	θ_1	0,07658	<0,0001
([13,23],1,2)	ϕ_{13}	0,08059	0,0102
	ϕ_{23}	0,08014	0,0102
	θ_1	0,85271	<0,0001
	θ_2	0,06387	0,0381
([13,32],1,1)	ϕ_{13}	0,07409	0,0175
	ϕ_{32}	-0,07041	0,0242
	θ_1	0,90904	<0,0001
([23,32],1,1)	ϕ_{23}	0,07724	0,0132
	ϕ_{32}	-0,07353	0,0186
	θ_1	0,90551	<0,0001
	ϕ_{13}	0,07953	0,0110
([13,23,32],1,2)	ϕ_{23}	0,08242	0,0081
	ϕ_{32}	-0,07244	0,0201
	θ_1	0,85174	<0,0001
	θ_2	0,06358	0,0390

Setelah dilakukan analisis pengujian signifikansi parameter, dengan $\alpha=5\%$ didapatkan tujuh model ARIMA sementara yang semua parameternya signifikan karena semua parameternya memiliki $p\text{-value} < \alpha$ seperti yang terlihat di Tabel 4.17. Selanjutnya adalah melakukan pengujian kesesuaian model ARIMA sementara untuk mengetahui apakah model tersebut telah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut ini merupakan tabel pengujian kesesuaian model ARIMA sementara.

Tabel 4.18 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
(0,1,2)	6	0,8737	<0,0100
	12	0,8155	
	18	0,8967	
	24	0,5323	
	30	0,6522	
	36	0,3202	
	42	0,4129	
	48	0,4594	
	6	0,9844	
(1,1,1)	12	0,8131	<0,0100
	18	0,8912	
	24	0,6106	
	30	0,7404	
	36	0,4100	
	42	0,5024	
	48	0,5483	
	6	0,0680	
	12	0,2844	
([13,23],1,1)	18	0,5545	<0,0100
	24	0,5764	
	30	0,6396	
	36	0,6143	
	42	0,8331	
	48	0,8909	

Tabel 4.18 Uji Kesesuaian Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas (lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White Noise</i>		Uji Kenormalan
	Lag	P-value	
([13,23],1,2)	6	0,2824	<0,0100
	12	0,5054	
	18	0,7666	
	24	0,7814	
	30	0,8285	
	36	0,8002	
	42	0,9389	
	48	0,9637	
	([13,32],1,1)	6	
12		0,2719	
18		0,5520	
24		0,3091	
30		0,3167	
36		0,5374	
42		0,7703	
48		0,8466	
([23,32],1,1)		6	0,0630
	12	0,3073	
	18	0,2172	
	24	0,3108	
	30	0,3357	
	36	0,5769	
	42	0,8053	
	48	0,8739	
	([13,23,32],1,2)	6	<0,0001
12		<0,0001	
18		<0,0001	
24		<0,0001	
30		<0,0001	
36		<0,0001	
42		<0,0001	
48		<0,0001	

Dengan $\alpha=5\%$ diketahui dari tujuh model ARIMA diatas, keenam model sementara tersebut memiliki *p-value* dari uji *white noise* lebih

dari α atau tolak H_0 sehingga dapat dikatakan bahwa keenam model tersebut telah memenuhi uji residual *white noise*. Berdasarkan Tabel 4.18, ketujuh model ARIMA sementara memiliki *p-value* dari uji kenormalan yang sama yaitu $<0,0100$. Hal ini menandakan bahwa dengan $\alpha=5\%$ maka *p-value* $< \alpha$ atau tolak H_0 sehingga dapat dikatakan bahwa semua model ARIMA sementara tersebut tidak berdistribusi normal. Sama halnya pada Stasiun Ahmad Yani, gejala ketidaknormalan pada data curah hujan di Maritim Tanjung Mas ini tidak dapat diatasi dengan deteksi *outlier* dikarenakan histogram dari residual cenderung leptokurtik (membentuk kurva yang runcing) dan nilai dari kurtosisnya (derajat keruncingan suatu distribusi) cukup besar sehingga kemungkinan model data curah hujan di Stasiun Maritim Tanjung Mas adalah nonlinier.

Setelah mendapatkan model ARIMA sementara, untuk menentukan model ARIMA terbaik akan dilihat dari kriteria *in sample* dan *out sample* dimana kriteria nilai RMSE dan AIC terkecil pada data *in sample* dan kriteria RMSE dan MAPE terkecil pada data *out sample*. Perhitungan nilai-nilai tersebut didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.20 Nilai RMSE, AIC dan MAPE Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Model ARIMA	<i>In sample</i>		<i>Out sample</i>	
	RMSE	AIC	RMSE	MAPE
(0,1,2)	14,55163	-761,236	16,12850	71,56
(1,1,1)	14,54609	-761,886	16,13595	71,16
([13,23],1,1)	14,96051	-103,512	16,29465	61,38
([13,23],1,2)	14,95564	-105,659	16,29656	61,43
([13,32],1,1)	14,96597	-102,523	16,39347	55,70
([23,32],1,1)	14,96440	-103,035	16,35835	57,37
([13,23,32],1,2)	14,95712	-109,081	16,38480	56,23

Dari Tabel 4.20 dapat dilihat nilai RMSE, AIC, dan MAPE ketujuh model ARIMA sementara hampir sama antara satu model dengan model yang lainnya. Dalam menentukan model terbaik, dapat menggunakan beberapa kriteria antara lain adalah kriteria *in sample*

dan *out sample*. Berdasarkan kriteria *in sample*, *RMSE* dan *AIC* terkecil terdapat pada model *ARIMA*(1,1,1) sedangkan berdasarkan kriteria *out sample*, *RMSE* terkecil terdapat pada model *ARIMA*(0,1,2) dan *MAPE* terkecil terdapat pada model *ARIMA*([13,32],1,1). Oleh karena itu, model *ARIMA* terbaik adalah *ARIMA*(1,1,1), *ARIMA*(0,1,2) dan *ARIMA* *ARIMA*([13,32],1,1).

4.2.2.2 Pengujian Nonlinieritas

Dalam pendeteksian nonlinieritas pada data curah hujan di Stasiun Maritim Tanjung Mas, maka dapat menggunakan uji Terasvirta dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $f(x)$ adalah fungsi linier dalam x (model linier)

H_1 : $f(x)$ adalah fungsi nonlinier dalam x (model nonlinier)

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan, menghasilkan *p-value* sebesar 0,003443. Dengan $\alpha=0,05$, didapatkan keputusan tolak H_0 karena *p-value* < α atau dapat dikatakan bahwa model jumlah curah hujan harian di Stasiun Maritim Tanjung Mas adalah nonlinier. Oleh karena itu, dalam melakukan peramalan curah hujan di Stasiun Maritim Tanjung Mas dapat menggunakan pendekatan ANFIS.

4.2.2.3 Model ANFIS

Dalam penelitian ini, *input* pada pendekatan ANFIS dibatasi hanya dengan melihat plot *PACF* yang signifikan dalam model *ARIMA*. *Input* yang dipilih berdasarkan *lag-lag* yang signifikan pada plot *PACF* tanpa mengikutsertakan *lag-lag* pada plot *ACF* atau dalam model *MA* (*Moving Average*). Dalam pemodelan *ARIMA* pada data curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas, telah menghasilkan beberapa model yang telah signifikan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.16. Oleh karena itu, didapatkan beberapa *input* yang dapat digunakan dalam pendekatan ANFIS dengan melihat kriteria nilai *RMSE*, *AIC*, dan *MAPE* terkecil pada model *ARIMA* sebagai berikut.

Tabel 4.21 *Input* ANFIS Data Curah Hujan Harian Maritim Tanjung Mas

Model ARIMA	Input dalam ANFIS
(0,1,2)	Z_{t-1}^*
(1,1,1)	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*
([13,32],1,1)	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$

Setelah mendapatkan *input* yang akan digunakan dalam pendekatan ANFIS, tahapan selanjutnya adalah menentukan banyaknya fungsi keanggotaan (*membership function*) dan jenis fungsi keanggotaan (*membership function*). Adapun jenis *membership function* yang digunakan adalah *Gauss*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell* sedangkan banyaknya *membership function* yang digunakan sebesar 2 dan 3. Pada pembahasan diatas, telah ditentukan bahwa terdapat 3 jenis *input* yang digunakan pada penerapan tahap ANFIS. Untuk meramalkan curah hujan periode selanjutnya, dipilih kombinasi antara jenis *input*, jumlah *membership function* (MF), dan jenis *membership function* (*Gauss*, *Trapezoidal*, dan *Generalized Bell*) yang meminimumkan RMSE. Berikut ini merupakan nilai RMSE dari masing-masing *input*, jumlah *membership function*, dan jenis *membership function* dengan pendekatan ANFIS.

Tabel 4.22 Nilai RMSE *In-sample* Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*	15,3695	15,3685	15,3694
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	15,3178	15,3136	15,3234
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	14,5878	14,5891	16,9132
3	Z_{t-1}^*	15,3717	15,3697	15,3725
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	15,2643	15,2387	15,2636
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	27,6123	23,5062	29,5786

Tabel 4.22 menunjukkan secara umum nilai RMSE *in sample* terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* $Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*$ dan Z_{t-33}^* dengan jenis fungsi *Generalized Bell* dan banyaknya MF sebesar 2 sedangkan berdasarkan RMSE *out sample* yang terletak pada Tabel 4.23, menunjukkan nilai RMSE terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan jenis fungsi *Gaussian* dan banyaknya MF sebesar 3. Oleh karena itu, *input* yang digunakan dalam peramalan data curah hujan harian di stasiun Maritim Tanjung Mas dalam pendekatan ANFIS merupakan *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* . Terlihat pada Tabel 4.22, semakin banyak *input* yang

digunakan dan jumlah *membership function* sedikit, cenderung memiliki nilai RMSE yang minimum.

Tabel 4.23 Nilai RMSE *Out-sample* Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*	16,3295	16,3231	16,3298
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	16,3585	16,3455	16,3400
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	16,4102	16,4260	16,4035
3	Z_{t-1}^*	16,3228	16,3179	16,3176
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	16,3661	16,1141	16,3696
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	16,3955	17,6007	16,7330

Sama halnya dengan RMSE, Tabel 4.24 menginformasikan bahwa nilai MAPE terkecil berdasarkan jenis *input* dan jenis keanggotaan terdapat pada *input* Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan jenis fungsi Gauss dan banyaknya MF sebesar 3.

Tabel 4.24 Nilai MAPE *Out-sample* Model ANFIS

Banyak MF	Input	Jenis MF		
		G.Bell	Gauss	Trap
2	Z_{t-1}^*	41,96	42,33	41,77
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	44,35	44,93	44,36
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	48,59	54,85	41,29
3	Z_{t-1}^*	42,67	42,64	42,83
	Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	48,65	41,27	49,44
	$Z_{t-13}^*, Z_{t-14}^*, Z_{t-32}^*, Z_{t-33}^*$	55,00	65,88	67,06

4.3 Peramalan Curah Hujan Harian Periode Kedepan

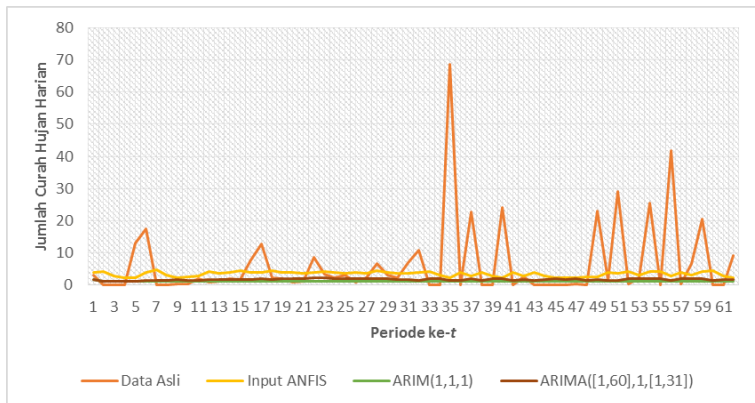
4.3.1 Peramalan Curah Hujan Harian Periode Kedepan Di Stasiun Ahmad Yani

Setelah melalui beberapa tahapan menggunakan metode ARIMA dan ANFIS, tahapan terakhir adalah mendapatkan nilai ramalan yang sesuai untuk hari kedepan. Berikut ini merupakan perbandingan antara metode ARIMA dan ANFIS pada data curah hujan harian di Ahmad Yani.

Tabel 4.24 Perbandingan Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Periode	Data Asli	Ramalan ARIMA	Ramalan ANFIS
1 November 2015	3,2	1,8	1,9
2 November 2015	0	1,2	2
3 November 2015	0	1,1	0,9
...
29 Januari 2016	0	1,1	2,5
30 Januari 2016	0	1,1	0,9
31 Januari 2016	9,2	1,1	0,3

Berikut ini merupakan grafik perbedaan antara model ARIMA dan ANFIS.

**Gambar 4.16** Perbandingan antara metode ARIMA dengan ANFIS Pada Data Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Gambar 4.16 menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode ANFIS dalam peramalan curah hujan harian di Ahmad Yani memiliki *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan metode ARIMA. Hal ini ditunjukkan secara visual, garis-garis berwarna kuning (data dengan metode ANFIS) menunjukkan fluktuasi yang hampir sama dengan data asli (garis berwarna hijau) sedangkan metode ARIMA memiliki fluktuasi yang berbeda data asli. Selain itu, nilai RMSE dan MAPE pada metode ANFIS yang ditunjukkan dalam Tabel 4.25 lebih kecil dibandingkan dengan metode ARIMA. Oleh karena itu, metode

peramalan yang terbaik dalam kasus peramalan curah hujan harian di Ahmad Yani adalah menggunakan pendekatan ANFIS.

Tabel 4.25 Perbandingan RMSE dan MAPE Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Model	Ramalan ANFIS		Model	Ramalan ARIMA	
	RMSE	MAPE		RMSE	MAPE
Z_{t-1}^*	12,9661	31,12%	(1,1,1)	14,347	44,60%
Z_{t-2}^*			([1,60],1,[1,31])		

Berikut ini adalah hasil ramalan 7 periode kedepan yaitu pada tanggal 1 Februari 2016 hingga 7 Februari 2016 dengan pendekatan ANFIS.

Tabel 4.26 Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Ahmad Yani

Periode	Ramalan ANFIS
1 Februari 2016	2,09
2 Februari 2016	1,75
3 Februari 2016	2,00
4 Februari 2016	2,15
5 Februari 2016	2,07
6 Februari 2016	2,01
7 Februari 2016	2,04

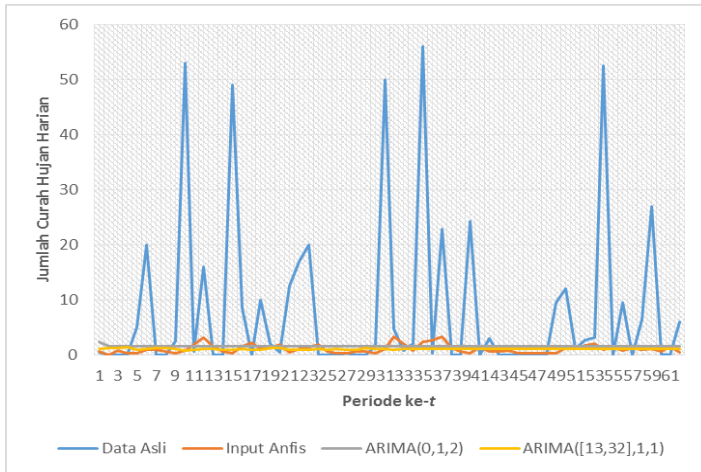
4.3.2 Peramalan Curah Hujan Harian Periode Kedepan Di Stasiun Maritim Tanjung Mas

Setelah melalui beberapa tahapan dengan menggunakan metode ARIMA dan ANFIS, tahapan terakhir adalah mendapatkan nilai ramalan yang sesuai untuk hari kedepan. Berikut ini merupakan perbandingan antara metode ARIMA dan ANFIS pada data curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas.

Tabel 4.27 Perbandingan Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Periode	Data Asli	Ramalan ARIMA	Ramalan ANFIS
1 November 2015	0,4	2,3	0,6
2 November 2015	0	1,7	0
3 November 2015	0	1,6	0,7
...
31 Januari 2016	6	1,6	0,5

Berikut ini merupakan grafik perbedaan antara model ARIMA dan ANFIS.



Gambar 4.17 Perbandingan antara metode ARIMA dengan ANFIS Pada Data Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Gambar 4.17 menunjukkan dengan menggunakan metode ANFIS dalam peramalan curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas memiliki *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan metode ARIMA. Hal ini ditunjukkan secara visual, garis-garis berwarna kuning (data dengan metode ANFIS) menunjukkan fluktuasi yang hampir sama dengan data asli (garis berwarna *orange*) sedangkan metode ARIMA memiliki fluktuasi yang berbeda data asli. Selain itu, pada Tabel 4.28 menunjukkan bahwa nilai RMSE dan MAPE tekecil ditunjukkan dengan pendekatan ANFIS. Oleh karena itu, metode peramalan yang terbaik dalam kasus peramalan curah hujan harian di Maritim Tanjung Mas adalah menggunakan pendekatan ANFIS. Hasil ramalan 7 periode kedepan dengan pendekatan ANFIS disajikan dalam Tabel 4.29.

Tabel 4.28 Perbandingan RMSE dan MAPE di Maritim Tanjung Mas

Model	Ramalan ANFIS		Model	Ramalan ARIMA	
	RMSE	MAPE		RMSE	MAPE
Z_{t-1}^*, Z_{t-2}^*	16,1141	41,27	(0,1,2)	16,12850	71,56
			([13,32],1,1)	16,39347	55,70

Berikut ini adalah hasil ramalan 7 periode kedepan dengan pendekatan ANFIS.

Tabel 4.29 Nilai Ramalan Curah Hujan Harian di Maritim Tanjung Mas

Periode	Ramalan ANFIS
1 Februari 2016	1,86
2 Februari 2016	1,69
3 Februari 2016	2,14
4 Februari 2016	1,54
5 Februari 2016	2,54
6 Februari 2016	1,40
7 Februari 2016	3,05

LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Curah Hujan Harian di Lokasi Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas.

Tahun	Bulan	Tanggal	Ahmad Yani	Maritim Tanjung Mas
		1	0,5	2
		2	3,6	1
		3	5,2	1
		4	43,5	3
		5	7,7	81
		6	4,1	5
		7	47,2	2
		8	21,7	22
		9	7,1	24
2013	1	10	1,7	2
		11	7,4	6
		12	61,6	2
		13	28,3	49
		14	50,9	30
		15	84,6	45
		16	0,4	102
		17	0,2	31
		18	11,3	0
		19	36,8	9
∴	∴	∴	∴	∴
2016	1	31	0	0,1

Lampiran 2*Syntax SAS Model ARIMA(1,1,1)*

```
data ay;
input z;
datalines;
0.4
0.178571429
0.138888889
0.021978022
...
0.037037037
;
proc arima data=ay;
/*--- Tahap IDENTIFIKASI -----*/
identify var=z(1) nlag=72;
/*--- Tahap ESTIMASI DAN CEK DIAGNOSA -----*/
estimate p=(1) q=(1)
noconstant method= cls;
/*--- Tahap PERAMALAN -----*/
forecast out=ramalan lead=62;
/*--- Tahap CEK OUTLIER -----*/
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
run;

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

proc export data=ramalan
outfile='d:\ay(1,1,1).xls'
dbms=excel
replace;
run;
```

Lampiran 3 Hasil SAS ARIMA(1,1,1)

The ARIMA Procedure

Name of Variable = z

Period(s) of Differencing	1
Mean of Working Series	-0.00034
Standard Deviation	0.209504
Number of Observations	1063
Observation(s) eliminated by differencing	1

Autocorrelations

Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1
Std Error																							
0	0.043892	1.00000													*****								
0.030671	-0.017000	-.38732													*****								
0.034971	-0.0040127	-.09142													**								
0.035195	-0.0004552	-.01037													.								
0.035198	-0.0003576	-.00815													.								
0.035200	0.00015410	0.00351													.								
0.035200	-0.0012788	-.02913													*								
0.035223	0.0021138	0.04816													*								
0.035285	-0.0003961	-.00903													.								
0.035287	-0.0022418	-.05108													*								
0.035356	0.0017989	0.04098													*								
0.035401	0.00077911	0.01775													.								
0.035409	-0.0016945	-.03861													*								
0.035449	0.0011328	0.02581													*								
0.035467	0.0012478	0.02843													*								
0.035488	-0.0018681	-.04256													*								
0.035536	-0.0000487	-.00111													.								
0.035536	0.00050447	0.01149													.								
0.035540	0.00095456	0.02175													.								
0.035552	-0.0024709	-.05630													*								
0.035636	0.0027873	0.06350													*								
0.035742	-0.0016675	-.03799													*								

22	-0.0002480	-.00565		. .
0.035780				
23	-0.0007546	-.01719		. .
0.035781				
24	0.0022924	0.05223		. *
0.035789				
25	-0.0020176	-.04597		* .
0.035860				
26	0.00066804	0.01522		. .
0.035916				
27	0.00063065	0.01437		. .
0.035922				
28	-0.0009990	-.02276		. .
0.035927				
29	0.0012649	0.02882		. *
0.035941				
30	-0.0032275	-.07353		* .
0.035963				
31	0.0052316	0.11919		. **
0.036104				
32	-0.0033992	-.07745		** .
0.036472				
33	0.0011466	0.02612		. *
0.036626				
34	-0.0000151	-.00035		. .
0.036644				
35	-0.0002883	-.00657		. .
0.036644				
36	-0.0006591	-.01502		. .
0.036645				
37	5.23208E-6	0.00012		. .
0.036651				
38	0.00086022	0.01960		. .
0.036651				
39	0.00031977	0.00729		. .
0.036661				
40	-0.0004040	-.00920		. .
0.036662				
41	-0.0004475	-.01020		. .
0.036664				
42	0.0017059	0.03887		. *
0.036667				
43	-0.0019756	-.04501		* .
0.036706				
44	-0.0004638	-.01057		. .
0.036758				
45	0.0015837	0.03608		. *
0.036760				
46	-0.0012686	-.02890		* .
0.036794				
47	0.0013962	0.03181		. *
0.036815				
48	-0.0003593	-.00819		. .
0.036841				
49	-0.0005696	-.01298		. .
0.036843				
50	0.0010116	0.02305		. .
0.036847				
51	-0.0002685	-.00612		. .
0.036861				
52	-0.0006284	-.01432		. .
0.036861				
53	0.00052452	0.01195		. .
0.036867				
54	-0.0017850	-.04067		* .
0.036870				

12	-0.08498		** .	
13	-0.04777		* .	
14	0.00300		. .	
15	-0.03598		* .	
16	-0.03208		* .	
17	-0.02112		. .	
18	0.00982		. .	
19	-0.05148		* .	
20	0.02772		. *	
21	-0.02116		. .	
22	-0.02389		. .	
23	-0.05651		* .	
24	-0.00115		. .	
25	-0.05983		* .	
26	-0.03449		* .	
27	-0.02606		* .	
28	-0.05492		* .	
29	-0.00697		. .	
30	-0.10959		** .	
31	0.02971		. *	
32	-0.04148		* .	
33	0.00478		. .	
34	-0.00625		. .	
35	0.00762		. .	
36	-0.01833		. .	
37	-0.01861		. .	
38	-0.01117		. .	
39	0.01678		. .	
40	0.01386		. .	
41	-0.00271		. .	
42	0.04886		. *	
43	0.01018		. .	
44	-0.02746		* .	
45	0.00679		. .	
46	-0.02509		* .	
47	0.01035		. .	
48	0.01488		. .	
49	-0.01554		. .	
50	0.03794		. *	
51	0.02079		. .	
52	0.01442		. .	
53	0.01839		. .	
54	-0.01818		. .	
55	0.00773		. .	
56	0.04409		. *	
57	0.03466		. *	
58	0.01099		. .	
59	0.07709		. **	
60	-0.02103		. .	
61	0.00023		. .	
62	0.03185		. *	
63	-0.05280		* .	
64	0.02592		. *	
65	0.02445		. .	
66	-0.02249		. .	
67	-0.03332		* .	
68	0.02609		. *	
69	0.00571		. .	
70	0.04309		. *	
71	0.03844		. *	
72	-0.02198		. .	

Autocorrelation Check for White Noise

To

Chi-

Pr >

Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----				
6	169.94	6	<.0001	-0.387	-0.091	-0.010	-0.008	
0.004	-0.029							
12	179.07	12	<.0001	0.048	-0.009	-0.051	0.041	
0.018	-0.039							
18	183.27	18	<.0001	0.026	0.028	-0.043	-0.001	
0.011	0.022							
24	195.98	24	<.0001	-0.056	0.064	-0.038	-0.006	-
0.017	0.052							
30	206.17	30	<.0001	-0.046	0.015	0.014	-0.023	
0.029	-0.074							
36	229.38	36	<.0001	0.119	-0.077	0.026	-0.000	-
0.007	-0.015							
42	231.75	42	<.0001	0.000	0.020	0.007	-0.009	-
0.010	0.039							
48	237.70	48	<.0001	-0.045	-0.011	0.036	-0.029	
0.032	-0.008							
54	240.77	54	<.0001	-0.013	0.023	-0.006	-0.014	
0.012	-0.041							
60	249.70	60	<.0001	0.047	0.005	-0.012	-0.013	
0.038	-0.063							
66	265.28	66	<.0001	0.011	0.049	-0.074	0.069	-
0.011	-0.030							
72	269.23	72	<.0001	-0.007	0.042	-0.006	0.005	-
0.011	-0.038							

Conditional Least Squares Estimation

Lag	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
1	MA1,1	0.92686	0.01285	72.13	<.0001
1	AR1,1	0.20600	0.03372	6.11	<.0001

Variance Estimate 0.028539
Std Error Estimate 0.168934
AIC -761.886
SBC -751.949
Number of Residuals 1063
* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter Estimates

Parameter	MA1,1	AR1,1
MA1,1	1.000	0.451
AR1,1	0.451	1.000

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----				
6	0.38	4	0.9844	0.002	-0.010	0.001	-0.004	-
0.002	-0.015							

12	6.03	10	0.8131	0.040	-0.001	-0.027	0.043	
0.031	-0.009							
18	9.50	16	0.8912	0.030	0.025	-0.038	-0.015	-
0.002	-0.005							
24	19.56	22	0.6106	-0.057	0.013	-0.054	-0.036	-
0.032	0.023							
30	22.85	28	0.7404	-0.038	0.002	0.009	-0.010	
0.020	-0.031							
36	35.22	34	0.4100	0.098	-0.030	0.025	0.008	-
0.002	-0.005							
42	39.28	40	0.5024	0.016	0.038	0.028	0.010	
0.007	0.032							
48	44.19	46	0.5483	-0.029	-0.003	0.038	0.004	
0.043	0.014							
54	45.92	52	0.7104	0.007	0.026	-0.000	-0.013	
0.001	-0.025							
60	53.55	58	0.6413	0.039	0.011	-0.015	-0.022	
0.002	-0.066							
66	60.52	64	0.6003	-0.009	0.024	-0.049	0.046	-
0.009	-0.030							
72	67.89	70	0.5493	-0.005	0.035	-0.003	-0.015	-
0.040	-0.058							

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
671	Shift	-0.25635	9.77	0.0018
406	Shift	0.25563	10.10	0.0015
1035	Shift	-0.21819	7.42	0.0064
306	Shift	-0.21609	7.35	0.0067
222	Additive	-0.43715	7.10	0.0077
771	Shift	0.21075	7.12	0.0076
403	Additive	0.41956	6.62	0.0101
242	Additive	-0.41379	6.44	0.0112
565	Additive	-0.40643	6.25	0.0124
196	Shift	0.19613	6.33	0.0119

The UNIVARIATE Procedure

Variable: RESIDUAL (Residual: Actual-Forecast)

Moments

N	1063	Sum Weights	1063
Mean	-0.0007705	Sum Observations	-0.819068
Std Deviation	0.16885313	Variance	0.02851138
Skewness	-0.2986657	Kurtosis	-0.5231622
Uncorrected SS	30.2797166	Corrected SS	30.2790855
Coeff Variation	-21914.038	Std Error Mean	0.00517896

Basic Statistical Measures

Location		Variability	
Mean	-0.00077	Std Deviation	0.16885
Median	0.01329	Variance	0.02851
Mode	.	Range	0.84233
		Interquartile Range	0.24605

Tests for Location: Mu0=0

Test -Statistic- -----p Value-----

Student's t	t	-0.14878	Pr > t	0.8818
Sign	M	128.5	Pr >= M	<.0001
Signed Rank	S	13848	Pr >= S	0.1667

Tests for Normality

Test		--Statistic--		----p Value-----
Shapiro-Wilk	W	0.980545	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.124298	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	1.495877	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	7.808346	Pr > A-Sq	<0.0050

Quantiles (Definition 5)

Quantile	Estimate
100% Max	0.4114741
99%	0.3390172
95%	0.2536965
90%	0.2099215
75% Q3	0.1204794
50% Median	0.0132865
25% Q1	-0.1255658

The UNIVARIATE Procedure

Variable: RESIDUAL (Residual: Actual-Forecast)

Quantiles (Definition 5)

Quantile	Estimate
10%	-0.2527900
5%	-0.3015499
1%	-0.3812131
0% Min	-0.4308526

Extreme Observations

-----Lowest-----		-----Highest-----	
Value	Obs	Value	Obs
-0.430853	660	0.373022	771
-0.430752	222	0.376521	768
-0.430662	1039	0.379555	737
-0.422632	674	0.400853	406
-0.406211	242	0.411474	403

Missing Values

Missing Value	Count	-----Percent Of-----	
		All Obs	Missing Obs
.	32	2.92	100.00

Lampiran 4

Syntax MATLAB Metode ANFIS dengan $input Z_{t-1}^*$ dan Z_{t-2}^*

```

trndata=ay1(3:1064,:);
testdata=ay1(1065:end,:);
outmfType='gbellmf';
inmfType='linear';
numMFs=2;
epoch_n=1;
in_fis=genfis1(trndata,numMFs,outmfType,inmfType);
out_fis=anfis(trndata,in_fis,epoch_n);
zin_hat_tran=evalfis([trndata(:,1:2)],out_fis);
zout_hat_tran=evalfis([testdata(:,1:2)],out_fis);

%hasil lapis 5 dikembalikan ke kondisi semula
yin_hatt=((zin_hat_tran).^(-1));
zin_hat=yin_hatt-2;
yout_hatt=((zout_hat_tran).^(-1));
zout_hat=yout_hatt'-2;

%data asli
insample=trndata(:,3);
outsample=testdata(:,3);
for i=1:length(trndata)
zin(i)=(insample(i))^(-1);
end
z_in=zin'-2;
for i=1:length(testdata)
zout(i)=(outsample(i))^(-1);

```



```
end
z_out=zout'-2;
z_out1=zout';

%k-tahap ramalan
n=1126;
z=ay1(3:end,:);
for i=1065:n
z(i)=evalfis([z(i-1),z(i-2)],out_fis);
end
z_ramalan=((z(1065:n))'.^(-1))-2;

%perhitungan error
er_in2=(z_in-zin_hat).^2;
rmse_in=sqrt(mean(er_in2))
er_out2=(z_out-zout_hat').^2;
rmse_out=sqrt(mean(er_out2))
abs_er=abs((z_out1-yout_hatt)./z_out1);
mape_out1=mean(abs_er)*100
```

Lampiran 5**SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa jurusan Statistika FMIPA ITS:

Nama : Rr. Sekar Kalaksita

NRP : 1312100092

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/~~Thesis~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian~~ /~~buku/Tugas Akhir/Thesis~~/publikasi lainnya yaitu:

Sumber : BMKG

Keterangan : data curah hujan Semarang sejak 1 Januari 2013 sampai dengan 31 Januari 2016

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, Juli 2016

Irhamah, M.Si, Ph.D
NIP. 19780406 200112 2 002

Rr Sekar Kalaksita
NRP. 1312100092

*(coret yang tidak perlu)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang sudah dijelaskan, didapatkan beberapa kesimpulan untuk menjawab tujuan yang telah ditetapkan.

1. Karakteristik dari curah hujan di Stasiun Ahmad Yani menunjukkan bahwa pada bulan Desember hingga Maret menunjukkan adanya curah hujan yang tinggi sedangkan bulan Juni hingga Oktober menunjukkan adanya curah hujan yang cenderung sedikit atau rendah dan pada bulan April, Mei, dan November menunjukkan musim pancaroba. Sama halnya dengan Stasiun Ahmad Yani, pada bulan Desember hingga Maret, Stasiun Maritim Tanjung mas menunjukkan adanya curah hujan yang tinggi sedangkan bulan Juni hingga Oktober menunjukkan adanya curah hujan yang cenderung sedikit atau rendah.
2. Pada data curah hujan harian di stasiun Ahmad Yani dilakukan transformasi $1/Z_t$ dan *differencing* orde-1 sehingga menghasilkan RMSE minimum dengan model ARIMA(1,1,1) dan dengan pendekatan ANFIS, *input* yang terpilih adalah Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan fungsi keanggotaan Trapezoidal dan banyaknya MF sebesar 2 sedangkan pada data curah hujan harian di Stasiun Maritim Tanjung Mas, dilakukan transformasi $1/Z_t$ dan *differencing* orde-1 sehingga menghasilkan RMSE minimum dengan model ARIMA(1,1,1) dan dengan pendekatan ANFIS, *input* yang terpilih adalah Z_{t-1}^* dan Z_{t-2}^* dengan fungsi keanggotaan Gaussian dan banyaknya MF sebesar 3.
3. Setelah melalui beberapa tahapan dengan menggunakan metode ARIMA dan ANFIS, tahapan terakhir adalah

mendapatkan nilai ramalan yang sesuai untuk hari kedepan. Secara visual, data dengan metode ANFIS menunjukkan fluktuasi yang hampir sama dengan data asli sedangkan metode ARIMA memiliki fluktuasi yang berbeda data asli. Hal ini menunjukkan bahwa metode peramalan yang terbaik dalam kasus peramalan curah hujan harian di Ahmad Yani dan Maritim Tanjung Mas adalah menggunakan pendekatan ANFIS.

4. Setelah melakukan peramalan dengan menggunakan metode yang terbaik, didapatkan hasil bahwa jumlah curah hujan harian pada 1 hingga 7 Februari 2016 di kedua stasiun pengamatan menunjukkan tidak adanya intensitas curah hujan yang tinggi.

5.2 Saran

Dalam penelitian tugas akhir ini tidak memperhatikan adanya variabel lain yang mempengaruhi curah hujan sehingga disarankan untuk penelitian selanjutnya menggunakan metode yang bisa memperhatikan adanya pengaruh dari variabel lain. Selain itu, untuk penelitian selanjutnya diharapkan kedepannya dapat dicoba tahapan ANFIS dengan menggunakan *input* data asli dan tanpa memenuhi asumsi stationer, serta dapat dicoba cara penentuan *input* yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Allen, A. O. (1978). *Probability, Statistics, and Queueing Theory With Computer Science Applications*. New York: Academic Press.
- Bakti, L. M. (2010). *Kajian Sebaran Potensi ROB di Kota Semarang dan Usulan Penanganannya*. Semarang: Tesis Jurusan Teknik Sipil Universitas Diponegoro.
- Bappeda Kota Semarang. (2014). *Kota Semarang Dalam Angka 2013*. Semarang: Bappeda dan BPS Kota Semarang.
- Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R (2nd ed.)*. New York: Springer.
- Dewi, A. N. (2011). *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Untuk Peramalan Kecepatan Angin Di Bandara Juanda Surabaya*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Dewi, M. S. (2011). *Peramalan Kecepatan Angin di Sumenep dengan Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Faulina, R. (2011). *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System untuk Peramalan Kecepatan Angin Rata-Rata Harian di Sumenep*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Faulina, R. (2014). Perbandingan Akurasi Ensemble ARIMA dalam Peramalan Curah Hujan di Kota Batu, Malang, Jawa Timur. *Jurnal Matematika, Sains, dan Teknologi*, vol. 15, 75-83.
- Hanke, J. E., & Winchern, D. W. (2005). *Business Forecasting (8th ed.)*. New Jersey: Prentice Hall.
- Kusumadewi, S., & Hartati, S. (2006). *Neuro Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting* 16, 451-476.
- Nurhayati, E. P. (2012). Dampak Rob Terhadap Aktivitas Pendidikan dan Mata Pencapaian di Kelurahan Bandarharjo Kecamatan Semarang Utara. *Journal of Educational Social Studies*, 66-71.
- Suriadikusumah, A. (2007). *Analisis Curah Hujan Perhitungan & Penggunaannya*. Bandung: Rakayasa Sains.
- Terasvirta, T., Lin, C.-F., & Granger, C. W. (1993). Power of The Neural Network Linearity Test. *Journal of Time Series Analysis*, vol. 14, 209-220.
- Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L., & Ye, K. (2012). *Probability & Statistics for Engineers & Scientists (9th ed.)*. Boston: Pearson Education.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods, 2nd ed.* New York: Pearson.
- Widiarso, B. R. (2012). *Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Ngawi Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Widodo, T. S. (2005). *Sistem Neuro Fuzzy untuk Pengolahan Informasi, Pemodelan, dan Kendali*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

BIODATA PENULIS



Penulis bernama Rr. Sekar Kalaksita, merupakan anak dari pasangan R. Bagus Adhirasa dan Wiwik Widaryati. Penulis merupakan anak pertama dari 2 bersaudara yang dilahirkan di Jember pada tanggal 13 Agustus 1994. Pendidikan formal yang telah ditempuh oleh penulis adalah SDN Kadipaten II Bojonegoro (2000-2006), kemudian di SMP Negeri 1 Bojonegoro selama 6 bulan dan melanjutkan di SMP Negeri 22 Surabaya hingga lulus. Setelah itu, dilanjutkan di SMAN 15 Surabaya (2009-2012). Pada tahun 2012, penulis diterima di Perguruan Tinggi Negeri ITS melalui jalur tes SNMPTN Tulis dan diterima sebagai mahasiswi Jurusan Statistika dengan NRP 1312100092. Selama kuliah, penulis aktif dalam kegiatan organisasi *Statistics Computer Course (SCC)* Himasta ITS sebagai staff *Public Relation* kemudian dilanjutkan menjadi manajer *Public Relation*. Selain itu, penulis juga aktif dalam kegiatan kemahasiswaan seperti paduan suara atau PSM-ITS dan beberapa kegiatan kepanitian seperti SNCC sebagai LO (*Liaison Officer*), *Quality Control Training With Minitab 17*, Pelatihan Microsoft Excel di SMP 52 Surabaya, dan lain-lain.

Penulis menerima segala kritikan, masukan, dan saran yang bersifat membangun demi meningkatkan manfaat Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis siap membantu terkait dengan metode dan ilmu statistik, jika dibutuhkan pembaca dapat menghubungi penulis melalui email : sekarkalaksita@gmail.com.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)