

**PERAMALAN MENGGUNAKAN *FUZZY* TAKAGI SUGENO
BERBASIS *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* DAN *INPUT*
*SEASONAL ARIMA***

**(Studi Kasus Pengadaan Beras Perum BULOG Pusat, Jakarta
Selatan)**

SKRIPSI

oleh :

FANI AULIA DESIYANTI

145090500111007



**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018**

**PERAMALAN MENGGUNAKAN *FUZZY* TAKAGI SUGENO
BERBASIS *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* DAN *INPUT*
*SEASONAL ARIMA***

**(Studi Kasus Pengadaan Beras Perum BULOG Pusat, Jakarta
Selatan)**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Statistika

oleh :

FANI AULIA DESIYANTI

145090500111007



**PROGRAM STUDI S1 STASTISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGATAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PERAMALAN MENGGUNAKAN *FUZZY TAKAGI SUGENO*
BERBASIS *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* DAN
*INPUT SEASONAL ARIMA***

**(Studi Kasus Pengadaan Beras Perum BULOG Pusat, Jakarta
Selatan)**

**oleh:
FANI AULIA DESIYANTI
145090500111007**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 28 Juni 2018
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika**

**Mengetahui,
Dosen Pembimbing**

**Samingun Handoyo, S.Si., M.Cs.
NIP. 197304151998021002**

**Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D.
NIP. 197603281999032001**

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fani Aulia Desiyanti
NIM : 145090500111007
Program Studi : Statistika
Penulis Skripsi Berjudul :

**PERAMALAN MENGGUNAKAN *FUZZY* TAKAGI SUGENO
BERBASIS *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* DAN
INPUT SEASONAL ARIMA
(Studi Kasus Pengadaan Beras Perum BULOG Pusat, Jakarta
Selatan)**

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya bersedia menanggung resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 28 Juni 2018

Yang menyatakan

Fani Aulia Desiyanti
NIM. 145090500111007

repository.ub.ac.id

Peramalan Menggunakan *Fuzzy Takagi Sugeno* Berbasis *Fuzzy Subtractive Clustering* Dan *Input Seasonal ARIMA*
(Studi Kasus Pengadaan Beras Perum BULOG Pusat, Jakarta Selatan)

ABSTRAK

Pengadaan beras merupakan jaminan pasar dari surplus panen petani setiap tahun karena rata-rata pengadaan beras mengalir langsung ke petani dan penduduk desa. Data pengadaan beras berupa data deret waktu yang dianalisis untuk mendapatkan nilai prediksi pada periode yang akan datang. Salah satu metode yang digunakan untuk peramalan adalah dengan logika *fuzzy*. Konsep logika *fuzzy* adalah memetakan pasangan *input* dan *output* dengan berdasarkan kaidah IF-THEN dengan sistem inferensi yang dikenal dengan *Fuzzy Inference System* (FIS). Bagian terpenting pada FIS adalah basis kaidah. Pada umumnya, basis kaidah didapatkan dari pengetahuan pakar. Namun, karena keterbatasan pakar, tidak selalu pengetahuan pakar dijadikan dasar dalam pembentukan basis kaidah. Oleh karena itu, diterapkan metode untuk membangkitkan basis kaidah dan fungsi keanggotaan yaitu metode *fuzzy subtractive clustering*. Data deret waktu merupakan data yang dipengaruhi oleh perbedaan *lag* antar periode, sehingga untuk mendapatkan variabel *input* dan *output* pada FIS dilakukan identifikasi berdasarkan model *seasonal ARIMA*. Berdasarkan terbentuknya empat basis kaidah dari *Fuzzy Subtractive Clustering*, dilakukan inferensi untuk mendapatkan hasil prediksi dengan FIS Takagi Sugeno orde satu. Nilai prediksi yang dihasilkan memiliki nilai R^2 sebesar 0,8582 pada data *training*, sedangkan untuk data *testing* menghasilkan nilai R^2 sebesar 0,7513.

Kata kunci: *Fuzzy Inference System, Fuzzy Subtractive Clustering, Seasonal ARIMA*

repository.ub.ac.id

Forecasting Using Fuzzy Takagi Sugeno Based on Fuzzy Subtractive Clustering and Seasonal ARIMA As Input Variables (Case of Study Rice Procurement Perum BULOG Pusat, Jakarta Selatan)

ABSTRACT

Rice procurement is a market guarantee of the farmers' surplus in every year. The average of rice procurement is directly delivered to farmers and villagers. Data of rice procurement are time series data which are analyzed to get prediction value for the next periods. One of the methods used to forecast is fuzzy logic. The concept of fuzzy logic is to map the pairs of input and output variables by IF-THEN rules in inference system that also known as Fuzzy Inference System (FIS). The most important part of FIS is the rule bases. Generally, the rule base is derived from experts' knowledge. However, due to the experts' limitation, not all the rule bases are derived by the experts' knowledge. Therefore, a method is applied to generate the rule bases and membership functions that is called fuzzy subtractive clustering. Time series are data which are influenced by lag differences between periods, so identifying seasonal ARIMA model is done to obtain input and output variables for FIS. Based on fuzzy subtractive clustering's result, there are four rules bases are formed. Then, based on the four rules formed, the first order FIS Takagi Sugeno is done to obtain prediction results. The result of prediction values have R^2 value of 0,8582 in training data, whereas for the testing data have R^2 value of 0,7513.

Keywords: *Fuzzy Inference System, Fuzzy Subtractive Clustering, Seasonal ARIMA*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan segala rahmat, karunia, kemudahan dan hidayahNya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Skripsi berjudul “Peramalan Menggunakan *Fuzzy* Takagi Sugeno Berbasis *Fuzzy Subtractive Clustering* dan *Input Seasonal ARIMA*” ini dengan baik.

Dengan selesainya Skripsi ini tidak terlepas dari bantuan banyak pihak yang telah memberikan masukan kepada penulis, Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak sebagai berikut.

1. Samingun Handoyo S.Si.,M.Cs. selaku dosen pembimbing yang senantiasa memberikan masukan dan bimbingan kepada penulis selama menyusun skripsi.
2. Achmad Efendi, S.Si.,M.Sc.,PhD, selaku dosen penguji I dan Ketua Program Studi Statistika yang senantiasa memberikan saran dan arahan kepada penulis.
3. Dr. Suci Astutik, S.Si.,M.Si., selaku dosen penguji II yang senantiasa memberikan saran dan arahan kepada penulis.
4. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc. Ph.D selaku ketua Jurusan Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya Malang.
5. Ibu, Bapak dan Kakak-kakak tercinta yang selalu memberikan dukungan doa dan semangat untuk menyelesaikan skripsi ini.
6. Zahra, Firman dan Ludia yang telah berjuang bersama dalam menyelesaikan skripsi.
7. Seluruh teman-teman Statistika 2014 terutama Erdian, Shelly, Kiky, Aan, Hilda, Hazrina, Astarina yang telah berjuang bersama selama kuliah.
8. Semua pihak yang telah membantu menyelesaikan penyusunan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga Allah membalas segala bantuan, dukungan, petunjuk, bimbingan, serta doa dengan segala kenikmatan dan kebahagiaan dunia akhirat. Penulis mengharap kritik saran yang bersifat membangun demi kesempurnaan skripsi ini dan semoga dapat bermanfaat untuk semua pihak. Amin.

Malang,

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
LEMBAR PERNYATAAN.....	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Batasan Masalah.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Data Deret Waktu.....	5
2.2. Pemodelan SARIMA.....	5
2.2.1 Pola Data Deret Waktu.....	5
2.2.2 Stasioneritas Data Deret Waktu	6
2.2.3 Identifikasi Model.....	8
2.3. Logika Fuzzy	10
2.4. Fungsi Keanggotaan	11
2.5. Fuzzy Inference System.....	12
2.5.1 Fuzzifikasi	12
2.5.2 Basis Kaidah.....	13
2.5.3 Blok Inferensi	14
2.5.4 Defuzzifikasi.....	14
2.6. Algoritma <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	14
2.7. <i>Cluster Tighness Measurement</i>	17
2.8. Pembentukan FIS Takagi Sugeno Berbasis <i>Subtractive Clustering</i>	18
2.9. Metode Kuadrat Terkecil	19
2.10. Akurasi	20

2.11. Tinjauan Non Statistika	20
BAB III METODE PENELITIAN.....	23
3.1. Data	23
3.2. Metode Analisis	23
3.2.1 Pemodelan SARIMA	23
3.2.2 Pengelompokan dan Pembentukan Basis Kaidah dengan <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i> pada FIS Takagi Sugeno Orde Satu.....	24
3.2.3 FIS Takagi Sugeno Orde Satu pada Data <i>Testing</i> ..	25
3.3. Diagram Alir	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	31
4.1. Analisis Data Deret Waktu	31
4.1.1 Plot Data Deret Waktu	31
4.1.2 Stasioneritas Data Deret Waktu	32
4.1.3 Identifikasi Model	36
4.2. Fuzzy Subtractive Clustering dan CTM	37
4.3. Pendugaan Parameter dengan MKT dan Pembentukan Basis Kaidah	41
4.4. Fuzzifikasi.....	42
4.5. Proses Inferensi FIS Takagi Sugeno Orde Satu	46
4.6. Defuzzifikasi	47
4.7. Prediksi Data <i>Testing</i>	49
4.8. Peramalan	51
BAB V PENUTUP	53
5.1. Kesimpulan	53
5.2. Saran.....	53
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Model <i>Black Box</i>	10
Gambar 2.2 Fungsi Keanggotaan Gaussian.....	11
Gambar 2.3 <i>Fuzzy Inference System</i>	12
Gambar 2.4 Kurva Fungsi Keanggotaan Gaussian	13
Gambar 3.1 Identifikasi Pemodelan SARIMA	25
Gambar 3.2 FIS Takagi Sugeno Berbasis <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i> pada Data <i>Training</i>	27
Gambar 3.3 FIS Takagi Sugeno Berbasis <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i> pada Data <i>Testing</i>	29
Gambar 4.1 Plot Data Pengadaan Beras Dalam Negeri Periode Januari 2000 sampai Maret 2017	31
Gambar 4.2 Nilai Lambda Berdasarkan Analisis Box Cox	32
Gambar 4.3 Nilai Lambda Berdasarkan Transformasi Box Cox	33
Gambar 4.4 Nilai Lambda Berdasarkan Transformasi Box Cox	33
Gambar 4.5 Plot ACF Data Pengadaan Beras	35
Gambar 4.6 Plot ACF Perbedaan Pertama Data Pengadaan Beras	35
Gambar 4.7 Plot PACF Data Pengadaan Beras	36
Gambar 4.8 Kurva Fungsi Keanggotaan Gaussian <i>pada</i> Proses Fuzzifikasi	45
Gambar 4.9 Plot Data Hasil Defuzzifikasi dan Data Aktual pada Data <i>Training</i>	49
Gambar 4.10 Plot Data Hasil Defuzzifikasi dan Data Aktual pada Data <i>Testing</i>	50
Gambar 4.11 Plot Data Hasil Peramalan dan Data Aktual pada Data Pengadaan Beras	52

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Karakteristik ACF dan PACF untuk ARMA (p, q)	9
Tabel 2.2. Karakteristik ACF dan PACF dari proses stasioner pada Model ARMA Musiman	9
Tabel 4.1. Hasil Uji Akar Unit (<i>Dickey-Fuller</i>)	34
Tabel 4.2. Variabel <i>Output</i> dan Variabel <i>Input</i>	36
Tabel 4.3. Hasil Pengelompokan <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	37
Tabel 4.4. Hasil Pengelompokan dan Pembentukan Anggota Kelompok	38
Tabel 4.5. Hasil Optimasi CTM	39
Tabel 4.6. Pusat Kelompok Berdasarkan <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	40
Tabel 4.7. Hasil Pengelompokan <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	40
Tabel 4.8. Hasil Penduga Parameter dengan MKT	41
Tabel 4.9. Parameter-parameter Fungsi Keanggotaan Gaussian	43
Tabel 4.10. Hasil Fuzzifikasi Variabel Input Y_{t-1} dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian	44
Tabel 4.11. Hasil Defuzzifikasi dan Nilai Aktual Data <i>Training</i>	48
Tabel 4.12. Hasil Defuzzifikasi dan Nilai Aktual Data <i>Testing</i>	50
Tabel 4.13. Hasil Peramalan Data Pengadaan Beras Periode April 2017 hingga Maret 2017	51

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Pengadaan Beras oleh Perum BULOG Periode Januari 2000 – Maret 2017	59
Lampiran 2. Variabel <i>Output</i> dan Variabel <i>Input</i> yang Digunakan dalam FIS sebagai Data <i>Training</i>	60
Lampiran 3. Variabel <i>Output</i> dan Variabel <i>Input</i> yang Digunakan dalam FIS sebagai Data <i>Testing</i>	61
Lampiran 4. Hasil Clustering dari <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i> dengan jari-jari 697973.12.....	62
Lampiran 5. Hasil Fuzzifikasi Nilai Tegas ke Nilai Linguistik dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian	66
Lampiran 6. Perhitungan <i>Fire Strength</i>	73
Lampiran 7. Hasil Defuzzifikasi Data <i>Training</i>	74
Lampiran 8. <i>Source Code</i> Identifikasi SARIMA	80
Lampiran 9. <i>Source Code Fuzzy Subtractive Clustering</i>	81
Lampiran 10. <i>Source Code</i> Pengelompokan dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian dan CTM	85
Lampiran 11. Pendugaan Parameter dengan MKT	87
Lampiran 12. Fuzzifikasi	89
Lampiran 13. Perhitungan <i>Fire Strength</i>	90
Lampiran 14. <i>Source Code R FIS</i> Takagi Sugeno Orde Satu Berbasis <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	91

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara dengan produksi beras terbesar di dunia. Menurut BULOG (2012), sejak tahun 2008, Indonesia mengalami swasembada beras dan mampu mencukupi kebutuhan konsumsi beras nasional. Keberhasilan ini membuat pemerintah (BULOG) sejak tahun 2008 berhenti mengimpor beras. Di lain pihak, produktivitas beras yang tinggi dapat menjadi masalah bagi produsen. Permintaan gabah/beras yang inelastis, keterbatasan gudang swasta, lemahnya industri penggilingan dan iklim yang basah pada saat panen raya menjadi faktor yang berpengaruh terhadap tingkat produsen (BULOG, 2012). Oleh karena itu, pemerintah Indonesia membuat Instruksi Presiden mengenai Kebijakan Perberasan. Berdasarkan Instruksi Presiden Nomor 7 tahun 2009 tentang Kebijakan Perberasan, tugas utama Perum BULOG adalah melakukan pembelian gabah dan beras dalam negeri pada Harga Pembelian Pemerintah (HPP). Pembelian gabah dan beras dalam negeri pada HPP disebut juga dengan pengadaan dalam negeri.

Pengadaan dalam negeri merupakan jaminan pasar dari surplus panen petani setiap tahun. Rata-rata pengadaan beras mengalir langsung ke petani dan penduduk desa. Hal ini dinilai dapat menambah tingkat kesejahteraan penduduk desa. Peningkatan pengadaan beras memberikan efek positif bagi penduduk desa diantaranya mendorong untuk pembangunan pedesaan, meningkatkan pendapatan dan membuka lapangan kerja.

Data pengadaan beras berupa data deret waktu yang memiliki karakteristik tertentu. Data deret waktu adalah data yang dikumpulkan setiap tahun, bulan, hari atau waktu dan disusun menurut urutan waktu. Beras atau padi merupakan tanaman musiman. Karakteristik data deret waktu yang terdapat pada beras umumnya dipengaruhi oleh musim dan data beberapa periode sebelumnya. Karakteristik tersebut

menarik untuk dipelajari untuk mengetahui model dan meramalkan periode yang akan datang berdasarkan data yang telah ada.

Salah satu metode yang digunakan untuk peramalan adalah dengan logika *fuzzy*. Logika *fuzzy* adalah sebuah metodologi “berhitung” dengan variabel kata-kata (*linguistic variables*) sebagai pengganti berhitung dengan bilangan (Naba, 2009). Konsep logika *fuzzy* adalah memetakan pasangan *input* dan *output* dengan berdasarkan kaidah IF-THEN pada sistem inferensi. Sistem tersebut dikenal dengan *Fuzzy Inference System* (FIS).

Bagian terpenting pada FIS adalah basis kaidah. Basis kaidah merupakan sekumpulan aturan atau kaidah yang dijadikan dasar untuk melakukan sistem inferensi. Selain itu, basis kaidah dibentuk dari kombinasi banyaknya himpunan *fuzzy* yang digunakan. Pada umumnya, basis kaidah didapatkan dari pengetahuan pakar. Namun, karena keterbatasan pakar, tidak selalu pengetahuan pakar dijadikan dasar dalam pembentukan basis kaidah. Oleh karena itu, diterapkan metode untuk membangkitkan basis kaidah dan fungsi keanggotaan yaitu metode *fuzzy subtractive clustering*.

Laksono dan Hafis (2013), melakukan prediksi konsumsi energi listrik jangka panjang di provinsi Sumatera Barat dengan menggunakan FIS Takagi Sugeno berbasis *fuzzy subtractive clustering*. Variabel *input* yang digunakan adalah konsumsi energi listrik tahun sebelumnya. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa prediksi kebutuhan energi listrik di provinsi Sumatera Barat dengan menggunakan *fuzzy subtractive clustering* lebih baik dibandingkan tidak menggunakan *fuzzy subtractive clustering*.

Prediksi dengan menggunakan FIS berbasis *fuzzy subtractive clustering* pada data deret waktu menunjukkan hasil yang baik. Namun, untuk memberikan hasil yang lebih baik diperlukan adanya penentuan variabel *input* yang sesuai. Variabel *input* yang sesuai pada data deret waktu didapatkan dengan memodelkan data deret waktu tersebut dengan pemodelan stokastik, kemudian menjadikan *lag* yang terbentuk dari model sebagai variabel *input*. Penelitian tersebut telah dilakukan oleh Andalita dan Irhamah (2015), untuk memprediksi

jumlah penumpang kereta api Kertajaya selama 14 periode ke depan. Pemodelan stokastik data deret waktu yang terbentuk adalah model ARIMA musiman atau *seasonal* ARIMA (SARIMA) yang digunakan sebagai *input* dari ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa peramalan ANFIS dengan *input* SARIMA lebih baik dibandingkan peramalan dengan SARIMA.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, peramalan dengan menggunakan FIS diperlukan beberapa komponen pendukung untuk menghasilkan hasil yang optimal. Komponen tersebut diantaranya kesesuaian variabel *input* melalui pemodelan data deret waktu dan basis kaidah. Maka dari itu, pada penelitian ini akan dilakukan peramalan pada data pengadaan beras dalam negeri dengan menggabungkan model *seasonal* ARIMA sebagai *input* dari FIS Takagi-Sugeno berbasis kaidah *fuzzy subtractive clustering*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penentuan variabel *input* pada FIS berdasarkan identifikasi SARIMA?
2. Bagaimana pembangkitan basis kaidah berdasarkan *fuzzy subtractive clustering* yang terbentuk pada data pengadaan beras oleh Perum BULOG?
3. Bagaimana spesifikasi model FIS Takagi Sugeno berbasis *fuzzy subtractive clustering* dengan variabel *input* pemodelan SARIMA?
4. Bagaimana hasil peramalan data pengadaan beras oleh Perum BULOG dengan FIS Takagi Sugeno?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dalam penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan variabel *input* berdasarkan identifikasi model SARIMA untuk data pengadaan beras dalam negeri oleh Perum BULOG.

2. Mendapatkan basis kaidah FIS berbasis *fuzzy subtractive clustering* yang terbentuk pada data pengadaan beras oleh Perum BULOG.
3. Mendapatkan spesifikasi model FIS Takagi Sugeno berbasis *fuzzy subtractive clustering* dengan variabel *input* pemodelan SARIMA.
4. Mendapatkan hasil peramalan data pengadaan beras oleh Perum BULOG dengan FIS Takagi Sugeno.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Variabel *input* yang digunakan pada data pengadaan beras dalam negeri oleh Perum BULOG berdasarkan identifikasi pemodelan SARIMA.
2. Variabel *input* dan *output* yang digunakan FIS adalah data asli tanpa memperhitungkan transformasi dan perbedaan pada proses identifikasi.
3. Penentuan basis kaidah FIS yang digunakan adalah *fuzzy subtractive clustering*.
4. FIS Takagi Sugeno yang digunakan adalah FIS Takagi Sugeno orde satu.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil peramalan yang baik dengan metode yang dilakukan oleh peneliti yaitu FIS Takagi Sugeno dengan variabel *input* berdasarkan identifikasi model SARIMA. Selain itu, penentuan basis kaidah menggunakan *fuzzy subtractive clustering* dengan memperhitungkan banyak himpunan *fuzzy* diharapkan mampu menggantikan sistem basis kaidah *fuzzy* yang selama ini bergantung pada aturan pakar.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Deret Waktu

Menurut Cryer dan Chan (2008), data deret waktu adalah data yang didapatkan dari pengamatan yang dikumpulkan berurutan dari waktu ke waktu. Data deret waktu disusun secara tahunan, kuartalan, bulanan, harian atau jam dengan interval waktu yang sama. Karakteristik data deret waktu terbentuk akibat adanya pengaruh dari data sebelumnya dan *lag-lag* signifikan yang ditunjukkan oleh suatu korelogram atau grafik hubungan antar pengamatan.

2.2 Pemodelan *Seasonal Autoregressive Moving Integrated Average* (SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^S$)

Menurut Supriatna dkk (2017), SARIMA adalah salah satu metode deret waktu yang terdiri dari pola musiman atau *Seasonal* (S), *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Integrated* (I). Metode SARIMA ditulis dalam bentuk $(p,d,q)(P,D,Q)^S$. Berikut tahapan pemodelan SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^S$:

2.2.1 Pola Data Deret Waktu

Pola data deret waktu menunjukkan karakteristik dari data deret waktu. Pola data deret waktu digunakan untuk menentukan metode analisis data deret waktu yang tepat. Menurut Makridakis dkk (1999), plot data deret waktu dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu :

- a. Pola horizontal (acak), terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekitar rata-ratanya.
- b. Pola musiman, terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau harian pada minggu tertentu).
- c. Pola siklis, terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti berhubungan dengan siklus bisnis
- d. Pola *trend*, terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.

2.2.2 Stasioneritas Data Deret Waktu

Menurut Harvey (1993), suatu proses yang stasioner dapat ditunjukkan dengan adanya proses yang mengalami fluktuasi di sekitar tingkat konstan dan tidak ada penyebaran yang cenderung meningkat dan menurun seiring berjalannya waktu.

a. Stasioneritas terhadap ragam

Stasioneritas terhadap ragam dapat dilihat secara grafis dari plot data dimana fluktuasi data tidak terlalu tajam. Apabila pada plot data menunjukkan fluktuasi yang tajam, maka dilakukan transformasi *Box-Cox* dengan rumus sebagai berikut:

$$T(Y_t) = Y_t^{(\lambda)} \quad (2.1)$$

di mana $T(Y_t)$ adalah data hasil transformasi dan nilai λ (*lambda*) merupakan parameter transformasi. Menurut Hakimah (2017), jika nilai *lambda* tidak sama dengan 1 maka diperlukan transformasi *Box-Cox* sampai nilai *lambda* sama dengan 1. Hal ini terjadi karena apabila $T(Y_t) = Y_t^{(1)}$ maka data hasil transformasi sama dengan data sebenarnya sehingga dapat dikatakan bahwa data telah stasioner terhadap ragam.

Menurut Ispriyanti (2004) dalam Hakimah (2017), penduga nilai *lambda* dapat diperoleh dengan menggunakan Metode *Maximum Likelihood* seperti yang ditunjukkan di persamaan (2.2).

$$\begin{aligned} L(\mu, \hat{\sigma}^2(\lambda), \lambda) \\ = \prod_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2(\lambda)}} \exp\left(-\frac{(T(Y_t) - \mu)^2}{2\hat{\sigma}^2(\lambda)}\right) \end{aligned} \quad (2.2)$$

Kemudian persamaan (2.2) diubah ke dalam fungsi *log-Likelihood* yang dituliskan pada persamaan (2.3).

$$\begin{aligned} \ln L(\mu, \hat{\sigma}^2(\lambda), \lambda) \\ = \ln \left(\prod_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2(\lambda)}} \exp\left(-\frac{(T(Y_t) - \mu)^2}{2\hat{\sigma}^2(\lambda)}\right) \right) \end{aligned} \quad (2.3)$$

$$\ln L(\mu, \hat{\sigma}^2(\lambda), \lambda) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\lambda) - \frac{n}{2\hat{\sigma}^2(\lambda)} \left(\frac{\sum_{t=1}^n (T(Y_t) - \mu)^2}{n} \right)$$

Penduga nilai λ didapatkan dengan menurunkan fungsi pada persamaan (2.3) terhadap parameter λ yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln L_{maks}(\lambda) = \frac{\partial}{\partial \lambda} \left(-\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\lambda) - \frac{n}{2\hat{\sigma}^2(\lambda)} \left(\frac{\sum_{t=1}^n (T(Y_t) - \mu)^2}{n} \right) \right)$$

sehingga:

$$\ln L_{maks}(\lambda) = \frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\lambda) \quad (2.4)$$

di mana:

Z_t : data pada pengamatan ke- k

$T(Z_t)$: data yang mengalami transformasi

μ : rata-rata

$\hat{\sigma}^2(\lambda)$: ragam sisaan

λ : parameter transformasi pada rentang tertentu

Berdasarkan hasil pendugaan nilai λ pada persamaan (2.4) dapat disimpulkan bahwa dengan memaksimumkan nilai λ identik dengan meminimumkan $\hat{\sigma}^2$.

b. Stasioneritas terhadap rata-rata

Stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilihat secara grafis plot ACF (*Autocorrelation Function*). Menurut Makridakis dkk (1999), data dikatakan stasioner terhadap rata-rata jika koefisien nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun sampai nol atau tidak signifikan setelah *time-lag* kedua dan ketiga. Selain melihat secara grafis melalui plot ACF, stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan statistik uji. Statistik uji tersebut dinamakan statistik uji *Dickey-Fuller* yang mana didapatkan melalui uji akar unit (*Dickey-Fuller*).

Menurut Wei (2006), uji akar unit pada autokorelasi model ARIMA memiliki hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \phi_1 = 1$ (data tidak stasioner) vs

$H_1 : \phi_1 < 1$ (data stasioner)

dengan statistik uji *Dickey-Fuller*:

$$T = \frac{\hat{\varphi} - 1}{s_{\hat{\varphi}}} \quad (2.5)$$

dengan :

$$\hat{\varphi} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_{t-1} Y_t}{\sum_{t=1}^n Y_{t-1}^2}$$

$$s_{\hat{\varphi}} = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_a^2}{\sum_{t=1}^n Y_{t-1}^2}}$$

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{\varphi} Y_{t-1})^2}{(n-1)}$$

di mana:

T : statistik uji *Dickey-Fuller*

$\hat{\varphi}_1$: nilai duga parameter model AR

$s_{\hat{\varphi}}$: standar error $\hat{\varphi}_1$

Kaidah pengambilan keputusan dikatakan terima H_0 jika $T > t_{\alpha,n}$ *Dickey Fuller* (titik kritis τ -*Mackinnon*) sehingga dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata.

Jika data belum stasioner terhadap rata-rata maka dapat dilakukan pembedaan dengan orde tertentu hingga dicapai data deret waktu yang stasioner. Banyaknya pembedaan yang dilakukan dinotasikan sebagai d . Berikut persamaan pembedaan secara umum:

$$(1 - B)^d Y_t = \nabla^d Y_t \quad (2.6)$$

di mana bentuk pembedaan satu kali dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1 - B)^1 Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \nabla^1 Y_t$$

2.2.3 Identifikasi Model

Identifikasi model pada analisis data deret waktu dapat dilihat secara grafis melalui suatu korelogram. Korelogram merupakan grafik yang menunjukkan hubungan antar variabel (autokorelasi). Korelogram pada data deret waktu dapat dilihat dari plot ACF (*Autocorrelation Function*) yang mengukur keeratan hubungan antar

variabel berdasarkan urutan waktu dan plot PACF (*Partial Autocorrelation*) yang mengukur keeratan hubungan linier antara Y_t dan Y_{t+k} apabila pengaruh dari lag 1, 2, ..., $k - 1$ dianggap konstan. Plot ACF menunjukkan orde dari q untuk model MA (*Moving Average*) dan PACF yang menunjukkan orde dari p untuk model AR (*Autoregressive*). Identifikasi model dilakukan ketika data telah stasioner baik terhadap ragam maupun rata-rata. Secara umum karakteristik plot ACF dan PACF untuk data deret waktu stasioner ARMA (p, q) ditunjukkan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Karakteristik ACF dan PACF untuk ARMA (p, q)

Model	ACF	PACF
MA (1)	Beda nyata pada lag ke 1	Turun eksponensial
MA (2)	Beda nyata pada lag 1 dan 2	Turun eksponensial / gelombang sinus
MA (q)	Beda nyata pada lag 1 sampai q	Turun eksponensial / gelombang sinus
AR (1)	Turun eksponensial	Beda nyata pada lag ke 1
AR (2)	Turun eksponensial / gelombang sinus	Beda nyata pada lag 1 dan lag 2
AR (p)	Turun eksponensial / gelombang sinus	Beda nyata pada lag 1 sampai p
ARMA (p, q)	Turun eksponensial	Turun eksponensial

Identifikasi model secara grafis juga dilakukan melalui plot ACF dan PACF pada model *seasonal* ARMA untuk data deret waktu berpola musiman telah stasioner terhadap ragam, rata-rata dan musiman. Karakteristik ACF dan PACF dari proses stasioner *seasonal* ARMA terdapat pada Tabel 2.2 sebagai berikut:

Tabel 2.2 Karakteristik ACF dan PACF dari proses stasioner pada Model *Seasonal* ARMA.

Proses	AR(p)	MA(q)
SAR (1) ^s	Berbeda nyata pada lag pertama musiman	Turun eksponensial pada lag - lag musiman

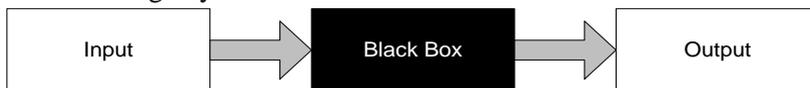
Tabel 2.2 (lanjutan)

SAR (P) ^s	Berbeda nyata pada <i>lag</i> P ^s	Turun eksponensial pada <i>lag-lag</i> musiman
SMA (1) ^s	Turun eksponensial pada <i>lag-lag</i> musiman	Berbeda nyata pada <i>lag</i> musiman pertama
SMA (Q) ^s	Turun eksponensial pada <i>lag-lag</i> musiman	Berbeda nyata pada <i>lag</i> Q^s
SAR(1) ^s AR(1)/ SARMA(1,0,0)(1,0,0)	Berbeda nyata pada <i>lag</i> 1 dan <i>lag</i> s (musiman), s-1, dan s+1	Turun secara eksponensial
SMA(1) ^s MA(1)/ SARMA(0,0,1)(0,0,1)	Turun secara eksponensial	Berbeda nyata pada <i>lag</i> 1 dan <i>lag</i> s (musiman), s-1, dan s+1

2.3 Logika Fuzzy

Fuzzy didefinisikan sebagai sesuatu yang samar-samar atau tidak jelas. Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1965 oleh Prof. Lotfi A. Zadeh. Zadeh mengusulkan bentuk matematika untuk melihat bagaimana ketidakjelasan dapat dinyatakan dalam bahasa manusia yang pendekatannya disebut “logika *fuzzy*” (Navianti dkk, 2012)

Menurut Naba (2009), logika *fuzzy* adalah sebuah metodologi “berhitung” dengan variabel kata-kata (*linguistic variables*) sebagai pengganti berhitung dengan angka. Variabel linguistik berperan untuk menerjemahkan unsur ketidakjelasan ke dalam bahasa manusia. Contoh variabel linguistik adalah tinggi, rendah, dingin, panas, muda, tua dan sebagainya.



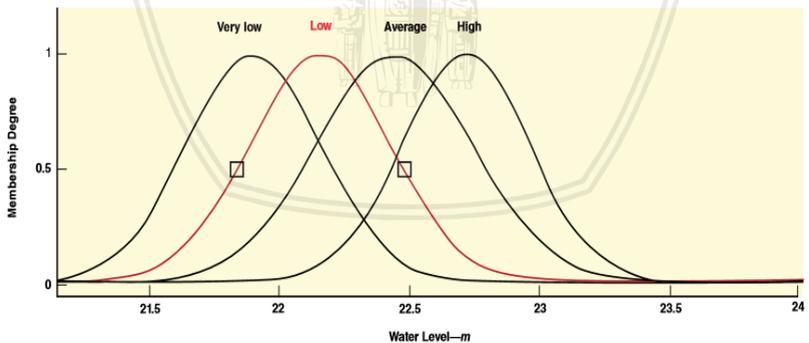
Gambar 2.1 Model *Black box*

Prinsip kerja logika *fuzzy* diilustrasikan sebagai “*black box*” seperti pada Gambar 2.1. Sistem *black box* tersebut merupakan suatu rangkaian kerja yang bertujuan untuk membentuk hubungan antara *input* dan *output*. Sistem *black box* pada penelitian ini digantikan oleh logika *fuzzy*. Logika *fuzzy* bekerja berdasarkan variabel linguistik yang berada dalam suatu himpunan yaitu himpunan *fuzzy*.

2.4 Fungsi Keanggotaan

Menurut Kusumadewi dan Pramono (2010), pada teori himpunan *fuzzy*, peranan derajat keanggotaan adalah sebagai penentuan keberadaan elemen dalam suatu himpunan sangatlah penting. Derajat keanggotaan suatu himpunan *fuzzy* memiliki nilai di antara $[0,1]$ yang ditentukan berdasarkan fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy*.

Fungsi keanggotaan (*membership function*) pada logika fuzzy berperan sebagai alat untuk memetakan nilai tegas ke dalam nilai *fuzzy* (Handoyo dan Prasajo, 2017). Fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* berupa kurva yang saling tumpang tindih (*overlap*) sehingga memungkinkan suatu nilai tegas memiliki nilai keanggotaan yang lebih dari satu seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.2



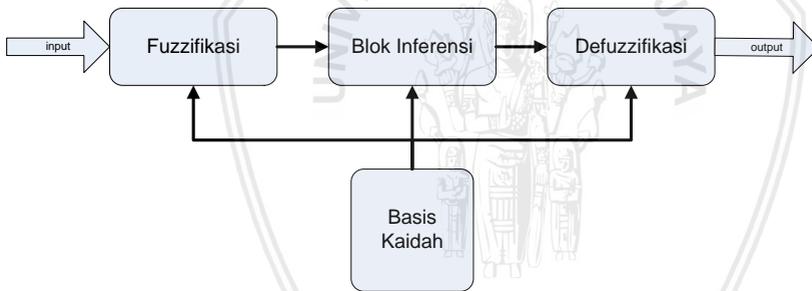
Gambar 2.2 Fungsi Keanggotaan Gaussian

Misalkan pada Gambar 2.2 Galavi dkk (2013) meneliti tentang ketinggian air menggunakan fungsi keanggotaan *fuzzy* gaussian. Nilai

ketinggian air 22,5 memiliki tiga derajat keanggotaan yaitu terdapat pada himpunan *fuzzy very low*, *low* dan *average*. Penentuan derajat keanggotaan pada masing-masing himpunan fuzzy dipapar lebih lanjut pada sub bab 2.5.1. Himpunan *fuzzy* yang terbentuk dijadikan sebagai *input* kemudian akan diproses oleh sistem logika *fuzzy* untuk menghasilkan *output*. Sistem logika *fuzzy* tersebut dinamakan *fuzzy inference system*.

2.5 Fuzzy Inference System

Fuzzy Inference System (FIS) berperan sebagai pengganti “*black box*” dengan sistem inferensi untuk menghasilkan *output* dari suatu *input*. Menurut Al-Abadi (2016), FIS adalah proses yang merumuskan pemetaan dari suatu *input* menjadi persamaan *output* menggunakan logika *fuzzy*, yang mana pemetaan tersebut terdapat suatu basis dari yang dijadikan sebagai acuan atau pembeda.



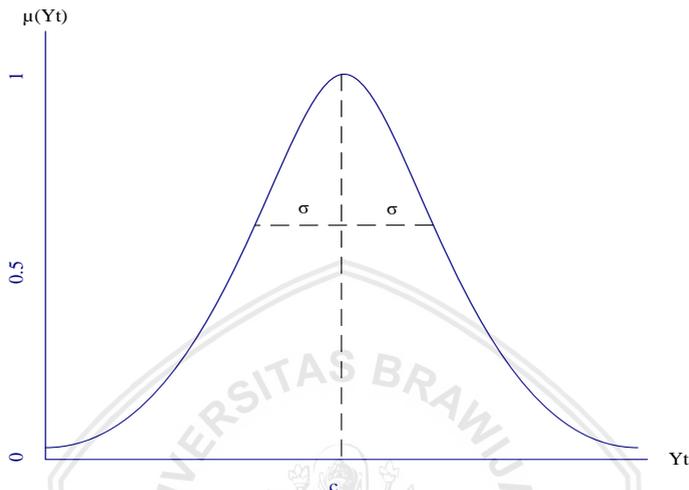
Gambar 2.3 Fuzzy Inference System

Gambar 2.3 merupakan struktur kerja pada FIS yang mana basis kaidah didasarkan pada pengetahuan pakar. FIS memiliki 4 elemen yaitu:

2.5.1 Fuzzifikasi

Menurut Handoyo dan Prasajo (2017), proses fuzzifikasi digunakan untuk mengubah data *input* himpunan tegas ke dalam himpunan *fuzzy* dan menentukan derajat keanggotaan pada suatu himpunan *fuzzy*. Derajat keanggotaan didapatkan melalui fungsi

keanggotaan. Fungsi keanggotaan gaussian (gaussmf) memiliki 2 parameter yaitu *center* atau pusat (c) dan sigma (σ) yang digunakan untuk menentukan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* dari suatu nilai himpunan tegas.



Gambar 2.4 Fungsi Keanggotaan Gaussian

Gambar 2.4 merupakan fungsi keanggotaan gaussian dimana sumbu x menunjukkan nilai himpunan tegas dan sumbu y menunjukkan derajat keanggotaan. Penentuan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* pada fungsi keanggotaan gaussian didasarkan pada persamaan 2.7

$$\mu(Y_t) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{Y_t - c}{\sigma}\right)^2\right) \quad (2.7)$$

2.5.2 Basis Kaidah

Basis kaidah pada FIS dibentuk dari sekumpulan pasangan *input-output* pada himpunan *fuzzy* yang dibuat dalam suatu aturan. Menurut Al-Abadi (2016), basis kaidah merupakan pokok dari FIS dan dapat diekspresikan dengan sekumpulan pernyataan IF-THEN. IF

adalah bagian dari basis aturan yang menyatakan antesenden dan THEN adalah bagian dari konsekuen.

Basis kaidah dalam FIS secara umum ditentukan berdasarkan pengetahuan pakar. Namun karena keterbatasan pakar tidak semua basis kaidah ditentukan berdasarkan pengetahuan pakar. Oleh karena itu, pada penelitian ini dibangun suatu basis kaidah menggunakan *fuzzy subtractive clustering* yang dijelaskan pada sub bab (2.6)

2.5.3 Blok Inferensi

Blok inferensi atau sistem inferensi, merupakan proses untuk mengubah *input fuzzy* menjadi *output fuzzy* dengan mengikuti aturan-aturan IF-THEN yang telah ditetapkan pada basis kaidah pengetahuan *fuzzy* (Sutojo dkk, 2011). Proses inferensi dilakukan berdasarkan basis kaidah yang dibentuk, selain itu proses inferensi bergantung pada metode FIS yang digunakan. Proses inferensi Takagi Sugeno akan dijelaskan pada sub bab (2.8).

2.5.4 Defuzzifikasi

Defuzzifikasi merupakan proses pemetaan himpunan *fuzzy* ke himpunan tegas. Proses ini merupakan kebalikan dari proses fuzzifikasi. Menurut Handoyo dan Prasojo (2017), beberapa metode defuzzifikasi yang biasa digunakan adalah: *max-membership principle*, *centroid method*, *weighted average method*, *mean-max membership*, *center of sums*, *center of largest area*, *first of maxima* dan *last of maxima*.

2.6 Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering

Algoritma *fuzzy subtractive clustering* memperhitungkan sekumpulan titik sebagai kandidat pusat kelompok. Algoritma ini mengasumsikan bahwa semua titik berpeluang untuk terpilih menjadi pusat *cluster* (Ebrahimi dkk, 2017). Konsep dari *fuzzy subtractive clustering* adalah menentukan daerah-daerah dalam suatu variabel yang memiliki potensi tinggi terhadap titik-titik di sekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai pusat kelompok. Pada metode *fuzzy subtractive clustering*, suatu pusat kelompok pasti merupakan salah satu data yang ikut dikelompokan,

yaitu data di mana derajat keanggotaannya pada suatu kelompok sama dengan 1.

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2010), algoritma *fuzzy subtractive clustering* sebagai berikut:

1. Penginputan data yang akan dikelompokkan: Y_{ij} , dengan $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$ di mana n merupakan banyaknya data, m merupakan banyaknya variabel.
2. Penetapan nilai:
 - a. r_j (jari-jari setiap atribut data)
 - b. q (*squash factor*)
 - c. *Accept_ratio*;
 - d. *Reject_ratio*;
 - e. *YMin* (minimum data diperbolehkan);
 - f. *Ymax* (maksimum data diperbolehkan);
3. Penentuan potensi awal tiap-tiap titik data melalui persamaan (2.8)

$$P_i = \sum_{i=1}^n e^{-4(\sum_{j=1}^m D_{ij}^2)} \quad (2.8)$$

dengan:

$$D_{ij} = \frac{T_j - Y_{ij}}{r_j} ; j = 1, 2, \dots, m ; i = 1, 2, \dots, n$$

di mana :

$$T_j = Y_{ij}$$

D_{ij} : jarak data pengamatan ke- i terhadap semua pengamatan pada semua variabel

Y_{ij} : data pada pengamatan ke- i dan variabel ke- j

r_j : jari jari setiap atribut data

4. Penetapan titik dengan potensi tertinggi sebagai calon pusat kelompok dengan mencari nilai tertinggi pada setiap potensi data.

$$M = \max[P_i] ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.9)$$

di mana M merupakan nilai potensi dari calon pusat kelompok, kemudian untuk pengamatan ke i yang telah ditetapkan sebagai calon pusat kelompok diberi notasi h , sehingga $h = i, P_h = M$.

5. Penentuan pusat kelompok dan mengurangi potensi pusat kelompok terhadap titik-titik di sekitarnya dengan langkah-langkah sebagai berikut:

a. \mathbf{V} merupakan vektor yang berisi nilai pada pengamatan ke- i di mana pengamatan ke- i merupakan calon pusat kelompok yang didapatkan pada langkah 4, sehingga:

$\mathbf{V} = [V_j] = [Y_{hj}]; j = 1, 2, \dots, m; h =$ pengamatan ke- i yang dipilih sebagai calon pusat kelompok.

b. Menetapkan nilai $Z = M$ dan merasiokan Z/M :

- Jika rasio $>$ *accept ratio*, maka calon pusat kelompok diterima menjadi pusat kelompok. Setelah pusat kelompok terbentuk, maka potensi setiap titik data harus dikurangi untuk mendapatkan pusat kelompok selanjutnya dengan langkah-langkah sebagai berikut:

i. $S_{ij} = \frac{V_j - Y_{ij}}{r_{jq}}; j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n$ (2.10)

ii. $Pc_i = M * e^{-4[\sum_{j=1}^m (S_{ij})^2]}; i = 1, 2, \dots, n$ (2.11)

iii. $P_i^* = P_i - Pc_i$ (2.12)

iv. Jika $P_i^* \leq 0$, maka $P_i^* = 0$, kemudian M atau calon pusat kelompok ditentukan dengan cara $M = \max[P_i^* | i = 1, 2, \dots, n]$, kemudian untuk pengamatan ke i yang telah ditetapkan sebagai calon pusat kelompok diberi notasi h .

- Jika rasio $<$ *accept ratio* namun rasio $>$ *reject ratio*, calon pusat kelompok akan diterima sebagai pusat kelompok jika keberadaannya akan memberikan keseimbangan terhadap data-data yang letaknya cukup jauh dengan pusat kelompok yang telah ada dengan langkah-langkah sebagai berikut:

i. Menentukan nilai $Md = -1$

ii. Untuk $i = 1$ sampai $i = C$ ($C =$ banyak kelompok), dengan perhitungan:

$$G_{ij} = \frac{V_j - Center_{ij}}{r}, j = 1, 2, \dots, m \quad (2.13)$$

$$Sd_i = \sum_{j=1}^m (G_{ij})^2 \quad (2.14)$$

Jika ($Md < 0$) atau ($Sd < Md$), maka $Md = Sd$

iii. $Smd = \sqrt{Md}$, jika ($Rasio + Smd$) ≥ 1 , maka data diterima sebagai pusat kelompok, tetapi jika ($Rasio + Smd$) < 1 , maka data tidak akan dipertimbangkan kembali sebagai pusat kelompok.

6. Perhitungan nilai sigma kelompok melalui persamaan (2.15)

$$\sigma_j = \frac{(Y_{maxj} - Y_{minj}) / (\text{banyak kelompok} - 1)}{2} \quad (2.15)$$

7. Pengelompokan data ke dalam pusat-pusat kelompok yang terbentuk dengan cara fuzzifikasi menggunakan fungsi keanggotaan gaussian, seperti pada persamaan (2.16).

$$\mu_{ki} = \exp - \sum_{j=1}^m \frac{(Y_{ij} - C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}, k = 1, 2, \dots, r; \quad (2.16)$$

$j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n$

2.7 Cluster Tightness Measurement (CTM)

Pengelompokan yang dihasilkan dari *fuzzy subtractive clustering* akan menghasilkan banyak kelompok yang berbeda-beda bergantung pada nilai inialisasi jari-jari, *squash factor*, *accept rasio* dan *reject rasio* yang ditetapkan. Menurut Anizar (2017), analisis kelompok berupaya memperoleh hasil pengelompokan yang optimal di mana obyek dalam satu kelompok memiliki sifat yang homogen dan heterogen antar kelompok.

Pengukuran hasil pengelompokan dengan mempertimbangkan sifat nilai kehomogenan dapat dilakukan melalui *Cluster Tightness Measurement* (CTM). Menurut Epps dan Ambikairajah (2004) dalam Anizar (2017), perhitungan CTM dapat dirumuskan pada persamaan (2.17) :

$$CTM = M^{-1} \sum_{m=1}^M (K^{-1} \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_k^m}{\sigma_k}) \quad (2.17)$$

di mana:

M : banyaknya kelompok

K : banyaknya variabel

σ_k^m : simpangan baku variabel ke- k pada kelompok ke- m

σ_k : simpangan baku variabel ke- k

Nilai CTM yang kecil menunjukkan bahwa semua data berada pada pusat kelompok, sedangkan nilai CTM yang besar menunjukkan bahwa data tidak terpusat pada pusat kelompok, sehingga suatu metode pengelompokan dikatakan baik jika memiliki CTM yang kecil atau mendekati nol. Hal tersebut berarti bahwa metode pengelompokan mampu menghasilkan homogenitas yang tinggi dalam satu kelompok dan heterogenitas yang tinggi antar kelompok.

2.8 Pembentukan FIS Takagi Sugeno berbasis *Subtractive Clustering*

Pembentukan basis kaidah dengan menggunakan *fuzzy subtractive clustering* akan diperoleh beberapa pusat kelompok. Banyaknya pusat *cluster* yang terbentuk akan sama dengan banyaknya basis kaidah dan fungsi keanggotaan yang terbentuk. Pada FIS Takagi Sugeno orde satu, basis kaidah terdiri atas antesenden yang dibentuk melalui proses fuzzifikasi dan konsekuen yang merupakan persamaan linier. Basis kaidah pada FIS Takagi Sugeno orde satu dapat dijelaskan pada persamaan (2.18)

$$R^l: Y_{t-1,i} \text{ is } A_l \text{ and } Y_{t-2,i} \text{ is } A_l \text{ and } \dots \text{ and } Y_{t-m,i} \text{ is } A_l \text{ then } Y_t^l \text{ is } k_{0,l} + k_{1,l}Y_{t-1,l} + \dots + k_{m,l}Y_{t-m,l} \quad (2.18)$$

dengan :

$$l = 1, 2, \dots, L$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

di mana :

R^l : kaidah (*rule*) ke- l

$Y_{t-1,i} \dots Y_{t-m,i}$: variabel input pada *lag* 1 sampai *lag* m pada pengamatan ke i

m : banyaknya variabel *input* yang digunakan

A_l : himpunan fuzzy dari variabel *input* $Y_{t-1,i}$ sampai $Y_{t-m,i}$

Y_t^l : konsekuen yang dihasilkan dari basis aturan ke- l

$k_{0,l} \dots k_{m,l}$: parameter persamaan dari konsekuen pada kaidah ke- l

Menurut Palit dan Popovic (2005) dalam Prasojo (2016), proses inferensi pada metode Takagi Sugeno terbagi menjadi 2 tahapan. Tahap pertama perhitungan derajat aktivasi (*fire strength*) untuk setiap *rule* pada basis kaidah fuzzy seperti pada persamaan (2.19):

$$\alpha_l = \mu_{A_l}(Y_{t-1,i}) * \mu_{A_l}(Y_{t-2,i}) * \dots * \mu_{A_l}(Y_{t-m,i}) \quad (2.19)$$

Tahap kedua adalah perhitungan *output* nilai tegas atau nilai prediksi yang dihitung dengan menggunakan metode defuzzifikasi rata-rata terboboti sesuai dengan persamaan (2.20)

$$\hat{Y}_t = \frac{\sum_l^L \prod_l^L \alpha_l Y_{t-k}^l}{\sum_l^L \alpha_l} \quad (2.20)$$

2.9 Metode Kuadrat Terkecil (MKT)

Metode kuadrat terkecil (MKT) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menduga parameter pada suatu persamaan atau model. Prinsip MKT adalah meminimumkan sisaan model. MKT pada penelitian ini dilakukan untuk menduga parameter persamaan linier pada basis kaidah bagian konsekuen. Pendugaan parameter dilakukan pada masing-masing kelompok yang terbentuk berdasarkan pengelompokan dengan *fuzzy subtractive clustering*. Dalam bentuk matriks, untuk menduga parameter pada persamaan yang dihasilkan pada konsekuen FIS Takagi Sugeno orde satu dapat dilakukan melalui matriks yang terbentuk pada persamaan (2.21)

$$\mathbf{U} * \mathbf{k} = \mathbf{Y} \quad (2.21)$$

di mana:

\mathbf{U} : matriks dari anggota *cluster* atau kelompok

\mathbf{k} : matriks paramater

\mathbf{Y} : matriks variabel *output*

Kemudian, untuk menyamakan dimensi matriks pada persamaan (2.21), maka bentuk matriks dibentuk ke persamaan normal.

$$(\mathbf{U}'\mathbf{U}) * \mathbf{k} = \mathbf{U}'\mathbf{Y}$$

Sehingga nilai pada matriks \mathbf{k} dapat diduga dengan:

$$\mathbf{k} = (\mathbf{U}'\mathbf{U})^{-1}\mathbf{U}'\mathbf{Y} \quad (2.22)$$

2.10 Akurasi

Prediksi merupakan hal yang mengandung kepastian, maka diperlukan suatu kriteria untuk menentukan kebaikan model prediksi. Menurut Gujarati (2008) dalam Handoyo dan Prasajo (2017), nilai R^2 menggambarkan kecocokan antara nilai prediksi dan nilai aktual perhitungan. Nilai R^2 merupakan korelasi kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi. Jika nilai prediksi dekat dengan nilai aktual maka keduanya akan membentuk hubungan linier yang kuat, sehingga dalam hal ini R^2 diartikan sebagai ukuran kecocokan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Semakin dekat nilai R^2 dengan 1 maka diperoleh hasil yang semakin baik. Persamaan R^2 menurut Handoyo dan Prasajo (2017) adalah sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{(\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})(\hat{Y}_t - \bar{Y}))^2}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2 \sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - \bar{Y})^2} \quad (2.23)$$

2.11 Tinjauan Non Statistika

Indonesia merupakan salah satu negara dengan produksi beras terbesar di dunia. Di lain pihak, produktivitas beras yang tinggi dapat menjadi masalah bagi produsen. Permintaan gabah/beras yang inelastis, keterbatasan gudang swasta, lemahnya industri penggilingan dan iklim yang basah pada saat panen raya menjadi faktor yang berpengaruh terhadap tingkat produsen (BULOG, 2012). Maka dari itu, pemerintah Indonesia membuat Intrusksi Presiden mengenai Kebijakan Perberasan. Berdasarkan Instruksi Presiden Nomor 7 tahun 2009 tentang Kebijakan Perberasan, tugas utama Perum BULOG adalah melakukan pembelian gabah dan beras dalam negeri pada Harga Pembelian Pemerintah (HPP).

Pembelian gabah dan beras dalam negeri pada HPP disebut juga dengan pengadaan dalam negeri. Umumnya penyerapan beras secara besar-besaran dilakukan saat musim panen raya antara Bulan Februari sampai April, sedangkan pada saat panen gadu sekitar Bulan Agustus sampai September dan saat panen kecil sekitar Bulan Desember (Ramadhani dkk, 2017). Pengadaan dalam negeri merupakan bukti

repository.ub.ac.id

bahwa pemerintah melalui Perum BULOG berpihak pada petani produsen dengan cara menjamin harga dan pasar atas hasil produksi para petani Indonesia.

Konsep pengadaan gabah dan beras dalam negeri dilakukan pemerintah sebagai intervensi dari sisi produsen pada saat suplai melimpah karena panen raya. Untuk melindungi petani dari tingkat harga rendah karena kurang kuatnya nilai tawar petani saat panen, pemerintah menggunakan instrument HPP. Dengan instrument HPP ini, diharapkan pasar akan menjadikan HPP sebagai patokan dalam membeli gabah dan beras petani sehingga petani menjadi terlindungi. Selain itu, pengadaan BULOG juga dapat menjadi salah satu alternatif pasar baik produksi petani dalam negeri. Dengan demikian, pengadaan dalam negeri akan mampu menjadi jaminan pasar dan harga bagi produksi dalam negeri sehingga petani masih tetap bersemangat untuk memproduksi pangan (beras) dalam negeri untuk menjaga ketersediaan pasokan pangan nasional. Melalui pengadaan gabah dan beras dalam negeri, pilar ketersediaan ketahanan pangan dapat diwujudkan.

Pembelian (pengadaan) yang dilakukan Perum BULOG selama ini rata-rata mencapai sekitar 5% - 9% dari total produksi beras nasional setiap tahunnya atau sekitar 1,5 - 3 juta ton setara beras per tahun, terbesar di antara firm yang ada di dalam industri padi/beras nasional. Dengan besarnya pembelian ini, maka HPP dapat menjadi patokan bagi pembelian gabah dan beras di pasar umum. Hal ini terlihat dari perkembangan harga gabah dan beras di pasar yang selalu di atas Harga Pembelian Pemerintah (HPP) (BULOG, 2012).



BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pengadaan beras bulanan pada periode Januari 2000 – Maret 2017. Data merupakan data sekunder yang didapatkan dari Perum BULOG, Jakarta. Adapun data pada penelitian terdapat pada Lampiran 1. Data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* di mana pembagian data *testing* ditentukan selama satu periode musiman atau 12 bulan yaitu pada bulan April 2016 – Maret 2017 dan data *training* selama periode Januari 2000 – Maret 2016. Analisis pada penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* SAS 9.3 dan R.

3.2 Metode Analisis

Prosedur dalam penelitian ini terbagi menjadi dua bagian yaitu identifikasi dari pemodelan SARIMA, pengelompokan dan pembentukan basis kaidah dengan *fuzzy subtractive clustering* dilanjutkan dengan pemodelan serta penentuan nilai prediksi dengan FIS metode Takagi Sugeno orde satu. Berikut rincian dari penelitian ini:

3.2.1 Pemodelan SARIMA

- a. Plot data deret waktu pengadaan beras dalam negeri periode Januari 2000 – Maret 2017.
- b. Pengujian stasioneritas ragam sesuai dengan persamaan (2.1).
- c. Pengujian stasioneritas rata-rata sesuai dengan persamaan (2.5) apabila tidak stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan pembedaan seperti pada persamaan (2.6).
- d. Identifikasi model melalui plot ACF dan PACF sesuai karakteristik plot ACF dan PACF seperti pada tabel (2.1) dan (2.2).
- e. Penentuan *lag* signifikan dari plot PACF sebagai variabel *input* dari FIS.

3.2.2 Pengelompokan dan Pembentukan Basis Kaidah dengan *Fuzzy Subtractive Clustering* dan FIS Takagi Sugeno Orde Satu pada Data Training

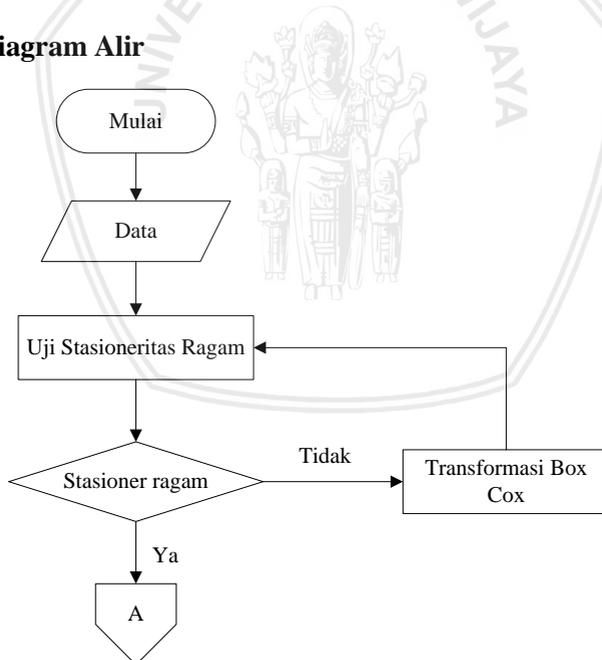
- a. Pembagian variabel *input* dan *output* sebagai data *training* dan data *testing*.
- b. Penentuan parameter *fuzzy subtractive clustering*, yaitu *accept ratio*, *reject ratio*, jari-jari dan *squash factor*
- c. Perhitungan potensi data pada setiap titik - titik data sesuai dengan persamaan (2.8)
- d. Penentuan calon pusat kelompok dengan mencari nilai tertinggi pada setiap potensi data sesuai dengan persamaan (2.9)
- e. Pengambilan keputusan dari perbandingan rasio dengan nilai *accept ratio* dan *reject ratio*, jika rasio lebih besar dari *accept ratio*, maka calon pusat kelompok diterima sebagai pusat kelompok dan dilanjutkan dengan pengurangan potensi pada setiap titik untuk mendapatkan calon pusat kelompok selanjutnya sesuai dengan persamaan (2.10), (2.11) dan (2.12). Jika rasio kurang dari *accept ratio* namun rasio lebih besar dari *reject ratio*, maka dilakukan perhitungan sesuai dengan persamaan (2.13) dan (2.14) untuk penentuan calon pusat kelompok.
- f. Perhitungan nilai sigma dari kelompok sesuai dengan persamaan (2.15).
- g. Pengelompokan data ke dalam pusat – pusat kelompok yang terbentuk dengan proses fuzzifikasi sesuai dengan persamaan (2.16).
- h. Perhitungan nilai CTM untuk menentukan kelompok yang optimal sesuai dengan persamaan (2.17).
- i. Pendugaan parameter untuk membentuk model pada setiap kelompok yang terbentuk dengan MKT sesuai dengan persamaan (2.22).
- j. Setelah basis kaidah terbentuk, dilakukan fuzzifikasi sesuai dengan persamaan (2.7).

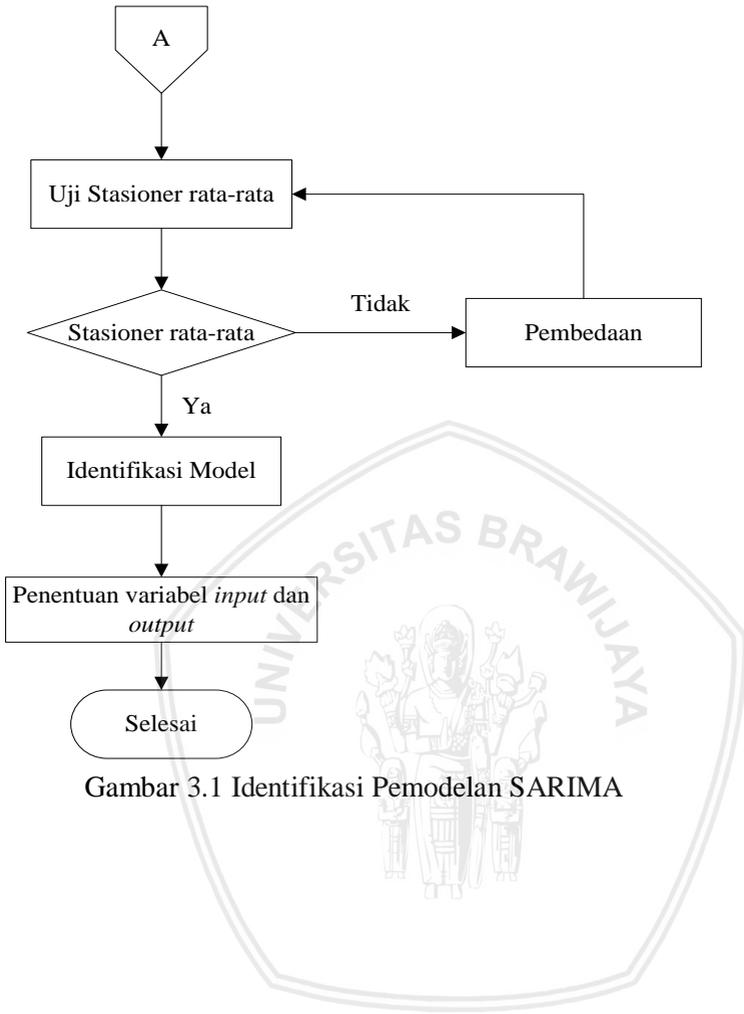
- k. Proses inferensi dengan langkah pertama menghitung *fire strength* sesuai dengan persamaan (2.19) dan langkah kedua defuzzifikasi dengan metode rata – rata terboboti sesuai dengan persamaan (2.20).
- l. Perhitungan akurasi dari proses defuzzifikasi terhadap data aktual sesuai dengan persamaan (2.23).

3.2.3 FIS Takagi Sugeno Orde Satu pada Data Testing

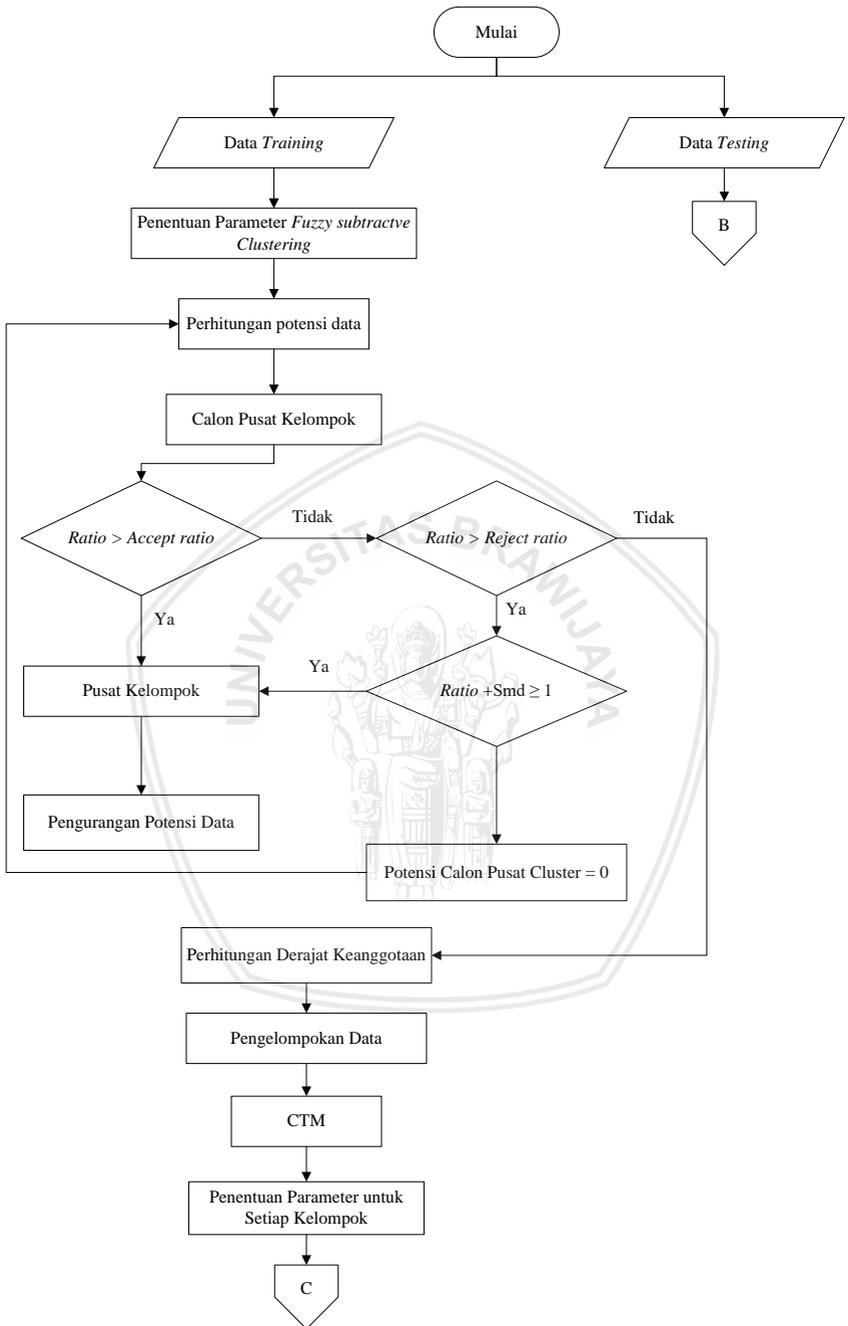
- a. Fuzzifikasi sesuai dengan persamaan (2.7)
- b. Proses inferensi dengan langkah pertama menghitung *fire strength* sesuai dengan persamaan (2.19) dan langkah kedua defuzzifikasi dengan metode rata – rata terboboti sesuai dengan persamaan (2.20).
- c. Perhitungan akurasi dari proses defuzzifikasi terhadap data aktual sesuai dengan persamaan (2.23).

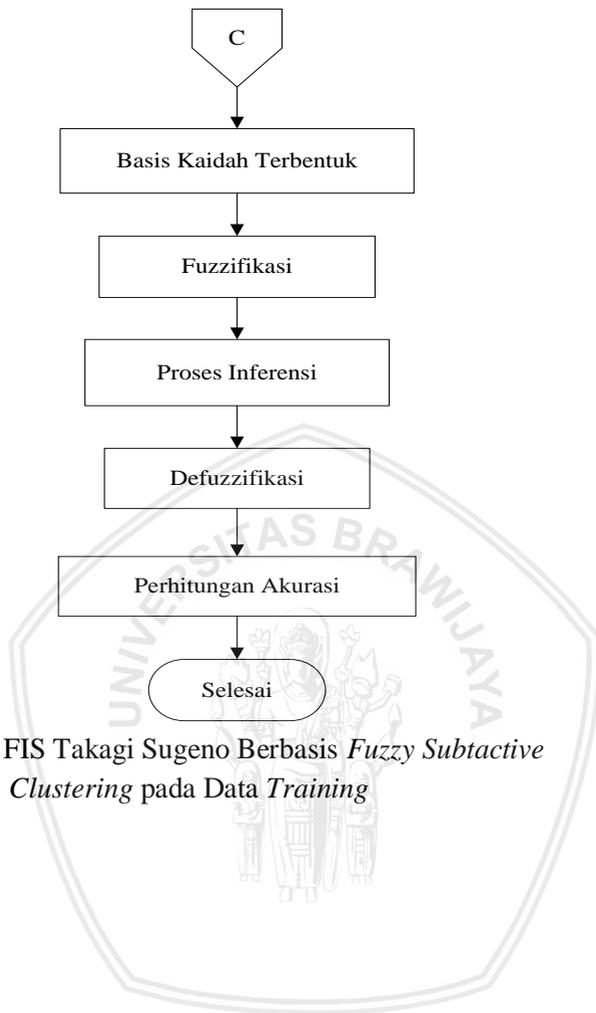
3.3 Diagram Alir



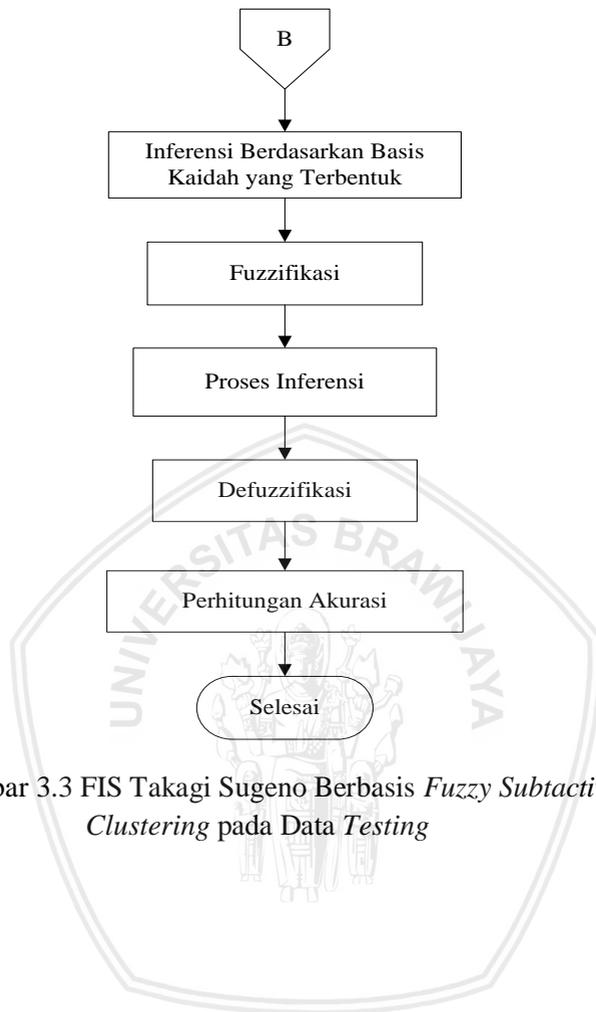


Gambar 3.1 Identifikasi Pemodelan SARIMA





Gambar 3.2 FIS Takagi Sugeno Berbasis *Fuzzy Subtractive Clustering* pada *Data Training*



Gambar 3.3 FIS Takagi Sugeno Berbasis *Fuzzy Subtractive Clustering* pada *Data Testing*



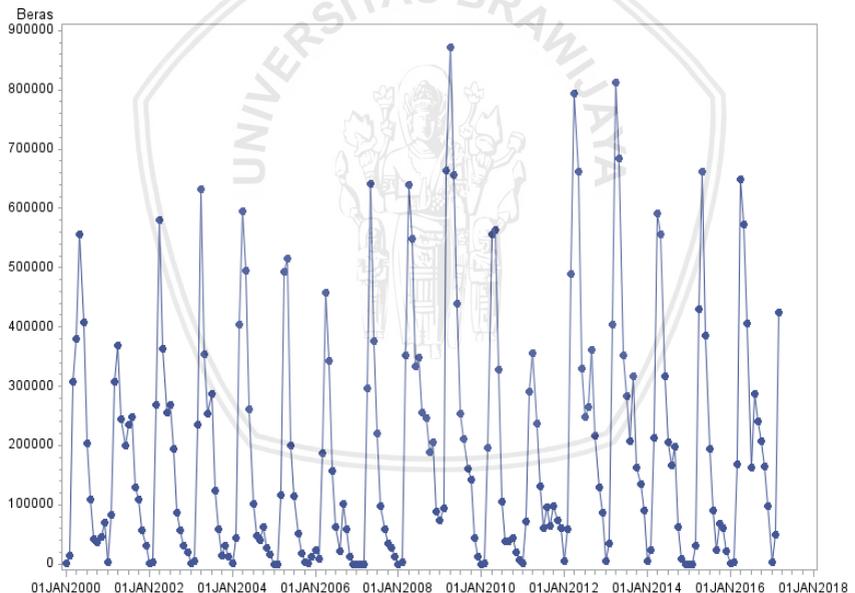
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Data Deret Waktu

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pengadaan beras bulanan periode Januari 2000 sampai Maret 2017. Data merupakan data deret waktu yang berpola musiman. Analisis data deret waktu dilakukan dengan *software* SAS 9.3 dengan *source code* terdapat pada Lampiran 8.

4.1.1 Plot Data Deret Waktu

Plot data deret waktu digunakan untuk mengetahui pola dan karakteristik data deret waktu. Plot data pengadaan beras periode Januari 2000 sampai dengan Maret 2017 yang terdapat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Plot Data Pengadaan Beras Dalam Negeri Periode Januari 2000 sampai Maret 2017

Plot data pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa data memiliki *trend* musiman dimana data mulai naik setiap setelah bulan Januari.

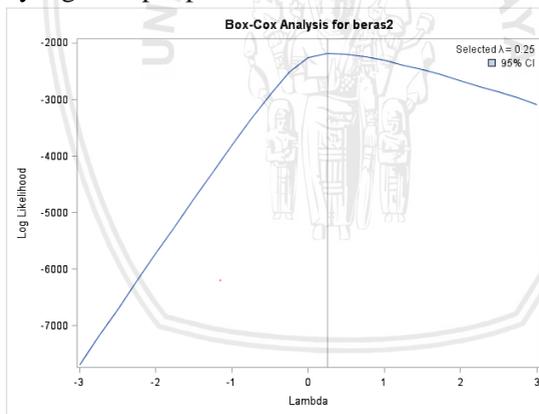
Hal tersebut terjadi karena pada saat musim hujan produksi beras cenderung menurun, sedangkan pada musim kemarau produksi padi akan meningkat. Ketika musim hujan dengan intensitas hujan yang tinggi maka produksi beras akan sangat menurun dan ketika intensitas hujan mulai menurun atau mulai memasuki musim kemarau, maka produksi padi akan meningkat.

4.1.2 Stasioneritas Data Deret Waktu

Stasioneritas data deret waktu terbagi menjadi dua, yaitu stasioneritas pada ragam dan stasioneritas pada rata-rata.

a. Stasioneritas Ragam

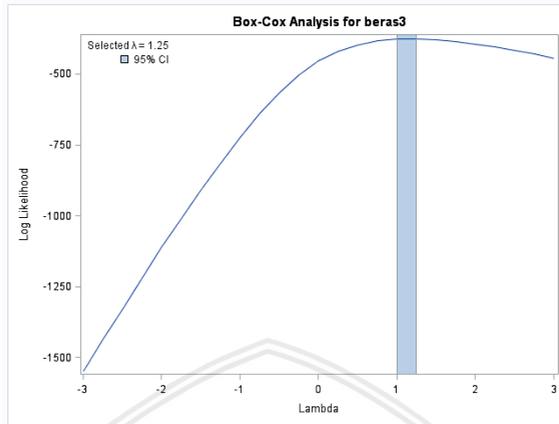
Stasioneritas terhadap ragam dapat dilihat secara grafis dari plot data di mana fluktuasi data tidak terlalu tajam. Berdasarkan plot pada Gambar 4.1 secara grafis terlihat bahwa data sangat berfluktuatif, selain itu diketahui pula bahwa data memiliki *range* yang sangat besar yaitu 872465,6. Stasioneritas ragam juga dapat dideteksi dari nilai *lambda* (λ) pada analisis *Box-Cox* yang terdapat pada Gambar 2.2.



Gambar 4.2 Nilai *Lambda* Berdasarkan Analisis *Box-Cox*

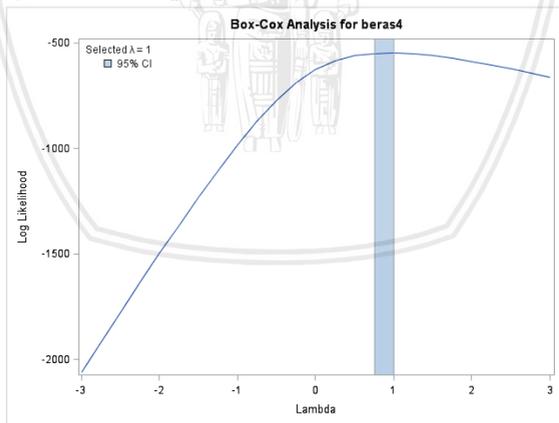
Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa nilai $\lambda = 0,25$. Karena nilai $\lambda \neq 1$, maka data belum stasioner terhadap ragam. Berdasarkan penjelasan pada bab II, apabila data belum stasioner terhadap ragam maka dilakukan transformasi *Box-Cox*

sesuai dengan persamaan (2.1). Hasil dari transformasi *Box-Cox* terdapat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Nilai *Lambda* Berdasarkan Transformasi *Box-Cox*.

Pada Gambar 4.3 menunjukkan bahwa nilai $\lambda = 1,25$. Karena data belum stasioner terhadap ragam, maka dilakukan kembali transformasi *Box-Cox*. Hasil dari transformasi *Box-Cox* yang kedua terdapat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.4 Nilai *Lambda* Berdasarkan Transformasi *Box-Cox*.

Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa nilai $\lambda = 1$ sehingga data telah stasioner terhadap ragam.

b. Stasioneritas Rata-rata

Stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilihat secara grafis melalui plot data. Jika data tidak memiliki *trend*, maka data dikatakan telah stasioner terhadap rata-rata. Stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan statistik uji. Statistik uji tersebut dinamakan statistik uji *Dickey-Fuller* yang didapatkan melalui uji akar unit (*Dickey-Fuller*).

Menurut Wei (2006), uji akar unit pada autokorelasi model ARIMA memiliki hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \varphi_1 = 1 \text{ (data tidak stasioner) vs}$$

$$H_1 : \varphi_1 < 1 \text{ (data stasioner)}$$

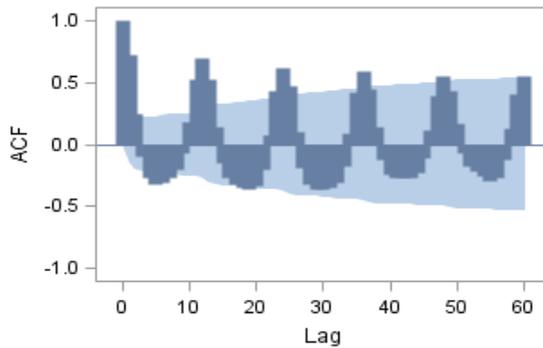
dengan statistik uji seperti pada persamaan (2.5), berikut hasil statistik uji akar unit.

Tabel 4.1 Hasil Uji Akar Unit (*Dickey-Fuller*)

<i>Augmented Dickey-Fuller Unit Root Tetsts</i>		
Type	Lags	Pr<Tau
Single Mean	0	<0,0001
	1	<0,0001
	2	<0,0001

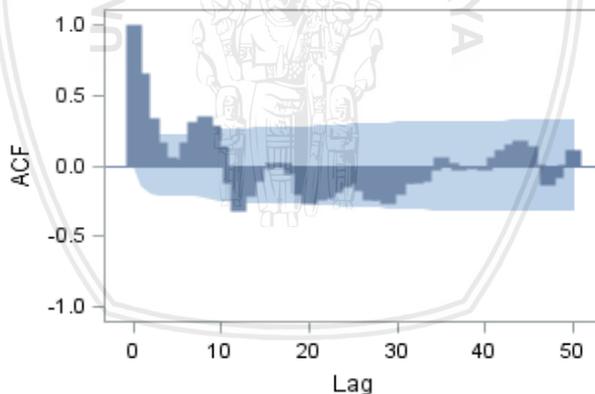
Berdasarkan hasil uji akar unit pada Tabel 4.1, dengan nilai $\alpha = 0.05$, diketahui bahwa nilai *p-value* $< \alpha$. Maka data telah stasioner terhadap rata-rata.

Akan tetapi, pada data deret waktu dengan musiman, data deret waktu akan dikatakan stasioner apabila nilai ACF pada *lag* musiman tidak signifikan setelah *lag* musiman ketiga. Nilai ACF pada data dapat dilihat melalui plot ACF yang terdapat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Plot ACF Data Pengadaan Beras

Berdasarkan Gambar 4.5 diketahui bahwa pada masih terdapat *lag* musiman yang signifikan setelah *lag* musiman ketiga. Maka dari itu dilakukan dilakukan *differencing* (pembedaan) pada *lag* musiman. Hasil pembedaan pertama pada *lag* musiman terdapat pada Gambar 4.6.

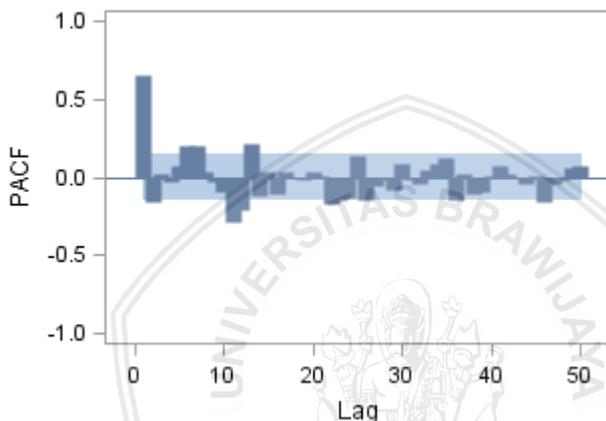


Gambar 4.6 Plot ACF Pembedaan Pertama

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa tidak ada *lag* musiman yang signifikan setelah *lag* musiman ketiga, sehingga data telah stasioner terhadap rata-rata.

4.1.3 Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan melalui plot ACF dan PACF di mana ACF menunjukkan orde dari p dan P pada model *Autoregressive* dan PACF menunjukkan orde dari q dan Q pada model *Moving Average*. Tahap identifikasi pada penelitian ini dilakukan hanya pada PACF yang hanya melibatkan *lag* dari data tanpa harus mengidentifikasi *lag* dari sisaan. Plot PACF data pengadaan beras terdapat pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Plot PACF Data Pengadaan Beras

Gambar 4.7 menunjukkan plot PACF pada data pengadaan beras di mana *lag-lag* yang signifikan dijadikan sebagai variabel *input* pada FIS. Berdasarkan Gambar 4.7 diketahui bahwa *lag-lag* yang signifikan adalah $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{t-11}, Y_{t-12}$ dan Y_{t-13} . Variabel *input* dan *output* yang terbentuk terdapat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Variabel *Output* dan Variabel *Input*

Y_t	Y_{t-1}	Y_{t-2}	Y_{t-6}	Y_{t-7}	Y_{t-11}	Y_{t-12}	Y_{t-13}
83217,7	3433,9	70073,4	43022,2	108219,9	307930,1	14831,2	714,7
308306,4	83217,7	3433,9	36027,7	43022,2	380097,8	307930,1	14831,2
369272,9	308306,4	83217,7	45531,0	36027,7	555939,3	380097,8	307930,1
245419,4	369272,9	308306,4	70073,4	45531,0	408189,8	555939,3	380097,8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
167949,8	4193,1	641,0	67358,9	22984,9	430558,6	30964,2	0,0

Data pada Tabel 4.2 dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pembagian data *training* dan *testing* berdasarkan pola musiman dan pola data pada proses pemotongan data. Pola antara data *training* maupun data *testing* harus memiliki pola yang hampir sama sehingga pemodelan yang dilakukan pada data *testing* akan memiliki kecocokan yang tinggi dengan pemodelan data *training* terlebih dahulu. Data *testing* yang dipilih adalah data satu musim, yaitu selama 12 periode pada bulan April 2016 sampai dengan Maret 2017. Analisis dilakukan pada data *training* yaitu data pengadaan beras periode Januari 2000 sampai dengan Maret 2016.

4.2 Fuzzy Subtractive Clustering dan CTM

Fuzzy subtractive clustering digunakan untuk mengelompokan data ke dalam beberapa *cluster* (kelompok). Konsep dari *fuzzy subtractive clustering* adalah membentuk kelompok dengan menghitung potensi pada masing-masing pengamatan dan juga menghitung jarak antar kelompok berdasarkan potensi dari pengamatan. Banyaknya kelompok yang terbentuk dari hasil *fuzzy subtractive clustering* akan sama dengan banyaknya basis kaidah dan banyaknya fungsi keanggotaan yang digunakan untuk proses fuzzifikasi. Pengelompokan dengan *fuzzy subtractive clustering* dilakukan dengan bantuan *software R*. Langkah pertama dilakukan dalam algoritma *fuzzy subtractive clustering* adalah menentukan *accept ratio*, *reject ratio*, *squash factor* dan jari-jari. *Accept ratio* ditetapkan 0,5, *reject ratio* ditetapkan 0,15, *squash factor* ditetapkan 1,25, sedangkan untuk jari-jari, jika pada data yang dinormalisasi dipilih angka 0,1 sampai 0,9 maka untuk data yang tidak dinormalisasi akan dipilih berdasarkan *range* dari data minimum dan maksimum. *Range* data adalah 872465,6, sehingga jari-jari yang digunakan adalah 87246,64, 174493,28, 261739,92, 348986,56, 436233,20, 523479,84, 610726,48, 697973,12 dan 785219,76. Hasil dari pengelompokan berdasarkan hasil *source code* pada Lampiran 9 terdapat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Pengelompokan *Fuzzy Subtractive Clustering*

Jari-jari	Banyaknya Kelompok
87246,64	167
174493,28	67

Tabel 4.3 (lanjutan)

261739,92	11
348986,56	7
434233,20	6
523479,84	5
610726,48	5
697973,12	4
785219,76	3

FIS metode Takagi-Sugeno orde 1 memiliki konsekuen berupa persamaan linier, sehingga dibutuhkan metode untuk menduga parameter dari persamaan linier, yaitu Metode Kuadrat Terkecil (MKT). MKT yang digunakan untuk menduga parameter diterapkan pada masing-masing kelompok, sehingga masing-masing kelompok memiliki suatu persamaan linier. Pendugaan parameter dengan MKT dapat dilakukan jika banyak variabel minimal sama dengan banyaknya pengamatan. Jika diketahui banyak variabel input sebanyak 7 variabel, maka berdasarkan hasil pada Tabel 4.3 pembagian kelompok dengan jari-jari 87246,64 dan 174493,28 tidak dapat dilanjutkan untuk pendugaan parameter dengan MKT. Selanjutnya untuk pembagian kelompok dengan jari 261739,92 dan seterusnya akan diketahui anggota kelompoknya dengan menghitung derajat keanggotaan dengan menggunakan fungsi keanggotaan gaussian sesuai dengan persamaan (2.18). Pembentukan anggota kelompok pada masing-masing jari-jari terdapat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Pengelompokan dan Pembentukan Anggota Kelompok

Jari-jari	Banyaknya Kelompok	Banyak Anggota Masing-Masing Kelompok
261739,92	11	91, 13, 11, 11, 11, 11, 8, 7, 5, 10, 4
348986,56	7	60, 21, 19, 30, 22, 19, 11
434233,20	6	52, 23, 37, 28, 24, 18

Tabel 4.4 (lanjutan)

523479,84	5	52, 45, 33, 24, 28
610726,48	5	70, 40, 29, 24, 19
697973,12	4	72, 52, 28, 30
785219,76	3	89, 65, 28

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.4 diketahui bahwa jari-jari 261739,92 tidak dapat dilanjutkan untuk menduga parameter dengan MKT karena terdapat satu kelompok, yaitu kelompok ke-11 dengan anggota kelompok hanya 4. Kemudian, untuk jari-jari 261739,92 348986,56, 436233,20, 523479,84 dan 610726,48 tidak dapat dilanjutkan dengan pendugaan parameter karena pada proses pembagian anggota kelompok dengan fungsi keanggotaan gaussian terdapat beberapa pengamatan yang menghasilkan derajat keanggotaan sebesar 0, yang artinya pengamatan tersebut tidak dapat dimasukkan ke dalam kelompok mana pun. Maka dari itu, hanya pada jari – jari 697973,12 dan 785219,76, analisis selanjutnya dapat dilakukan. Pendugaan parameter hanya dilakukan pada pembentukan kelompok yang paling optimum. Oleh karena itu, dilakukan optimasi perhitungan kelompok dengan CTM untuk mengetahui kelompok yang paling optimum. Hasil dari perhitungan CTM terdapat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan CTM

Jari-jari	Nilai CTM
697973,12	39,83901
785219,76	41,71906

Berdasarkan Tabel 4.5 nilai CTM pada pengelompokan dengan jari-jari 697973,12 lebih kecil dibandingkan optimal daripada pengelompokan dengan jari-jari 785219,76. Pengelompokan akan dianggap optimal apabila menghasilkan nilai CTM yang kecil. Oleh karena itu, pendugaan parameter dengan MKT akan dilakukan pada pembentukan kelompok dengan jari-jari 697973,12.

Sesuai dengan konsep *fuzzy subtractive clustering*, setiap kelompok yang terbentuk memiliki pusat kelompok yang mana pusat kelompok tersebut merupakan pengamatan dengan potensi tertinggi pada setiap iterasi. Pusat kelompok yang terbentuk terdapat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Pusat Kelompok Berdasarkan *Fuzzy Subtractive Clustering*

Yt	Yt.1	Yt.2	Yt.6	Yt.7	Yt.11	Yt.12	Yt.13
57735,8	108550,7	128550,3	199107,8	245420,4	70074,4	45532,0	36028,7
205225,3	317739,2	557114,5	23685,6	4684,0	206819,7	284336,8	352595,6
43639,1	37880,8	39253,9	563567,4	555882,3	43616,6	142133,8	161478,4
234960,4	5508,1	1362,3	57756,1	87107,1	580047,8	268685,4	3005,3

Berdasarkan pusat – pusat kelompok yang terbentuk dibentuk anggota kelompok dengan cara fuzzifikasi sesuai dengan persamaan (2.16). Pusat-pusat kelompok yang terbentuk masing-masing memiliki anggota kelompok yang terdapat pada Tabel 4.7 dan Lampiran 4

Tabel 4.7 Hasil Pengelompokan *Fuzzy Subtractive Clustering*

Pusat Kelompok	Anggota Kelompok Pengamatan Ke-	Banyaknya Anggota Kelompok
Data ke-10	1, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 22, 23, 24, 25, 34, 35, 36, 37, 43, 46, 47, 48, 55, 56, 58, 59, 60, 61, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72, 73, 79, 80, 83, 84, 85, 94, 95, 96, 97, 99, 107, 108, 119, 120, 121, 126, 127, 128, 129, 130, 131, 132, 133, 139, 143, 144, 145, 147, 155, 156, 157, 167, 168, 169, 176, 179, 180, 181	76
Data ke-162	4, 5, 6, 16, 17, 18, 19, 28, 29, 30, 31, 40, 41, 42, 52, 53, 54, 64, 65, 76, 77, 78, 88, 89, 90, 91, 100, 101, 102, 103, 112, 113, 114, 115, 124, 125, 135, 136, 137, 138, 148, 149, 150, 151, 160, 161, 162, 163, 172, 173, 174, 175	48

Tabel 4.7 (lanjutan)

Data ke-117	20, 21, 32, 33, 44, 45, 57, 81, 82, 92, 93, 104, 105, 106, 116, 117, 118, 140, 141, 142, 152, 153, 154, 164, 165, 166, 177, 178	28
Data ke-63	2, 3, 14, 15, 26, 27, 38, 39, 49, 50, 51, 62, 63, 74, 75, 86, 87, 98, 109, 110, 111, 122, 123, 134, 146, 158, 159, 170, 171, 182	33

4.3 Pendugaan Parameter dengan MKT dan Pembentukan Basis Kaidah

Pendugaan parameter dilakukan dengan MKT pada masing-masing kelompok yang telah terbentuk. Jadi, pendugaan parameter dilakukan pada kelompok 1 dengan 76 pengamatan, pada kelompok 2 dengan 48 pengamatan, pada kelompok 3 dengan 28 pengamatan dan kelompok 4 dengan 33 pengamatan, sehingga terbentuk 4 persamaan linier. Perhitungan MKT sesuai dengan prosedur pada sub bab (2.9) dilakukan pada *software* R dengan *source code* terdapat pada Lampiran 11. Hasil pendugaan parameter terdapat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Penduga Parameter dengan MKT

Penduga Parameter	Kelompok 1	Kelompok 2	Kelompok 3	Kelompok 4
$\widehat{\beta}_0$	-5489,38	243310,70	-51921,28	263495,20
$\widehat{\beta}_1$	0,8982	0,6305	0,4935	1,0339
$\widehat{\beta}_2$	-0,2268	-0,4387	0,1360	-0,9675
$\widehat{\beta}_3$	-0,0021	-0,2493	0,2050	0,6424
$\widehat{\beta}_4$	0,0051	1,2009	-0,0213	0,0984
$\widehat{\beta}_5$	0,0984	0,1633	0,2472	-0,3778
$\widehat{\beta}_6$	0,5281	0,0023	0,1829	0,4286
$\widehat{\beta}_7$	-0,1597	-0,1507	-0,4687	-0,1913

Pendugaan parameter yang terdapat pada Tabel 4.8 merupakan koefisien dari persamaan linier. Basis kaidah FIS Takagi Sugeno orde

1 memiliki konsekuen berupa persamaan linier. Berikut konsekuen dari basis kaidah yang terbentuk.

$$Z_1 = -5489,38 + 0,8982Y_{t-1} - 0,2268Y_{t-2} - 0,0021Y_{t-6} \\ + 0,0051Y_{t-7} + 0,0984Y_{t-11} + 0,5281Y_{t-12} \\ - 0,1597Y_{t-13}$$

$$Z_2 = 243310,70 + 0,6305Y_{t-1} - 0,4387Y_{t-2} - 0,2493Y_{t-6} \\ + 1,2009Y_{t-7} + 0,1633Y_{t-11} + 0,0023Y_{t-12} \\ - 0,1507Y_{t-13}$$

$$Z_3 = -51921,28 + 0,4935Y_{t-1} + 0,1360Y_{t-2} + 0,2050Y_{t-6} \\ - 0,0213Y_{t-7} + 0,2472Y_{t-11} + 0,1829Y_{t-12} \\ - 0,4687Y_{t-13}$$

$$Z_4 = 263495,20 + 1,03391Y_{t-1} - 0,9675Y_{t-2} + 0,6424Y_{t-6} \\ + 0,0984Y_{t-7} - 0,3778Y_{t-11} + 0,4286Y_{t-12} \\ - 0,1913Y_{t-13}$$

Sehingga basis kaidah yang terbentuk adalah:

R^1

: IF $Y_{t-1,i}$ is A_1 and $Y_{t-2,i}$ is A_1 and $Y_{t-6,i}$ is A_1 and $Y_{t-7,i}$ is A_1 and $Y_{t-11,i}$ is A_1 and $Y_{t-12,i}$ is A_1 and $Y_{t-13,i}$ is A_1 THEN Z_1

R^2

: IF $Y_{t-1,i}$ is A_2 and $Y_{t-2,i}$ is A_2 and $Y_{t-6,i}$ is A_2 and $Y_{t-7,i}$ is A_2 and $Y_{t-11,i}$ is A_2 and $Y_{t-12,i}$ is A_2 and $Y_{t-13,i}$ is A_2 THEN Z_2

R^3

: IF $Y_{t-1,i}$ is A_3 and $Y_{t-2,i}$ is A_3 and $Y_{t-6,i}$ is A_3 and $Y_{t-7,i}$ is A_3 and $Y_{t-11,i}$ is A_3 and $Y_{t-12,i}$ is A_3 and $Y_{t-13,i}$ is A_3 THEN Z_3

R^4

: IF $Y_{t-1,i}$ is A_4 and $Y_{t-2,i}$ is A_4 and $Y_{t-6,i}$ is A_4 and $Y_{t-7,i}$ is A_4 and $Y_{t-11,i}$ is A_4 and $Y_{t-12,i}$ is A_4 and $Y_{t-13,i}$ is A_4 THEN Z_4

4.4 Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah proses pemetaan nilai tegas menjadi nilai linguistik berdasarkan fungsi keanggotaan yang digunakan untuk pemetaan. Nilai linguistik yang dihasilkan berupa derajat keanggotaan untuk setiap kelompok. Fuzzifikasi pada penelitian ini dilakukan pada

masing-masing variabel *input* dengan menggunakan fungsi keanggotaan gaussian. Banyak fungsi keanggotaan gaussian yang digunakan sama dengan banyak kelompok dan banyak basis kaidah yang terbentuk dari *fuzzy subtractive clustering*. Karena banyaknya kelompok dan basis kaidah yang terbentuk adalah 4, maka fungsi keanggotaan gaussian yang digunakan adalah 4. Fungsi keanggotaan gaussian memiliki parameter *c* (*center*) dan σ (*sigma*). Parameter *c* didapatkan dari variabel *input* yang terpilih sebagai pusat kelompok pada *fuzzy subtractive clustering* dan parameter σ didapatkan dari perhitungan ragam sesuai dengan persamaan (2.15). Berikut parameter-parameter fungsi keanggotaan gaussian pada masing-masing *input*.

Tabel 4.9 Parameter – Parameter Fungsi Keanggotaan Gaussian

Basis Kaidah	Yt-1		Yt-2	
	σ	c	σ	c
1	145410,9	108550,74	145410,9	128550,30
2	145410,9	317739,16	145410,9	557114,45
3	145410,9	37880,81	145410,9	39253,93
4	145410,9	5508,05	145410,9	1362,30
Basis Kaidah	Yt-6		Yt-7	
	σ	c	σ	c
1	145410,9	199107,78	145410,9	245420,36
2	145410,9	23685,57	145410,9	4684,03
3	145410,9	563567,40	145410,9	555882,31
4	145410,9	57756,12	145410,9	87107,14
Basis Kaidah	Yt-11		Yt-12	
	σ	c	σ	c
1	145410,9	70074,36	145410,9	45532,02
2	145410,9	206819,69	145410,9	284336,77
3	145410,9	43616,61	145410,9	142133,77
4	145410,9	580047,77	145410,9	268685,40
Basis Kaidah	Yt-13			
	σ		c	

Tabel 4.9 (lanjutan)

1	145410,9	36028,75
2	145410,9	352595,64
3	145410,9	161478,36
4	145410,9	3005,32

Derajat keanggotaan (μ) masing-masing variabel *input* didapatkan melalui perhitungan dengan fungsi keanggotaan sesuai dengan persamaan (2.7). Misalkan untuk variabel input Y_{t-1} pengamatan pertama, perhitungan derajat keanggotaan dilakukan sebagai berikut.

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{3433,903 - 108550,74}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_2) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{3433,903 - 317739,16}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_3) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{3433,903 - 37880,81}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_4) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{3433,903 - 5508,05}{145410,9}\right)^2\right)$$

Kemudian untuk variabel input Y_{t-1} pengamatan kedua dan seterusnya serta variabel input lainnya dilakukan perhitungan dengan menggunakan parameter-parameter yang bersesuaian dengan bantuan *software* R dengan *source code* terdapat pada Lampiran 12. Hasil fuzzifikasi menghasilkan derajat keanggotaan yang bernilai 0 sampai 1 pada setiap kelompok seperti yang terdapat pada Tabel 4.10

Tabel 4.10 Hasil Fuzzifikasi Variabel Input Y_{t-1} dengan Fungsi Keanggotaan Gaussian

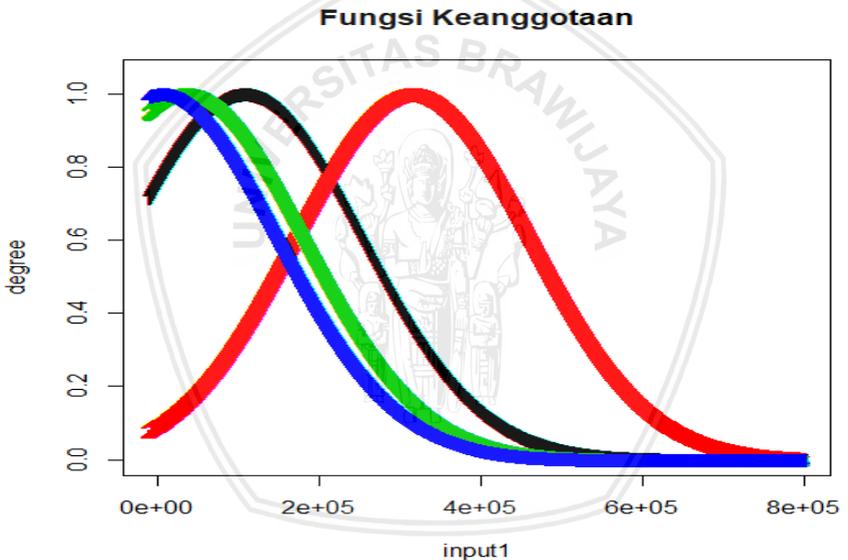
Pengamatan ke-	Derajat Keanggotaan			
	Kelompok 1	Kelompok 2	Kelompok 3	Kelompok 4
1	0,7701	0,0967	0,9723	0,9999
2	0,9849	0,2724	0,9526	0,8669
3	0,3892	0,9979	0,1774	0,1144
4	0,2004	0,9391	0,0745	0,0438

Tabel 4.10 (lanjutan)

5	0,642	0,884	0,361	0,256
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
181	0,7593	0,0928	0,9677	0,9994
182	0,7733	0,0978	0,9735	1

Hasil fuzzifikasi untuk variabel input Y_{t-2} dan seterusnya terdapat pada Lampiran 5.

Pemetaan variabel input yang berupa nilai tegas menjadi nilai linguistik yang berupa derajat keanggotaan akan membentuk kurva fungsi gaussian yang saling tumpang tindih. Gambar kurva fungsi keanggotaan gaussian terdapat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8. Kurva Fungsi Keanggotaan Gaussian pada Proses Fuzzifikasi

Berdasarkan Gambar 4.8 terlihat bahwa kurva fungsi keanggotaan gaussian yang terbentuk saling tumpang tindih, namun dengan pembagian jarak antar nilai tengah yang tidak seimbang. Hal tersebut terjadi karena terbentuknya nilai tengah berdasarkan *fuzzy subtractive*

clustering dimana untuk kelompok 1, 2 dan 3 jarak nilai tengah berdekatan, namun untuk kelompok 4 memiliki jarak yang cukup jauh dengan kelompok lainnya.

4.5 Proses Inferensi FIS Takagi Sugeno Orde Satu

Proses inferensi pada metode Takagi Sugeno terbagi menjadi 2 tahapan. Tahap pertama perhitungan derajat aktivasi (*fire strength*) untuk setiap basis kaidah dan setiap amataan sesuai dengan persamaan (2.19). Misalkan untuk amatan pertama pada kelompok pertama dihitung derajat keanggotaan dengan cara sebagai berikut,

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{3433,903 - 108550,74}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{70073,36 - 128550,30}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{43022,16 - 199107,78}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{108219,9 - 245420,36}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{307930,1 - 70074,36}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{14831,21 - 45532,02}{145410,9}\right)^2\right)$$

$$\mu(A_1) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{714,75 - 36028,75}{145410,9}\right)^2\right)$$

sehingga *fire strength* didapatkan dengan persamaan berikut.

$$\alpha_{1,1} = \mu_{A_1}(Y_{t-1,1}) * \mu_{A_1}(Y_{t-2,1}) * \mu_{A_1}(Y_{t-6,1}) * \mu_{A_1}(Y_{t-7,1}) \\ * \mu_{A_1}(Y_{t-11,1}) * \mu_{A_1}(Y_{t-12,1}) * \mu_{A_1}(Y_{t-13,1})$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan *fire strength* dengan cara yang sama untuk kelompok 2, 3 dan 4 dengan bantuan *software* R dengan *source code* terdapat pada Lampiran 13. Hasil perhitungan *fire strength* dapat dilihat Lampiran 6.

4.6 Defuzzifikasi

Tahap kedua dari proses inferensi FIS Takagi Sugeno orde satu adalah perhitungan *output* nilai tegas atau nilai prediksi yang dihitung dengan menggunakan metode defuzzifikasi rata-rata terboboti sesuai dengan persamaan (2.20). Bagian pembilang dari persamaan (2.20) merupakan jumlah dari perkalian antara *fire strength* dan nilai konsekuen dari masing-masing kelompok. Nilai konsekuen didapatkan dari memasukkan variabel input pada setiap amatan ke dalam basis kaidah yang telah terbentuk. Misalkan, untuk amatan pertama, nilai konsekuen dapat dihitung sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Z_1 = & -5489,38 + 0,8982(108550,74) - 0,2268(128550,30) \\ & - 0,0021(199107,78) + 0,0051(245420,36) \\ & + 0,0984(70074,36) + 0,5281(45532,02) \\ & - 0,1597(36028,75) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_2 = & 243310,70 + 0,6305(108550,74) - 0,4387(128550,30) \\ & - 0,2493(199107,78) + 1,2009(245420,36) \\ & + 0,1633(70074,36) + 0,0023(45532,02) \\ & - 0,1507(36028,75) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_3 = & -51921,28 + 0,4935(108550,74) + 0,1360(128550,30) \\ & + 0,2050(199107,78) - 0,0213(245420,36) \\ & + 0,2472(70074,36) + 0,1829(45532,02) \\ & - 0,4687(36028,75) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_4 = & 263495,20 + 1,03391(108550,74) - 0,9675(128550,30) \\ & + 0,6424(199107,78) + 0,0984(245420,36) \\ & - 0,3778(70074,36) + 0,4286(45532,02) \\ & - 0,1913(36028,75) \end{aligned}$$

Bagian penyebut pada persamaan (2.20) merupakan penjumlahan dari *fire strength* yang terbentuk pada setiap kelompok. Apabila persamaan tersebut dijabarkan, maka untuk amatan pertama proses defuzzifikasi didapat dengan perhitungan sebagai berikut,

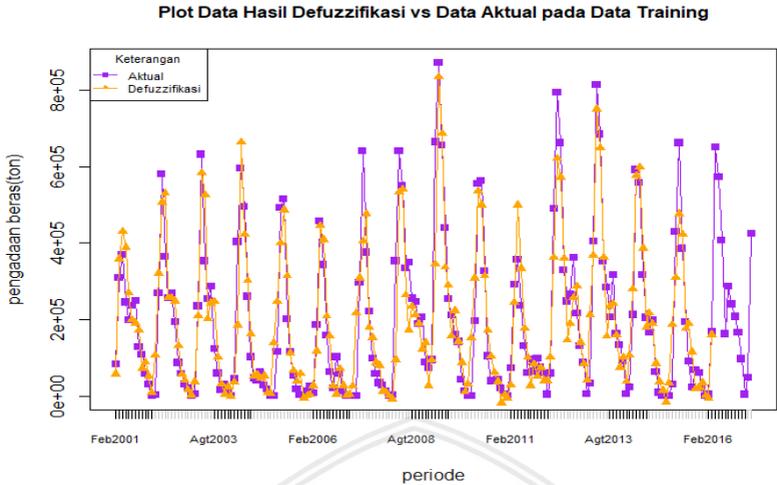
$$\hat{Y}_t = \frac{\alpha_{1,1}Z_1 + \alpha_{2,1}Z_2 + \alpha_{3,1}Z_3 + \alpha_{4,1}Z_4}{\alpha_{1,1} + \alpha_{2,1} + \alpha_{3,1} + \alpha_{4,1}}$$

sehingga dengan persamaan tersebut dapat diperoleh hasil defuzzifikasi untuk setiap amatan seperti yang terdapat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Defuzzifikasi dan Nilai Aktual Data *Training*

Periode	Defuzzifikasi (\hat{Y}_t)	Nilai Aktual (Y_t)	Absolut Error
Feb-01	56997,22	83217,66	26220,44
Mar-01	358292,24	308306,40	49985,84
Apr-01	429838,76	369272,90	60565,86
Mei-01	388742,82	245419,36	143323,46
Jun-01	269820,63	199106,78	70713,85
Jul-01	199674,93	236021,86	36346,93
Agu-01	190529,36	248196,74	57667,38
Sep-01	171956,15	128549,30	43406,85
Okt-01	71917,10	108549,74	36632,64
Nov-01	88888,08	57734,82	31153,26
Des-01	52304,01	30578,40	21725,61
⋮	⋮	⋮	⋮
Mar-16	159798,36	167949,82	8151,46

Hasil pada Tabel 4.11 secara keseluruhan dapat dilihat di Lampiran 7. Pada Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa selisih dari data defuzzifikasi dan nilai aktual cukup besar, hal ini dikarenakan basis kaidah yang terbentuk hanya 4, semakin sedikit basis kaidah yang terbentuk semakin kecil pula nilai defuzzifikasi mendekati nilai aktual. Selain itu, metode *clustering* pada umumnya digunakan pada data yang memiliki variabel *input* yang saling bebas, tetapi pada penelitian ini variabel *input* terbentuk dari data deret waktu sehingga antar variabel *input* yang terbentuk tidak saling bebas karena pengaruh *lag-lag* antar pengamatan. Namun, jika hasil defuzzifikasi dan data aktual dibandingkan melalui plot, perbedaan pada setiap pengamatan menjadi tidak terlihat terlalu jelas. Plot data hasil defuzzifikasi dan data aktual terdapat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Plot Data Hasil Defuzzifikasi dan Data Aktual pada Data Training

Berdasarkan Gambar 4.9, dengan keterangan bahwa plot berwarna ungu adalah data aktual dan plot berwarna orange adalah data hasil defuzzifikasi, secara visual dapat dilihat bahwa plot data yang dihasilkan dari proses defuzzifikasi memiliki pola yang hampir sama dengan data aktual. Hasil defuzzifikasi dapat memodelkan data aktual dengan cukup baik walaupun memiliki selisih yang cukup besar. Oleh karena itu, untuk mengetahui seberapa besar ukuran ketepatan model dapat dilakukan dengan menghitung nilai R^2 . Berdasarkan nilai R^2 yang merupakan korelasi kuadrat antara data aktual dan data hasil defuzzifikasi menghasilkan nilai 0,8582, yang berarti bahwa keeratan hubungan antara data defuzzifikasi dan data aktual memiliki keeratan hubungan linier yang kuat.

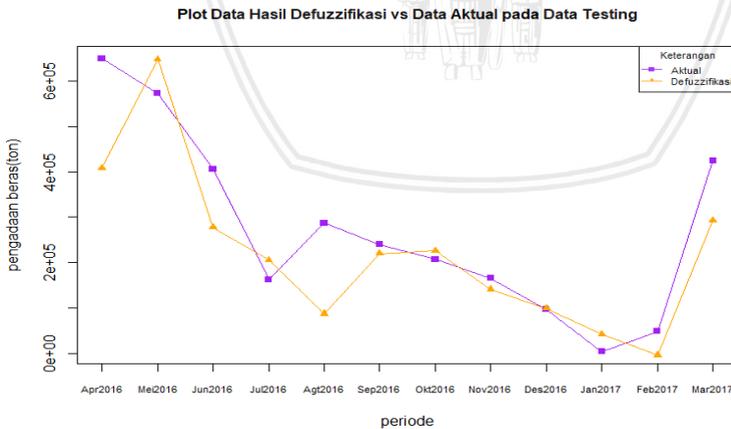
4.7 Prediksi Data Testing

Pemodelan yang dihasilkan oleh data *training* memiliki nilai yang baik, sehingga model dapat digunakan. Langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan atau prediksi dari pemodelan yang terbentuk pada data *testing*. Berikut hasil dari prediksi yang dihasilkan dari data *testing*.

Tabel 4.12 Hasil Prediksi dan Nilai Aktual Data *Testing*

Periode	Prediksi (\hat{Y}_t)	Nilai Aktual (Y_t)	Absolut Error
Apr-16	407702,43	649865,94	242163,51
Mei-16	647365,79	572457,90	74907,89
Jun-16	277361,61	406484,55	129122,94
Jul-16	205188,79	162415,21	42773,58
Agu-16	86994,93	287170,59	200175,66
Sep-16	219753,06	240242,99	20489,93
Okt-16	225650,50	207480,40	18170,10
Nov-16	141469,82	165469,17	23999,36
Des-16	99071,78	97243,00	1828,78
Jan-17	41969,23	4147,00	37822,23
Feb-17	-3588,38	48883,07	52471,45
Mar-17	292526,91	424762,79	132235,88

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat dilihat bahwa selisih dari data defuzzifikasi atau prediksi dan nilai aktual juga memiliki nilai yang cukup besar seperti pada data *training*. Selanjutnya, hasil prediksi dan data aktual dibandingkan melalui plot untuk melihat tingkat akurasi secara visual. Plot data hasil defuzzifikasi dan data aktual terdapat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Plot Data Hasil Prediksi dan Data Aktual pada Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 4.10, dengan keterangan bahwa plot berwarna ungu adalah data aktual dan plot berwarna orange adalah data hasil defuzzifikasi secara visual dapat dilihat bahwa plot data yang dihasilkan dari hasil prediksi memiliki pola yang hampir sama dengan data aktual. Oleh karena itu, untuk mengetahui seberapa besar ukuran ketepatan model dapat dilakukan dengan menghitung nilai R^2 . Berdasarkan nilai R^2 yang merupakan korelasi kuadrat antara data aktual dan data hasil defuzzifikasi menghasilkan nilai 0,7513, yang berarti bahwa keeratan hubungan antara data defuzzifikasi dan data aktual pada data *testing* memiliki keeratan hubungan linier yang kuat.

4.8 Peramalan

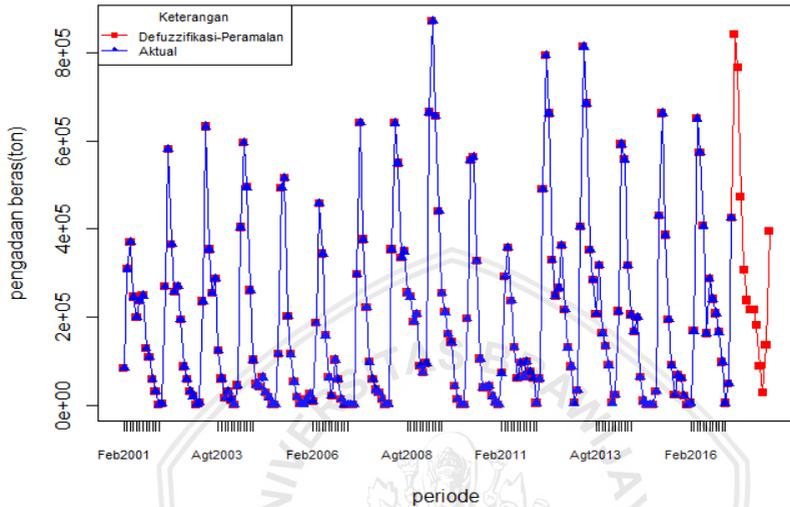
Berdasarkan hasil dari pemodelan data *training* dan data *testing*, didapatkan hasil bahwa data *testing* memiliki nilai R^2 sebesar 0,7513. Hal ini menunjukkan bahwa data *testing* memiliki kecocokan yang baik terhadap data *training*, selain itu pola data yang dihasilkan dari data *training* dan data *testing* menghasilkan pola yang hampir sama. Maka dari itu, pemodelan dapat dilanjutkan untuk peramalan yang dihasilkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.13 Hasil Peramalan Data Pengadaan Beras Periode April 2017 hingga Maret 2018

Periode	Pengadaan Beras (ton)
Apr-17	842299
Mei-17	765655,2
Jun-17	472121,1
Jul-17	306785,7
Agu-17	237862,2
Sep-17	216745,3
Okt-17	217263,5
Nov-17	180869,7
Des-17	88720,7
Jan-18	28965
Feb-18	136914,5
Mar-18	394142,5

Hasil peramalan yang didapatkan menunjukkan nilai-nilai yang fluktuatif, untuk melihat ketepatan hasil peramalan dapat dilihat dari pola yang yang dihasilkan sebagai berikut.

Plot Data Hasil Defuzzifikasi vs Data Aktual



Gambar 4.11 Plot Data dan Hasil Peramalan dan Data Aktual pada Data Pengadaan Beras

Berdasarkan Gambar 4.11, dengan keterangan bahwa plot berwarna biru adalah data aktual dan plot berwarna merah adalah data hasil defuzzifikasi dan hasil peramalan, dapat dilihat bahwa data hasil peramalan memiliki pola yang hampir sama dengan data sebelumnya, sehingga peramalan yang dihasilkan cukup baik.

BAB V PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini antara lain:

1. Berdasarkan proses identifikasi model SARIMA melalui plot PACF, variabel *input* yang terbentuk adalah $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{t-11}, Y_{t-12}$ dan Y_{t-13} .
2. Pengelompokan dengan *fuzzy subtractive clustering* membentuk pusat kelompok yang banyaknya akan sama dengan banyaknya basis kaidah yang terbentuk. Berdasarkan hasil dari *fuzzy subtractive clustering*, terbentuk 4 pusat kelompok. Selanjutnya, masing-masing anggota kelompok diduga parameternya dengan menggunakan MKT untuk membentuk basis kaidah bagian konsekuen, sehingga terbentuk 4 basis kaidah dengan konsekuen berupa persamaan linier.
3. Pemodelan data dengan metode FIS Takagi-Sugeno berbasis *fuzzy subtractive clustering* yang dilakukan pada data *training* dapat menjelaskan 85,82% dari data sedangkan sisanya dijelaskan oleh faktor lain. Sedangkan pada data *testing*, menunjukkan bahwa pemodelan data pada data *training* memiliki kecocokan sebesar 75,13% dalam menjelaskan data *testing*.
4. Hasil peramalan data pengadaan beras untuk 12 periode ke depan, yaitu periode April 2017 hingga Maret 2017 menghasilkan hasil yang cukup baik dengan menghasilkan pola data yang hampir sama dengan pola data sebelumnya.

5.2. Saran

Saran yang dapat diberikan pada penelitian ini antara lain:

1. Pembentukan basis kaidah dengan *fuzzy subtractive clustering* memiliki beberapa nilai yang ditetapkan oleh peneliti, salah satunya adalah jari-jari. Pada umumnya jari-jari ditetapkan pada nilai 0,1 hingga 0,9 dengan pembagian

- range* yang sama jika data memiliki beberapa jenis variabel, namun pada data deret waktu yang hanya memiliki satu jenis variabel, nilai jari-jari yang ditetapkan perlu dikaji kembali untuk memperoleh hasil pengelompokan yang lebih baik.
2. Proses fuzzifikasi dengan fungsi keanggotaan gaussian memiliki dua parameter yaitu μ dan σ . Pada penelitian ini nilai μ didapatkan dari pusat kelompok yang terbentuk, sedangkan nilai σ didapatkan dari range berdasarkan banyak kelompok yang terbentuk. Pada penelitian selanjutnya diharapkan pembentukan nilai σ memiliki landasan teori yang sesuai, sehingga dapat menghasilkan hasil pengelompokan yang lebih baik.
 3. Pemodelan dan peramalan data deret waktu selama ini dilakukan dengan asumsi bahwa data yang didapatkan dari kurun waktu tertentu selalu membentuk pola yang hampir sama, namun pada kenyataannya tidak semua data deret waktu akan membentuk pola yang hampir sama dari waktu ke waktu. Maka dari itu, untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih baik perlu diperhatikan juga adanya faktor-faktor yang menyebabkan persamaan atau perbedaan pola pada data deret waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Abadi, A.M. 2016. *Modeling of Stage–Discharge Relationship for Gharraf River, Southern Iraq Using Backpropagation Artificial Neural Networks, M5 Decision Trees, and Takagi–Sugeno Inference System Technique: A Comparative Study*. Applied Water Science November 2016, Volume 6, [Issue 4](#), pp 407–420
- Andalita, I. dan Irhamah. 2015. *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Kelas Ekonomi Kertajaya Menggunakan ARIMA dan ANFIS*. Jurnal Sains Dan Seni ITS Vol. 4, No.2, (2015) 2337-3520
- Anizar, M.Y. 2017. *Pemilihan Jari – Jari dan Fungsi Keanggotaan yang Menghasilkan Pengelompokan dan CTM Optimal pada Fuzzy Subtractive Clustering*. Malang : Universitas Brawijaya
- BULOG. 2012. *Sekilas Pengadaan*. Diakses pada : 19 November 2017 : 21.38. http://www.bulog.co.id/sekilas_pengadaan.php.
- Cryer, J. D. dan Chan, K.S. 2008. *Time Series Analysis With Applications In R: Second Edition*. New York : Springer.
- Ebrahimi, A., Pahlavani, P., Masoumi, Z. 2017. *Optimizing Energy in Vehicular Sensor Networks By Clustering Using Fuzzy C-Means and Fuzzy Subtractive Clustering Algorithms*. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-4/W4, 2017
- Galavi, H., Mirzaei, M., Shui L.T., dan Valizadeh, N. 2013. *Klang River Level Forecasting Using ARIMA and ANFIS models*. American Water Works Association . Sep2013, Vol. 105 Issue 9, pE496-E506. 11p

- repository.ub.ac.id
- Hakimah, N. 2017. *Pemodelan Arimax Variasi Perdagangan Trend Deterministik (Studi Kasus Pada Data Bulanan Penjualan Emas Di Toko Emas X Jawa Timur)*. Malang : Univeristas Brawijaya
- Handoyo, S dan Prasojo, A.P.S. 2017. *Sistem Fuzzy Terapan dengan Software R*. Malang : UB Press
- Harvey, A.C. 1993. *Time Series Models*. Second Edition. New York : Harvester Wheatsheaf
- Kusumadewi S. dan Purnomo, H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Edisi Kedua. Yogyakarta: Graha Ilmu
- Laksono, H.D. dan Hafis, M. 2013. *Aplikasi Fuzzy Clustering Dengan Menggunakan Algoritma Subtractive Clustering Untuk Perkiraan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang Di Provinsi Sumatera Barat Dari Tahun 2012 – 2021*. Jurnal Teknologi Informasi & Pendidikan ISSN : 2086 – 4981 VOL. 6 NO. 2 September 2013
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan: Edisi kedua*. Alih bahasa Ir. Untung Sus Andriyanto, M.S.c dan Ir. Abdul Basith, M.S.c. Jakarta: Erlangga
- Naba, A. 2009. *Belajar Cepat Fuzzy Logic Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta : Deli Publishing
- Navianti, D.R., Usadha I.G.N.R dan Widjajanti, F.A. 2012. *Penerapan Fuzzy Inference System pada Prediksi Curah Hujan di Surabaya Utara*. Jurnal Sains Dan Seni ITS Vol. 1, No. 1, (Sept. 2012) ISSN: 2301-928X

- Prasojo, A.P.S. 2016. *Estimasi Parameter Fungsi Keanggotaan Gaussian Dengan Algoritma Fuzzy C-Means Clustering Dan Particle Swarm Optimization (FCM-PSO) (Penerapan Pada Pembentukan Anteseden Model Fuzzy Takagi-Sugeno)*. Malang : Universitas Brawijaya
- Ramadhani, F.I., Sudiarto dan Sumartono. 2017. *Pengadaan Beras Kualitas Medium Di Perum Bulog Sub Divisi Regional Surabaya Utara*. Berkala Ilmiah AGRIDEVINA : Vol 5 No 2, Desember 2017
- Supriatna, A., Subartini, B., Hertini, E. dan Riaman. 2017. *Prediksi Wisatawan Mancanegara Ke Jawa Barat Melalui Pintu Masuk Bandara Husein Sastranegara dan Pelabuhan Muarajati Menggunakan Metode SARIMA*. 8th Industrial Research Workshop and National Seminar Politeknik Negeri Bandung July 26-27, 2017
- Sutojo, T., Mulyanto, E. dan Suhartono, V. 2011. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta : ANDI Yogyakarta
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate*. Pearson Education : New York.

