# PEMBENTUKAN SISTEM *FUZZY* MENGGUNAKAN *RECURSIVE LEAST SQUARE* (RLS) UNTUK MERAMALKAN DATA INDEKS HARGA SAHAM LQ45

**SKRIPSI**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains dalam Bidang Statistika**


**oleh:**
**ADYSTI RIZKY APRILITA**
**0710950010-95**

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

**2012**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**PEMBENTUKAN SISTEM *FUZZY* MENGGUNAKAN *RECURSIVE LEAST SQUARE* (RLS) UNTUK MERAMALKAN DATA INDEKS HARGA SAHAM LQ45**

**oleh:**
**ADYSTI RIZKY APRILITA**
**0710950010-95**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji**
**pada tanggal 9 Agustus 2012**
**dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar**
**Sarjana Sains dalam bidang Statistika**

| Pembimbing I | Pembimbing II |
|---|---|
| **Samingun Handoyo, SSi, MCs** | **Prof. Dr. Ir. Loekito Adi S. M,Agr** |
| **NIP. 197304151998021002** | **NIP. 194703271974121001** |

**Mengetahui,**
**Ketua Jurusan Matematika**
**Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc, Ph.D**
**NIP. 196709071992031001**

**LEMBAR PERNYATAAN**
**Saya yang bertanda tangan di bawah ini :**

| | |
|---|---|
| **Nama** | **: ADYSTI RIZKY APRILITA** |
| **NIM** | **: 0710950010-95** |
| **Program Studi** | **: STATISTIKA** |
| **Penulis Skripsi Berjudul** | **:** |

**PEMBENTUKAN SISTEM *FUZZY* MENGGUNAKAN *RECURSIVE LEAST SQUARE* (RLS) UNTUK MERAMALKAN DATA INDEKS HARGA SAHAM LQ45**

**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 Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.**

**Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.**

**Malang, 09 Agustus 2012**
**Yang menyatakan,**

**ADYSTI RIZKY APRILITA**
**NIM. 0710950010-95**

**PEMBENTUKAN SISTEM *FUZZY* MENGGUNAKAN *RECURSIVE LEAST SQUARE (RLS)* UNTUK MERAMALKAN DATA INDEKS HARGA SAHAM LQ45**

## ABSTRAK

*Fuzzy Inference System* (FIS) merupakan sistem *fuzzy* yang dihasilkan dari pemetaan suatu *input* menjadi *output* berdasarkan *IF-THEN rule* yang diberikan. Sistem *fuzzy* dapat digunakan untuk peramalan yang biasa disebut *fuzzy time series*. Salah satu metode untuk membangun sebuah sistem *fuzzy* adalah *Recursive Least Square* (RLS) yang merupakan metode untuk pendugaan parameter. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui *rule base* yang terbentuk serta metode yang tepat digunakan untuk meramalkan data indeks harga saham. Data yang digunakan adalah data harga saham LQ45 dari bulan juli 2010 sampai dengan bulan juli 2011. Hasilnya, diperoleh 81 *rule base* dengan 3 *fuzzy set*. Selanjutnya, pada sistem *fuzzy* yang terbentuk dilakukan peramalan yang menghasilkan nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 64.66 serta *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.0093. Untuk mengetahui kebaikan peramalan menggunakan sistem *fuzzy*, diperlukan adanya teknik peramalan konvensional sebagai pembanding. Teknik peramalan pembanding yang digunakan adalah ARIMA (4,1,2) yang menghasilkan nilai MSE dan MAPE lebih kecil dibandingkan peramalan yang dilakukan dengan menggunakan sistem *fuzzy* yaitu berturut-turut sebesar 50.28 dan 0.0081. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat membantu memberikan alternatif dalam peramalan yaitu dengan menggunakan sistem *fuzzy*.

Kata kunci : sistem *fuzzy, Recursive Least Square*, ARIMA (4,1,2)

**CONSTRUCT FUZZY SYSTEMS USING RECURSIVE LEAST SQUARE (RLS) TO PREDICT STOCK PRICE INDEX LQ45 DATA**

## ABSTRACT

Fuzzy Inference System (FIS) is fuzzy system that generated from an input to output mapping based on an IF-THEN rule that given. Fuzzy system can be used for forecasting which commonly called fuzzy time series. One method to construct a fuzzy system is Recursive Least Square (RLS) which is a method for parameter estimation. This study aims to determine rule base formed and the exact method used to forecast the stock price index data. The data used is the stock price index LQ45 data from July 2010 to July 2011. The result, derived 81 rule bases with three fuzzy sets. Furthermore, with the fuzzy system made forecasting which produces Mean Square Error (MSE) 64.66 and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 0.0093. To find out the good forecasting using fuzzy system, it is necessary to compare with conventional forecasting techniques. Comparative forecasting technique used was ARIMA (4,1,2) that produces smaller value of MSE and MAPE than prediction made using fuzzy system respectively at 50.28 and 0.0081. Expected result of this study may help provide an alternative forecasting with fuzzy system.

Key words : fuzzy system, Recursive Least Square, ARIMA (4,1,2)

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, Segala syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat, hidayah dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "**PEMBENTUKAN SISTEM *FUZZY* MENGGUNAKAN *RECURSIVE LEAST SQUARE* (RLS) UNTUK MERAMALKAN DATA INDEKS HARGA SAHAM LQ45** " sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika.

Dalam pelaksanaan dan penyusunan Skripsi ini ini sudah cukup banyak bantuan yang diberikan berbagai pihak, baik berupa bimbingan, saran dan bantuan. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Samingun Handoyo, SSi., MCs. dan Bapak Prof. Dr. Ir. Loekito Adi S. M,Agr, selaku Dosen Pembimbing atas bimbingan dan masukan yang telah diberikan.
2. Ibu Ir. Heni Kusdarwati MS, selaku dosen penguji atas saran dan nasihat yang telah diberikan.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
4. Orang tua dan adik tercinta yang telah memberikan kasih sayang, doa dan dukungan yang tulus.
5. Staff TU Jurusan Matematika yang telah membantu keperluan administrasi.
6. Gita, Winda, Salisa, Astri, Nida, Rezy, Denis, dan teman-teman statistika 2007 dan 2008 atas motivasi, semangat, dan kebersamaannya.
7. Semua pihak yang telah membantu selama penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan selanjutnya. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Malang, Agustus 2012

Penulis

## DAFTAR ISI

Halaman

**HALAMAN JUDUL** ..... i
**HALAMAN PENGESAHAN** ..... ii
**HALAMAN 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. Latar Belakang ..... 1
1.2. Permasalahan ..... 2
1.3. Batasan Masalah ..... 3
1.4. Tujuan Penelitian ..... 3
1.5. Manfaat Penelitian ..... 3

**BAB II. TINJAUAN PUSTAKA**
2.1 Konsep dan Jenis Data ..... 5
2.2 Peramalan Data *Time Series* ..... 6
2.2.1 Kestasioneran Data *Time Series* ..... 7
2.2.2 Fungsi Autokorelasi (ACF) ..... 8
2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial ..... 9
2.2.4 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) .. 10
2.2.5 Pembentukan Model ARIMA ..... 11
2.2.6 *Overfitting* ..... 12
2.3 Logika *Fuzzy* ..... 12
2.4 Himpunan *Fuzzy* ..... 15
2.5 Jenis-jenis Fungsi Keanggotaan ..... 16
2.5.1 Fungsi Representasi Linier ..... 16
2.5.2 Fungsi Keanggotaan Segitiga ..... 17
2.5.1 Fungsi Keanggotaan Trapesium ..... 18
2.5.1 Representasi Kurva Bahu ..... 19

Halaman

2.6 Operasi dalam Sistem *Fuzzy* ..... 20
2.7 *Fuzzy Time Series* ..... 21
2.8 *Fuzzy Rule Base* ..... 23
2.9 *Recursive Least Square* (RLS) ..... 24
2.10 Algoritma *Recursive Least Square* ..... 25
2.11 *Fuzzy Recursive Least Square* ..... 27
2.12 Kriteria Pemilihan Algoritma Terbaik untuk Peramalan ..... 28
2.13 Perbedaan Peramalan dengan Sistem *Fuzzy* dan Peramalan Konvensional ..... 29
2.14 Indeks LQ45 ..... 30

**BAB III. METODE PENELITIAN**
3.1 Sumber Data ..... 33
3.2 Metodologi ..... 33
3.3 *Flowchart* ..... 35

**BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN**
4.1. Pola Data ..... 37
4.2. Pemrosesan Data ..... 37
4.3. *Fuzzy Inference System* (FIS) ..... 38
4.4. Model *Fuzzy* yang Terbentuk ..... 40
4.5. Uji ACF Sisaan ..... 41
4.6. ARIMA ..... 41
4.6.1 Kestasioneran Data ..... 41
4.6.2 Identifikasi Model ARIMA ..... 44
4.6.3 Pendugaan Parameter ..... 45
4.6.4 *Overfitting* ..... 45
4.6.5 Uji Kesesuaian Model ..... 45
4.6.6 Hasil Peramalan dengan Menggunakan FIS dan Menggunakan ARIMA ..... 46

**BAB V. KESIMPULAN**
5.1. Kesimpulan ..... 51
5.2. Saran ..... 51

**DAFTAR PUSTAKA** ..... 53
**LAMPIRAN** ..... 57

# DAFTAR GAMBAR


Halaman

Gambar 2.1 Bagan Sistem *Fuzzy* ..... 13
Gambar 2.2 Himpunan Fuzzy pada Variabel Temperatur ..... 14
Gambar 2.3 Grafik Fungsi Representasi Linier Naik..... 17
Gambar 2.4 Grafik Fungsi Representasi Linier Turun ..... 17
Gambar 2.5 Grafik Fungsi Keanggotaan Segitiga ..... 18
Gambar 2.6 Grafik Fungsi Keanggotaan Trapesium ..... 19
Gambar 2.7 Representasi Kurva Bahu..... 19
Gambar 3.1 *Flowchart* Metode Penelitian..... 35
Gambar 3.2 Langkah-langkah Pembentukan Sistem *Fuzzy* dengan Menggunakan *Recursive Least Square*..... 36
Gambar 4.1 Plot Data Indeks Harga Saham LQ45 ..... 37
Gambar 4.2 *Membership Function* ..... 39
Gambar 4.3 *Rule Viewer* 81 *Rule Base* Data Indeks Harga Saham LQ45..... 40
Gambar 4.4 Plot ACF Sisaan Data Indeks Harga Saham LQ45 41
Gambar 4.5 Plot *Box-Cox* Indeks Harga Saham LQ45..... 42
Gambar 4.6 Plot *Box-Cox* Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Ditransformasi..... 42
Gambar 4.7 Plot ACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Ditransformasi..... 43
Gambar 4.8 Plot ACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Didiferensi..... 44
Gambar 4.9 Plot PACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Didiferensi..... 43
Gambar 4.10 Plot Hasil Peramalan dengan Menggunakan ARIMA ..... 46
Gambar 4.11 Plot Data Aktual dan Hasil Prediksi pada FIS ..... 46

## DAFTAR TABEL


| | | Halaman |
|---|---|---|
| Tabel 2.1 | Nilai λ dan Bentuk Transformasi yang Berhubungan | 7 |
| Tabel 4.1 | Himpunan *Fuzzy* ..... | 39 |
| Tabel 4.2 | Pendugaan Parameter Model Tentatif ..... | 44 |
| Tabel 4.3 | Perbandingan Nilai MSE dan MAPE..... | 46 |
| Tabel 4.4 | Hasil Peramalan dengan Menggunakan ARIMA, FIS dan Data Aktual..... | 47 |
| Tabel 4.4 | Perbandingan Nilai MSE dan MAPE untuk Peramalan 10 Hari ke Depan..... | 49 |

## DAFTAR LAMPIRAN


Halaman

Lampiran 1 Data Indeks Harga Saham LQ45 ..... 57
Lampiran 2 *Input* dan *Output* Data ..... 59
Lampiran 3 *Fuzzy Rule Base* ..... 60
Lampiran 4 *Output* Perhitungan ARIMA (4,1,2) ..... 63
Lampiran 5 Hasil Peramalan 10 hari Selanjutnya dengan Menggunakan ARIMA ..... 65
Lampiran 6 *Source Code Fuzzy Recursive Least Square* ..... 66

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

# BAB I
# PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

*Time Series* adalah sekelompok nilai-nilai pengamatan yang diperoleh pada titik waktu yang berbeda dengan selang waktu yang sama dan barisan data diasumsikan saling berhubungan satu sama lain. Peramalan data *time series* memprediksi apa yang akan terjadi berdasarkan data historis masa lalu. Dengan mempelajari bagaimana sebuah variabel berubah setiap waktu, sebuah hubungan antara kebutuhan dan waktu dapat diformulasikan dan digunakan untuk memprediksi tingkat kebutuhan yang akan datang (Jumingan, 2009).

*Fuzzy Logic* atau logika *fuzzy* adalah sebuah metodologi berhitung dengan variabel kata-kata (*linguistic variable*), sebagai pengganti berhitung dengan bilangan. Kata-kata yang digunakan dalam *fuzzy logic* memang tidak setepat bilangan, namun kata-kata jauh lebih dekat dengan intuisi manusia. *Fuzzy logic* biasanya terdiri dari sekumpulan *IF-THEN rule*. Dengan menggunakan *fuzzy inference*, pengetahuan tersebut bisa ditransfer ke dalam perangkat lunak yang selanjutnya memetakan suatu *input* menjadi *output* berdasarkan *IF-THEN rule* yang diberikan. Sistem *fuzzy* yang dihasilkan disebut *Fuzzy Inference System* (FIS) (Naba, 2009).

FIS banyak diimplementasikan di berbagai bidang baik dibidang teknologi, kesehatan maupun sosial. Salah satu penggunaannya adalah untuk meramalkan persentase perubahan pendaftar pada Universitas Alabama dari tahun 1971-1992 yang diteliti oleh Meredith Stevenson dan John E. Porter. Hasilnya, peramalan dengan menggunakan *fuzzy time series* menghasilkan nilai AFER (*Average Forecasting Error Rate*) dan MSE (*Mean Square Error*) yang lebih kecil dibandingkan dengan metode *fuzzy* dengan menggunakan *Singular Value Decomposition* (Stevenson dan Porter, 2009).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Federico Montesino, Amaury Lendasse dan Angel Barriga untuk data ESTSP (*European Symposium on Time Series Prediction*) 2007 berupa data temperatur dari gempa fenomena El-Nino dengan 875 sampel dan data rata-rata penggunaan tenaga listrik harian di Polandia (Montesimo, *et al*, 2005).

Sistem *Fuzzy* juga digunakan untuk meramalkan tingkat inflasi di Indonesia. Data diambil pada bulan Januari 1999 sampai Februari 2003. Metode yang digunakan adalah mengkombinasikan sistem *fuzzy* menggunakan skema tabel *look up* dan metode *Singular Value Decomposition*. Metode tersebut dibandingkan dengan metode *neural network* dan terbukti metode dengan menggunakan sistem *fuzzy* memiliki keakuratan peramalan yang lebih tinggi dibandingkan metode *neural network*. (Abadi, *et al*, 2008)

Pada sistem *fuzzy*, proses agregasi digunakan untuk mengombinasikan keluaran semua *rule base* menjadi sebuah *fuzzy set* tunggal. Fungsi yang biasa digunakan adalah *max*, *probabilistic* dan *sum* (menjumlahkan semua *fuzzy set* keluaran). Metode tersebut belum mampu mengoptimalkan parameter yang diperoleh karena hanya memilih *fuzzy set* yang paling maksimum, atau menjumlahkan semua *fuzzy se*t yang terbentuk. Metode yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan pendugaan parameter sistem *fuzzy* tersebut adalah metode *Recursive Least Square* (RLS) (Naba, 2008).

*Recursive least square algorithm* adalah salah satu algoritma yang paling terkenal dan banyak digunakan dalam bermacam area seperti komunikasi dan sistem kontrol serta memproses wilayah dan data. Algoritma ini sering digunakan ketika parameter telah diidentifikasi secara berulang dalam waktu pada persamaan aljabar linier. Penggunaan *Recursive Least Square* dapat mengoptimalkan proses agregasi dalam *fuzzy* yang selanjutnya menghasilkan peramalan yang lebih akurat (Abadi, *et al*, 2009).

Penelitian ini difokuskan pada pembentukan sistem *fuzzy* dengan menggunakan metode *Recursive Least Square* untuk meramalkan data indeks harga saham LQ45. Tetapi juga digunakan metode peramalan konvensional yaitu ARIMA sebagai metode pembanding.

## 1.2 Permasalahan

Permasalahan yang akan dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membentuk sistem *fuzzy* menggunakan metode *Recursive Least Square*?
2. Untuk mengetahui metode yang tepat digunakan untuk meramalkan data indeks harga saham LQ45?

## 1.3 Batasan Masalah

Penelitian pada skripsi ini dibatasi pada:

1. Metode pembentukan sistem *fuzzy* dengan menggunakan *Recursive Least Square*.
2. *Fuzzy set* yang digunakan berjumlah tiga yaitu rendah, sedang dan tinggi.
3. Metode peramalan konvensional yang digunakan sebagai pembanding adalah ARIMA (4,1,2).

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian sebagai berikut.

1. Untuk mengetahui *rule base* yang terbentuk pada data indeks harga saham LQ45.
2. Untuk mengetahui metode yang tepat digunakan dalam meramalkan data indeks harga saham LQ45 menggunakan sistem *fuzzy* dengan metode *Recursive Least Square* dan ARIMA (4,1,2).

## 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dilakukannya penelitian sebagai berikut.

1. Memberikan alternatif dalam peramalan data *time series financial*.
2. Memahami pembuatan sistem *fuzzy* dengan menggunakan metode *Recursive Least Square*.

# BAB II
# TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Konsep dan Jenis Data

Data memiliki peranan yang penting bagi penarikan kesimpulan dalam penelitian, pencarian informasi, dan pengambilan keputusan (Santosa dan Hamdani, 2007).

Ada tiga jenis data yang tersedia untuk sebuah analisis empiris yaitu data *time series*, data *cross-section* dan data *pool* (kombinasi data runtun waktu dan data *cross-section*) (Gujarati dan Porter, 2010).

1. Data *Time Series*
   Data *time series* adalah kumpulan observasi terhadap nilai-nilai sebuah variabel dari beberapa periode waktu yang berbeda. Data seperti ini bisa dikumpulkan pada sebuah interval periode yang reguler, seperti harian (misal: harga saham, laporan cuaca), mingguan (misal: informasi uang beredar), kuartalan (misal : PDB), tahunan (misal: anggaran pemerintah), lima tahunan (misal : data dari sensus industri).
2. Data *Cross Section*
   Data *cross-section* adalah data yang terdiri atas satu atau lebih variabel yang dikumpulkan dalam satu periode yang sama, seperti sensus penduduk yang dilakukan Biro Pusat Statistik setiap 10 tahunan.
3. Data *Pool*
   Dalam data *pool* atau kombinasi, data adalah sebuah elemen untuk data runtun waktu dan data *cross-section.*

## 2.2 Peramalan Data *Time Series*

Teknik peramalan terbagi menjadi dua kategori utama yaitu metode kuantitatif dan metode kualitatif atau teknologis. Metode kuantitatif dapat dibagi ke dalam deret berkala (*time series*) dan metode kausal, sedangkan metode kualitatif atau teknologis dapat dibagi menjadi metode eksploratoris dan normatif. Teknik peramalan kuantitatif sangat beragam. Prosedur peramalan kuantitatif terletak di antara dua ekstrim rangkaian kesatuan, yaitu metode naif atau intuitif, dan metode kuantitatif formal yang didasrkan atas prinsip-prinsip statistika (Makridakis, *et al*, 1993).

Peramalan merupakan prediksi nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel yang berhubungan. Meramal juga dapat didasarkan pada keahlian *judgement*, yang pada gilirannya didasarkan pada data historis dan pengalaman, sedangkan *time series* adalah suatu rangkaian variabel yang diamati pada interval waktu ruang yang sama ditunjukkan sebagai sebuah deret berkala (Makridakis, *et al*, 1993).

Menurut Santosa dan Hamdani (2007), deret berkala merupakan data statistik yang disusun berdasarkan urutan waktu. Adapun analisis deret berkala itu sendiri menurut Thomas Herbert Wonnacott merupakan suatu alat yang dapat digunakan untuk mengetahui kecenderungan suatu nilai dari waktu ke waktu, serta alat analisis yang dapat diterapkan guna memprediksi nilai suatu variabel pada kurun waktu tertentu.

Makridakis, *et al*, (1993) menjelaskan bahwa pada umumnya peramalan kuantitatif dapat diterapkan bila terdapat tiga kondisi berikut.

1. Tersedia informasi tentang masa lalu (data historis)
2. Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk numerik
3. Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut di masa mendatang.

Menurut Makridakis, *et al* (1993), langkah penting dalam memilih suatu metode *time series* yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola datanya. Pola data dapat dibedakan menjadi empat yaitu:

1. **Pola Horizontal (H)** terjadi pada saat data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis ini.
2. **Pola musiman (S)** terjadi pada saat suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu. Penjualan dari produk seperti minuman ringan, es krim, dan bahan bakar pemanas ruang semuanya menunjukkan jenis pola ini.
3. **Pola Siklis (C)** terjadi pada saat datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Contoh : penjualan produk seperti mobil, baja, dan peralatan utama lainnya.

4. **Pola Trend (T)** terjadi jika terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Contoh: penjualan banyak perusahaan, GNP dan berbagai indikator bisnis atau ekonomi lainnya.

### 2.2.1 Kestasioneran Data *Time Series*

Menurut Makridakis, *et al*, (1993), stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Data secara kasarnya harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan *varian* dari fluktuasi tersebut tetap konstan setiap waktu. Deret waktu stasioner adalah deret yang ciri-ciri *mean* dan *varian* tetap konstan sepanjang waktu (Hanke, 1995).

Stasioneritas data ada dua macam, yaitu:

a. Stasioneritas pada Ragam (*Varian*)

Data dikatakan stasioner pada ragam apabila perbedaan fluktuasi data tidak terlalu besar dari waktu ke waktu. Sebagai upaya perbaikan terhadap data yang tidak stasioner pada ragam dapat dilakukan transformasi *Box-Cox* dengan bentuk transformasi sebagai berikut:

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{\lambda} - 1}{\lambda} \qquad (2.1)$$

di mana $\lambda$ adalah parameter transformasi.

Beberapa nilai $\lambda$ dan bentuk transformasi yang berhubungan dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.1. Nilai $\lambda$ dan Bentuk Transformasi yang Berhubungan

| Nilai $\lambda$ | -1 | -0.5 | 0 | 0.5 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|
| Bentuk Transformasi | $\frac{1}{Z_t}$ | $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ | $LnZ_t$ | $\sqrt{Z_t}$ | $Z_t$ |

b. Stasioneritas pada Nilai Tengah

Data deret waktu yang tidak berfluktuasi pada nilai rata-rata yang konstan yakni jika $Z_t$ tidak membentuk pola horizontal pada selang waktu *t* maka perlu dilakukan perbaikan. Menurut Hanke (1995) apabila data tidak stasioner pada nilai tengah, maka dapat dikonversikan menjadi deret stasioner melalui

*differencing* (pembedaan), yaitu deret asli diganti dengan deret selisih. Banyaknya *differencing* yang dilakukan untuk mencapai stasioner dinotasikan sebagai *d*. Pada umumnya *differencing* maksimum terjadi sebanyak dua atau tiga kali.

Bentuk *differencing* pertama (*d*=1) adalah sebagai berikut :

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.2)$$

Sedangkan bentuk *differencing* kedua (*d*=2) adalah sebagai berikut

$$\nabla^2 Z_t = \nabla Z_t - \nabla Z_{t-1} \quad (2.3)$$

di mana :

$Z_t$ : pengamatan pada periode waktu ke-t

$Z_{t-1}$ : pengamatan pada periode waktu ke-(t-1)

$\nabla Z_t$ : data hasil *differencing* pertama pada periode waktu ke-t

$\nabla Z_{t-1}$ : data hasil *differencing* pertama pada periode waktu ke (t-1)

$\nabla^2 Z_t$ : data hasil pembedaan kedua pada periode waktu ke-t

Proses *differencing* dapat dilakukan sampai data menunjukkan kondisi stasioner pada nilai tengah dan autokorelasi sampel menghilang agak cepat (menurun secara eksponensial).

### 2.2.2 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Koefisien autokorelasi menyatakan hubungan antara nilai-nilai dari variabel yang sama tetapi pada periode waktu berbeda. Autokorelasi merupakan suatu alat penentu dari identifikasi pola dasar yang menggambarkan data. Autokorelasi dapat digunakan untuk mengidentifikasi apakah data bersifat acak, stasioner ataupun musiman (Arsyad, 1994).

Menurut Hanke (1995), autokorelasi adalah hubungan deret berkala dengan deret berkala itu sendiri dengan selisih waktu *(lag)* 0,1,2 periode atau lebih. Cryer (1986) menjelaskan bahwa koefisien fungsi autokorelasi $\rho_k$ dapat diduga dengan:

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n}\left(Z_t - \overline{Z}\right)\left(Z_{t-k} - \overline{Z}\right)}{\sum_{t=1}^{n}\left(Z_t - \overline{Z}\right)^2} \qquad (2.4)$$

di mana:

$r_k$ : koefisien autokorelasi pada *lag* k

$Z_t$ : data pengamatan pada waktu ke-t

$\overline{Z}$ : rata-rata data pengamatan

### 2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Autokorelasi Parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan hubungan linier antara data $Z_t$ dengan $Z_{t+k}$ apabila pengaruh dari *time lag* 1, 2, …, k-1 dianggap terpisah (Makridakis, *et al*, 1993). Menurut Cryer (1986), taksiran dari PACF adalah berdasarkan koefisien autokorelasi pada persamaan Yule-Walker untuk k *time lag*, yaitu :

$$\rho_1 = \phi_{k1} + \phi_{k2}\rho_1 + ... + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2} + ... + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

.

.

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + ... + \phi_{kk}$$

sehingga didapatkan pendugaan nilai PACF sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_j} \qquad (2.5)$$

dengan $\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk}\phi_{k-1,j-k}$ , untuk j=1,2,…,k-1

di mana :

$\phi_{kk}$ : koefisien autokorelasi parsial pada *lag* k

$\rho_{kk}$ : koefisien autokorelasi pada *lag* k yang diduga dengan $r_k$

$\rho_j$ : koefisien autokorelasi pada *lag* j yang diduga dengan $r_j$

$\rho_{k-j}$ : koefisien autokorelasi *lag* (k-j) yang diduga dengan $r_{k-j}$

### 2.2.4 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Suatu proses dikatakan non stasioner jika proses tersebut mempunyai *mean* dan *varian* yang tidak konstan untuk sembarang waktu pengamatan. Model deret waktu yang non stasioner dapat dikatakan sebagai proses *Autoregressive Integrated Moving Average* ordo (*p,d,q*) atau disingkat ARIMA (*p,d,q*), di mana *p* adalah ordo dari parameter autoregresi, *d* adalah besaran yang menyatakan berapa kali dilakukan *differencing* pada proses sehingga menjadi proses yang stasioner, dan *q* adalah ordo dari parameter *moving average* (Box dan Jenkins, 1976). Pada kenyataannya, tidak semua observasi *time series* membentuk proses yang stasioner. Metode ARIMA dapat juga digunakan untuk peramalan yang dikembangkan oleh Goerge Box dan Gwilym Jenkins. Metode ini menggunakan pendekatan iteratif untuk mengidentifikasi suatu model yang mungkin dari model umum. Model terpilih kemudian diperiksa terhadap data historis untuk melihat apakah model ini akurat dalam menjelaskan deret (Hanke, 1995).

Cryer (1986) merumuskan beberapa model umum ARIMA sebagai berikut:

1. Model ARIMA (*p,d,q*)

$$W_t = \nabla^d Z_t \tag{2.6}$$

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + ... + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - ... - \theta_q a_{t-q} \tag{2.7}$$

1. Model ARMA(p,q)

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + ... + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - ... - \theta_q a_{t-q} \tag{2.8}$$

2. Model AR(p)

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + ... + \phi_p W_{t-p} + a_t \tag{2.9}$$

3. Model MA(q)

$$W_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ... - \theta_q a_{t-q} \quad (2.10)$$

di mana :

$\phi =$ parameter *autoregressive*

$\theta =$ parameter *moving average*

$p =$ derajat *autoregressive*

$d =$ derajat pembedaan (*difference*)

$q =$ derajat *moving average*

$a_t =$ galat acak (*white noise*)

Pada prakteknya, nilai *p* dan *q* pada model ARIMA (*p,d,q*) masing-masing jarang menggunakan nilai *p* dan *q* melebihi 2 (Hanke, 1995). Sedangkan untuk nilai *d* juga jarang menggunakan nilai selain 0, 1, atau 2 karena pada umumnya stasioneritas dapat dicapai dengan melakukan *differencing* berturut-turut sebanyak satu atau dua kali (Makridakis, *et al*, 1993).

Pendekatan *Box-Jenkins* menggunakan strategi pembentukan iteratif yang terdiri dari pemilihan model awal (identifikasi model), estimasi koefisien model (pendugaan parameter), dan penganalisaan *residual* (pemeriksaan model). Jika diperlukan, model awal dimodifikasi dan proses diulangi sampai didapat *residual* yang memberikan indikasi bahwa tidak ada lagi modifikasi yang diperlukan. Sampai di sini, model yang sesuai dapat digunakan untuk meramal (Hanke, 1995).

### 2.2.5 Pembentukan Model ARIMA

Untuk menentukan model dalam analisis *time series*, banyak hal yang perlu diperhatikan. Box dan Jenkins (1976) secara efektif telah berhasil mencapai kesepakatan mengenai informasi yang diperlukan untuk memahami dan memakai model-model ARIMA untuk deret berkala *univariate*. Dari dasar pendekatan tersebut dirangkum dalam tiga tahap, yaitu:

a. Identifikasi Model

   Proses identifikasi model tentatif ARIMA dilakukan dengan cara mengenal ciri-ciri ACF dan PACF suatu model ARIMA. Sementara itu, dalam menentukan model tentatif, maka perlu diperhatikan plot PACF untuk menentukan ordo dari proses autoregresif (*p*) dan banyaknya differensiasi yang telah dilakukan, guna menentukan orde dari *d*. Selain itu, juga perlu diperhatikan

plot ACF untuk menentukan ordo dari proses *moving average*-nya (*q*).

b. Pendugaan Parameter

Berdasarkan kenyataan bahwa parameter model mempunyai hubungan autokorelasi atau autokorelasi parsial, maka pendugaan parameter-parameter ini dapat diperoleh dengan menyelesaikan hubungan tersebut, hubungan antara autokorelasi dan parameternya dinyatakan dalam persamaan Yule Walker (Persamaan 2.5) (Box dan Jenkins, 1976).

Menurut Cryer (1986), terdapat beberapa metode untuk menduga parameter-parameter tersebut, yaitu metode momen, metode kuadrat terkecil dan metode *maximum likelihood.*

c. Pemeriksaan Diagnostik

Setelah nilai duga parameter ARIMA didapatkan, maka perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model layak digunakan. Pemeriksaan diagnostik model dapat diuji dengan Uji Kelayakan Model *Ljung-Box* (Q), di mana nilai statistik Q mengikuti distribusi $\chi^2_{k-m}$ , dengan hipotesis:

$H_o : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$ (model layak)

lawan

$H_1$ : paling tidak ada satu $\rho_k \neq 0$ (model tidak layak)

Rumus untuk statistik uji Q adalah:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{r_k^2}{n-k} \qquad (2.11)$$

di mana :

n : banyak pengamatan

$r_k$ : koefisien autokorelasi sisa pada *lag*-k

k : *lag* maksimum

m : jumlah parameter yang diduga dalam model.

Apabila nilai $Q \leq \chi^2_{k-m}$ pada taraf nyata $\alpha$ atau *p-value* dari statistik uji Q lebih besar dari nilai $\alpha$, maka dapat disimpulkan bahwa model layak digunakan (Cryer, 1986).

### 2.2.6 *Overfitting*

*Overfitting* dilakukan dengan melebihkan parameter model. Parameter diduga, kemudian dilakukan pengujian kelayakan model dan diagnostik model untuk model yang telah didapatkan dari *overfitting* (Cryer, 1986).

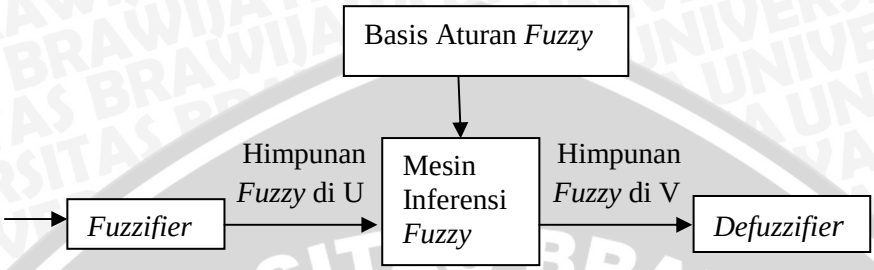
## 2.3 Logika *Fuzzy*

Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang *input* ke dalam suatu ruang *output*. Sebagai contoh manajer pergudangan mengatakan pada manajer produksi seberapa banyak persediaan barang pada akhir minggu ini, kemudian manajer produksi akan menetapkan jumlah barang yang harus diproduksi esok hari.

Ada beberapa alasan mengapa orang menggunakan logika *fuzzy* menurut Kusumadewi dan Purnomo (2004) antara lain:

1. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti. Konsep matematis yang mendasari penalaran *fuzzy* sangat sederhana dan mudah dimengerti.
2. Logika *fuzzy* sangat fleksibel.
3. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat.
4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinear yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman-pengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan.
6. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional.
7. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami.

Proses pada sistem *fuzzy* yaitu dari *input* yang berupa data *real* dirubah oleh *fuzzifier* (tahap fuzzifikasi) menjadi nilai *fuzzy* di *U* kemudian diolah oleh mesin inferensi *fuzzy* dengan aturan dasar *fuzzy* yang selanjutnya ditegaskan kembali dengan *defuzzifier* (tahap defuzifikasi) menjadi nilai tegas (*output*). Berikut disajikan sistem *fuzzy* dalam bentuk Gambar 2.1.



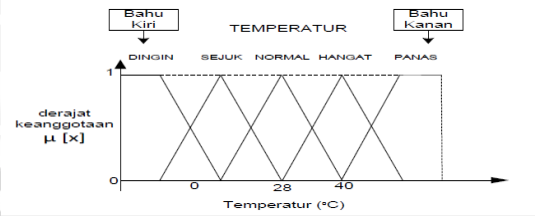

Gambar 2.1 Bagan Sistem *Fuzzy*

Sistem *fuzzy* memiliki beberapa keistimewaan yaitu:

a. Sistem *fuzzy* ini cocok digunakan pada sistem pemodelan karena variabelnya bernilai *real*.
b. Sistem *fuzzy* ini menyediakan kerangka yang digunakan untuk menggabungkan aturan-aturan *fuzzy* JIKA-MAKA yang bersumber dari pengalaman manusia.
c. Terdapat beberapa pilihan dalam menentukan *fuzzifier* dan *deffuzifier* sehingga dapat diperoleh sistem *fuzzy* yang paling sesuai untuk model (Priyana dan Abadi, 2011).

Ada beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami sistem *fuzzy*, yaitu:

a. Variabel *Fuzzy*
   Variabel *fuzzy* merupakan variabel yang hendak dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*. Contoh : umur, temperatur, permintaan, dsb.
b. Himpunan *Fuzzy*
   Himpunan *fuzzy* merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*. Contoh: Variabel temperatur terbagi menjadi 5 himpunan *fuzzy*, yaitu: DINGIN, SEJUK, NORMAL, HANGAT dan PANAS.




Gambar 2.2 Himpunan *Fuzzy* pada Variabel Temperatur

c. Semesta Pembicaraan

Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Semesta pembicaraan merupakan himpunan bilangan *rea*l yang senantiasa naik (bertambah) secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai semesta pembicaraan dapat berupa bilangan positif atau negatif.

Contoh semesta pembicaraan:

- Semesta pembicaraan untuk variabel umur: [0 +∞]
- Semesta pembicaraan untuk variabel temperatur: [0 40]

d. Domain

Domain himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diijinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*. Seperti halnya semesta pembicaraan, domain merupakan himpunan bilangan *real* yang senantiasa naik (bertambah) secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai domain dapat berupa bilangan positif maupun negatif.

Contoh domain himpunan *fuzzy*:

a. DINGIN =[0, 20]
b. SEJUK = [15, 25]
c. NORMAL = [20, 30]
d. HANGAT = [25, 35]
e. PANAS = [30, 40]

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

## 2.4 Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* (*fuzzy set*) adalah sekumpulan obyek x dimana masing-masing objek memiliki nilai keanggotaan (*membership function*) "$\mu$" atau disebut juga dengan nilai kebenaran. Jika X adalah sekumpulan obyek dan anggotanya dinyatakan dengan x maka himpunan *fuzzy* dari A di dalam X adalah himpunan dengan

sepasang anggota atau dapat dinyatakan dengan $\tilde{A} = \left\{(x, m_{\tilde{A}}(x)) \mid x \in X\right\}$

Terkadang kemiripan antara keanggotaan *fuzzy* dengan probabilitas menimbulkan kerancuan. Keduanya memiliki nilai pada interval [0,1]. Namun interpretasi nilainya sangat berbeda antara kasus-kasus tersebut. Keanggotaan *fuzzy* memberikan suatu ukuran terhadap pendapat atau keputusan, sedangkan probabilitas mengindikasikan proporsi terhadap keseringan suatu hasil bernilai benar dalam jangka panjang. Misalnya, jika nilai keanggotaan suatu himpunan *fuzzy* MUDA adalah 0,9 maka tidak perlu dipermasalahkan berapa seringnya nilai itu diulang secara individual untuk mengharapkan suatu hasil yang hampir muda. Dilain pihak, nilai probabilitas 0,9 muda berarti 10 % dari himpunan tersebut tidak muda.

Pada himpunan tegas setiap elemen dalam semestanya selalu ditentukan secara tegas apakah elemen itu merupakan anggota himpunan tersebut atau tidak. Tetapi dalam kenyataanya tidak semua himpunan terdefinisi secara tegas. Misalnya himpunan siswa pandai, dalam hal ini tidak bisa dinyatakan dengan tegas karena tidak ada yang dijadikan ukuran untuk tingkat kepandaian seseorang. Oleh karena itu perlu didefinisikan suatu himpunan *fuzzy* yang bisa menyatakan kejadian tersebut.

Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu:

- Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti : muda, parobaya, tua.
- Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti : 40, 25, 50, dsb.

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

### 2.5 Jenis-jenis Fungsi Keanggotaan

Ada dua cara mendefinisikan keanggotaan himpunan *fuzzy*, yaitu secara numeris dan fungsional. Definisi numeris menyatakan fungsi derajat keanggotaan sebagai vektor jumlah yang tergantung pada tingkat diskretisasi. Misalnya, jumlah elemen diskret dalam semesta pembicaraan. Definisi fungsional menyatakan derajat keanggotaan sebagai batasan ekspresi analitis yang dapat dihitung. Standar atau ukuran tertentu pada fungsi keanggotaan secara umum

berdasar atas semesta X bilangan *real*. Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2004), fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik - titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Fungsi keanggotaan *fuzzy* yang sering digunakan antara lain :

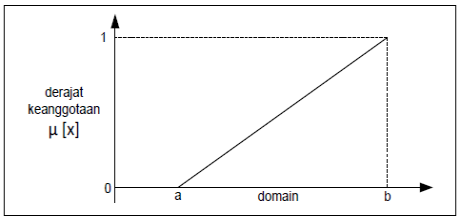
**2.5.1 Fungsi Representasi Linier**

Pada representasi linier, pemetaan *input* ke derajat keanggotaannya digambarkan sebagai suatu garis lurus. Bentuk ini paling sederhana dan menjadi pilihan yang baik untuk mendekati suatu konsep yang kurang jelas. Ada dua keadaan himpunan fuzzy linier. Pertama, kenaikan himpunan dimulai pada nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan nol (0) bergerak ke kanan menuju ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan satu (1). Fungsi representasi ini biasa disebut fungsi representasi linier naik dengan fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \le a \\ (x-a)/(b-a); & a \le x \le b \\ 1; & x \ge b \end{cases} \quad (2.12)$$

Keterangan:
a = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan nol
b = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan satu
x = nilai *input* yang akan di ubah ke dalam bilangan *fuzzy*

Gambar grafik fungsi representasi naik adalah :



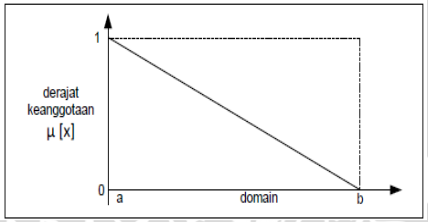

Gambar 2.3 Grafik Fungsi Representasi Linier Naik

Kedua, merupakan kebalikan yang pertama. Garis lurus dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah dengan fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} (b-x) / (b-a); & a \le x \le b \\ 0; & x \ge b \end{cases} \quad (2.13)$$

Keterangan:
a = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan satu
b = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan nol
x = nilai *input* yang akan di ubah ke dalam bilangan *fuzzy*

Gambar grafik fungsi representasi turun adalah :




Gambar 2.4 Fungsi Representasi Linier Turun

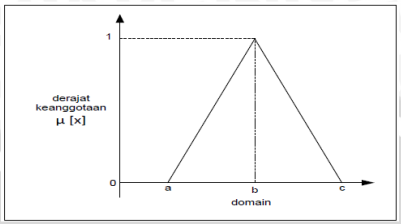
### 2.5.2 Fungsi Keanggotaan Segitiga

Fungsi keanggotaan segitiga ditandai oleh adanya 3 (tiga) parameter {a,b,c} yang akan menentukan koordinat x dari tiga sudut. Kurva ini pada dasarnya merupakan gabungan antara dua garis (*linier*). Adapun persamaan untuk bentuk segitiga ini adalah :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \le a \text{ atau } x \ge c \\ (x-a) / (b-a); & a \le x \le b \\ (c-x)/(c-b) & b \le x \le c \end{cases} \quad (2.14)$$

Keterangan:
a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan nol
b = nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan satu
c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan nol
*x* = nilai *input* yang akan di ubah ke dalam bilangan *fuzzy*

Gambar grafik fungsi keanggotaan segitiga adalah :




Gambar 2.5 Grafik Fungsi Keanggotaan Segitiga

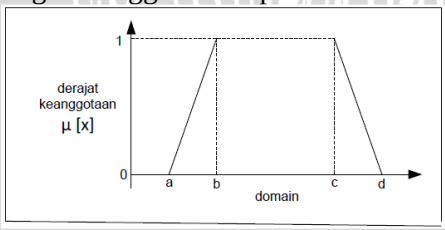
### 2.5.3 Fungsi Keanggotaan Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Adapun persamaan untuk kurva trapesium ini adalah :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x-a) / (b-a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d-x) / (d-c) & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2.15)$$

Keterangan:
a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan nol
b = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan satu
c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan satu
d = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan nol
x = nilai *input* yang akan di ubah ke dalam bilangan *fuzzy*

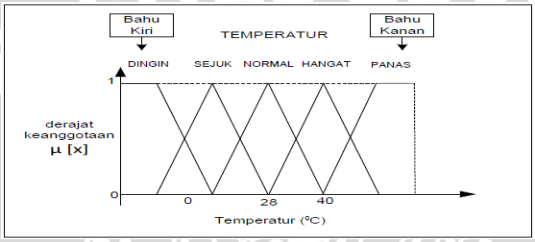
Gambar grafik fungsi keanggotaan trapesium adalah:




Gambar 2.6 Grafik Fungsi Keanggotaan Trapesium

### 2.5.4 Representasi Kurva Bahu

Representasi fungsi keanggotaan *fuzzy* dengan menggunakan kurva bahu pada dasarnya adalah gabungan dari kurva segitiga dan kurva trapesium. Daerah yang terletak di tengah-tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan dan kirinya akan naik dan turun. Tetapi terkadang pada salah sisi dari variabel *fuzzy* yang ditinjau ini terdapat nilai yang konstan, yaitu pada himpunan ekstrim kiri dan ekstrim kanan. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 2.7.




Gambar 2.7 Representasi Kurva Bahu

Pembentukan label elemen-elemen pendukung dan fungsi keanggotaan dalam setiap himpunan fuzzy didasarkan pada pengalaman serta pengetahuan (hasil penelitian) seseorang. Banyaknya label, data numerik setiap label dan bentuk fungsi keanggotaan sangat subyektif (tergantung peneliti) asalkan memberikan keluaran yang memadai, namun ada beberapa hal yang perlu diperhatikan, di antaranya:

1. Pendistribusian label-label hendaknya simetris pada seluruh kisaran data numerik.
2. Banyaknya label sebaiknya bilangan ganjil 3, 5 atau 7 agar terdapat salah satu label yang tepat berada di tengah.
3. Fungsi derajat keanggotaan paling cepat perhitungannya bila menggunakan representasi kurva segitiga atau trapesium (Setiawan, 2003).

## 2.6 Operasi dalam Sistem *Fuzzy*

Pemecahan masalah dalam logika *fuzzy* melibatkan lima tahap.

a. *Fuzzifikasi Input*

   *Fuzzy Inference System* (FIS) mengambil masukan-masukan dan menentukan derajat keanggotaannya dalam semua *fuzzy set* menggunakan fungsi keanggotaan masing-masing *fuzzy set*.

b. Operasi *Fuzzy Logic*

Operasi *Fuzzy logic* perlu dilakukan jika bagian *antecedent* lebih dari satu pernyataan. Hasil akhir operasi ini adalah derajat kebenaran *antecedent* yang berupa bilangan tunggal. Bilangan ini nantinya diteruskan ke bagian *consequent*. Masukan operator *fuzzy* adalah dua atau lebih derajat keanggotaan dari variabel-variabel *input*. Keluarannya berupa nilai kebenaran tunggal. Operator *fuzzy* untuk melakukan operasi AND and OR bisa dibuat sendiri. Namun biasanya dengan memakai fungsi *min* dan *max* sudah mencukupi untuk berbagai keperluan.

c. Implikasi

Implikasi adalah proses mendapatkan *consequent*/keluaran sebuah *IF-THEN rule* berdasarkan derajat kebenaran *antecedent*. Namun ketika *rule* diberi bobot maka keluaran IF-THEN *rule* juga harus dikalikan dengan bobot tersebut. Umumnya bobot *rule* adalah 1 sehingga tidak mempunyai pengaruh sama sekali pada proses implikasi. Namun sebuah *rule* bisa diboboti dengan bilangan antara 0 dan 1. Semakin besar bobot *rule* berarti semakin besar efek *rule* tersebut pada keluarannya. Setelah setiap *rule* diberi bobot, proses implikasi baru bisa dilakukan. Implikasi dilakukan pada tiap *rule*. Masukan dari proses implikasi adalah derajat kebenaran bagian *antecedent* dan *fuzzy* set pada bagian *consequent*. Implikasi akan mengubah bentuk *fuzzy* set keluaran yang dihasilkan dari *consequent*. Dua fungsi yang sering digunakan dalam proses implikasi adalah *min* dan *product*.

d. Agregasi

Setelah keluaran setiap *IF-THEN rule* ditentukan (yaitu sebuah *fuzzy set* keluaran yang sudah diboboti) pada tahap implikasi maka tahap selanjutnya adalah melakukan proses agregasi, yaitu proses mengombinasikan keluaran semua *IF-THEN rule* menjadi sebuah *fuzzy set* tunggal. Jika bagian *consequent* terdiri lebih dari satu pernyataan maka proses agregasi dilakukan secara terpisah untuk tiap variabel keluaran *IF-THEN rule*.

Pada dasarnya agregasi adalah operasi *fuzzy logic* OR dengan masukannya adalah semua *fuzzy* set keluaran dari *IF-THEN rule*. Tiga fungsi yang sering dipakai dalam agregasi adalah *max*, *probabilistic* dan *sum* (menjumlahkan semua *fuzzy set* keluaran).

e. Deffuzifikasi

Masukan *defuzzifikasi* adalah sebuah *fuzzy set* (dalam hal ini *fuzzy set* agregasi) dan keluarannya adalah sebuah bilangan tunggal untuk diisikan ke sebuah variabel keluaran FIS. Ada beberapa versi jenis bilangan tunggal yang dimaksud tersebut. Mungkin yang paling populer adalah *center of area* atau *centroid* di bawah kurva dari *fuzzy set* hasil agregasi. Cara menghitungnya adalah sama seperti menghitung pusat masa dari suatu kurva tertutup (*centroid calculation*). Metode lainnya yang bisa digunakan adalah *bisector*, *middle of maximum* dan *smallest of maximum* (Naba, 2009).

## 2.7 *Fuzzy Time Series*

*Fuzzy time series* adalah sebuah proses dinamik dengan variabel linguistik sebagai pengamatannya. *Fuzzy time series* digunakan untuk menyelesaikan masalah peramalan yang mana data historis adalah nilai-nilai linguistik. Misalnya, dalam masalah peramalan, data historis tidak dalam bentuk angka *rea*l, namun berupa data linguistik. Dalam hal ini, tidak ada model *time series* konvensional yang dapat diterapkan, akan tetapi model *fuzzy time series* dapat diterapkan dengan lebih tepat. Perbedaan utama antara *fuzzy time series* dan konvensional *time series* yaitu pada nilai yang digunakan dalam peramalan, yang merupakan himpunan *fuzzy* dari bilangan-bilangan *real* atau himpunan semesta yang ditentukan. Himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan yang samar.

*Fuzzy time series* dapat didefinisikan sebagai berikut.

**Definisi 1.** Sebuah *fuzzy set* adalah sebuah kelas atau golongan dari obyek dengan sebuah rangkaian kesatuan (*continuum*) dari derajat keanggotaan (*grade of membership*). Misalkan *U* adalah himpunan semesta dengan $U = \{u_1,u_2,u_3,\ldots u_n\}$ dengan $u_i$ adalah nilai yang mungkin dari *U*, kemudian variable linguistic $A_i$ terhadap *U* dapat dirumuskan pada persamaan:

$$A_i = \frac{\mu_{Ai}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{Ai}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{Ai}(u_3)}{u_\beta} + \ldots\ldots\ldots \frac{\mu_{Ai}(u_n)}{u_n} \qquad (2.16)$$

$\mu_{Ai}$ adalah *membership function* dari *fuzzy set* $A_i$, sedemikian hingga $\mu_{Ai} : U \rightarrow [0,1]$. Jika $u_i$ adalah keanggotaan dari $A_i$, maka $\mu_{Ai}$ $(u_i)$ adalah derajat keanggotaan $u_i$ terhadap $A_i$.

**Definisi 2**. Misalkan *Y(t)(t = ….0,1,2,3,….)* adalah *subset* dari *R* yang merupakan himpunan semesta dari *fuzzy set* $f_i(t)(i = 1,2,3….)$ dirumuskan dan *F(t)* adalah kumpulan dari $f_i$, maka *F(t)* dirumuskan sebagai *fuzzy time series* pada *Y(t).*

**Definisi 3**. Andaikan *F(t)* adalah disebabkan hanya oleh *F(t-1)* → *F(t)*, maka ada hubungan fuzzy antara *F(t)* dan *F(t-1)* dan dapat dinyatakan dalam persamaan :

$$F(t) = F(t-1) \circ R(t,t-1) \tag{2.17}$$

Tanda " o " adalah operator komposisi *max-min.* Relation *R* disebut sebagai model orde pertama dari *F(t).* Jika *fuzzy relation R (t,t-1)* dari *F(t)* adalah tidak tergantung waktu t, dapat dikatakan untuk perbedaan waktu $t_1$ dan $t_2$, $R(t_1,t_1\text{-}1) = R(t_2,t_2\text{-}1)$, maka F(t) disebut *time-invariant fuzzy time series.*

**Definisi 4**. Jika *F(t)* disebabkan oleh lebih kecil dari beberapa fuzzy sets *F(t-n),F(t-n+1), . . .F(t-1),* maka fuzzy relationship-nya diwakili oleh persamaan :

$$A_{t1}, A_{t2}, \ldots\ldots A_{tn} \rightarrow A_j \tag{2.18}$$

Dengan $F(t\text{-}n)=A_{t1}$, $F(t\text{-}n+1)=A_{t2}$, . . . $F(t\text{-}1)=A_{tn}$, hubungan ini disebut *nth-order fuzzy time series model.*

**Definisi 5**. Misalkan *F(t)* disebabkan oleh sebuah *F(t-1),F(t-2), . . . , dan F(t-m) (m > 0)* secara simultan dan hubungannya adalah time variant. *F(t)* dikatakan *time-variant fuzzy time series* dan hubungan ini dapat dinyatakan sebagai *fuzzy relation* pada persamaan :

$$F(t) = F(t-1) \circ R^w(t,t-1) \tag{2.19}$$

*w*>1 adalah parameter waktu mempengaruhi peramalan *F(t).* Berbagai metode-metode komputasi sulit telah tersedia untuk komputasi berhubungan terhadap $R^w(t,t\text{-}1)$ (Abadi, *et al*, 2009).

## 2.8 *Fuzzy Rule Base*

Membuat *fuzzy rule base* adalah salah satu langkah dalam pemodelan sistem *fuzzy*. *Fuzzy rule base* adalah jantung dari sebuah model *fuzzy*. Model *fuzzy* telah banyak diaplikasikan dalam banyak bidang seperti komunikasi, ekonomi, mesin, kesehatan, dsb (Abadi, *et al*, 2008).

Metode Wang untuk mendesain *fuzzy rule* :

Misalkan kita mempunyai N *input-output* data sebagai berikut: $(x_{1p}, x_{2p}, \ldots, x_{np}; y_p), p = 1,2,3, \ldots, N$ di mana $x_{1p} \in [\alpha_i.\beta_i] \subset$

$R, i = 1,2, \dots, n$ dan $y_p \in [\alpha_y, \beta_y] \subset R, i = 1,2, \dots, n$. Membuat model *fuzzy* dengan metode Wang mengikuti langkah-langkah seperti di bawah ini.

**Langkah 1.** Tentukan himpunan *fuzzy* yang mencakup seluruh daerah *input dan output*.

Untuk setiap jarak $[\alpha_i . \beta_i], i = 1,2, \dots, n$, tetapkan $N_i$ himpunan *fuzzy* $A_i^j, j = 1,2, \dots, N_i$, yang bersifat melengkapi di dalam $[\alpha_i . \beta_i]$. Begitu juga, tentukan $N_i$ himpunan *fuzzy* $B^j, j = 1,2, \dots, N_y$ yang bersifat melengkapi di dalam $[\alpha_y, \beta_y]$.

**Langkah 2.** Bangkitkan satu *rule* dari satu pasangan input-output.

Untuk setiap pasangan input-output $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{np}; y_p)$, tetapkan nilai keanggotaan dari $x_{1p}, i = 1,2, \dots, n$ dalam himpunan *fuzzy* $A_i^j, j = 1,2, \dots, N_i$ dan nilai keanggotaan dari $y_p$ dalam himpunan *fuzzy* $B^j, j = 1,2, \dots, N_y$. Kemudian untuk setiap input variabel $x_{1p}, i = 1,2, \dots, n$, tentukan himpunan *fuzzy* di mana $x_{1p}$ mempunyai nilai keanggotaan terbesar. Dengan kata lain, tentukan $A_i^{j*}$ seperti $\mu_{A_i^{j*}}(x_{ip}) \geq \mu_{A_i^j}(x_{ip}), j = 1,2, \dots, N_i$. Begitu juga, tentukan $B^{1*}$ seperti $\mu_{\mathrm{Bl}*}(y_p) \geq \mu_{\mathrm{Bj}}(y_p), l = 1,2, \dots, N_y$. Akhirnya, kita dapat membangun sebuah *fuzzy IF-THEN rule*.

**Langkah 3.** Hitung derajat tingkat dari setiap *rule* yang terbentuk pada langkah 2.

Dari langkah 2, sebuah *rule* dibangkitkan oleh satu pasangan *input-output*. Jika jumlah *input-output* data besar, ini memungkinkan adanya *rule* yang berlawanan. Dua *rule* menjadi *rule* yang berlawanan jika *rule* tersebut mempunyai bagian *IF* yang sama tetapi mempunyai bagian *THEN* yang berbeda. Untuk memecahkan masalah ini, kita memberikan sebuah derajat untuk setiap *rule* yang terbentuk dalam langkah 2. Derajat dari *rule* di tentukan seperti langkah berikut; misalkan *rule* (1) di bentuk dengan pasangan input-output $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{np}; y_p)$, kemudian derajatnya di tentukan sebagai

$$D(rule) = \prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^{j*}}(\mathrm{x_{ip}})\, \mu_{\mathrm{Bl}*}(y_p)$$

**Langkah 4.** Bangun *fuzzy rule base*

*Rule base* terdiri dari tiga buah bagian seperti berikut: (1) *rule* yang dibentuk pada Langkah 2 yang tidak berlawanan dengan *rule* yang

lain. (2) *rule* dari grup yang berlawanan yang mempunyai derajat bebas yang maksimum. (3) bahasa linguistik manusia.

**Langkah 5**. Bangun model *fuzzy* menggunakan *rule base*

Kita dapat menggunakan setiap *fuzzifier*, mesin *fuzzy inference* dan *deffuzifier* dikombinasikan dengan *fuzzy rule base* untuk membuat model *fuzzy*. Jika jumlah data *training* adalah N dan jumlah semua kombinasi yang mungkin didapatkan untuk variabel *input* adalah $\prod_{i=1}^{n} N_i$ , kemudian jumlah *fuzzy rules* yang dibentuk oleh metode Wang lebih sedikit daripada N dan $\prod_{i=1}^{n} N_i$ (Abadi, *et al*, 2008).

### 2.9 *Recursive Least Square* (RLS)

Salah satu metode yang paling banyak dipakai dalam estimasi parameter adalah metode kuadrat terkecil (*least squares*). Metode kuadrat terkecil pertama kali ditemukan oleh seorang matematikawan Jerman, Gauss pada abad 18. Metode ini oleh Gauss digunakan untuk mengestimasi orbit planet-planet dari sistem tata surya. Inti dari metode ini adalah bahwa kecocokan antara model dengan sistem yang akan diidentifikasi diperoleh dengan meminimumkan selisih kuadrat antara keluaran model dengan keluaran sistem yang diidentifikasi untuk semua *N* data pengamatan.

Pendekatan *Least Square* semakin marak digunakan diberbagai bidang seperti statistik, analisis numerik, dan teknik. Perkembangan terbesarnya dalam abad ke-20 adalah dikembangkannya algoritma *Recursive Least Square* (RLS), yang membuat metode *Leas Square* salah satu yang penting dan banyak digunakan dalam aplikasi secara nyata dalam bermacam area seperti memproses wilayah dan data, komunikasi dan sistem kontrol.

Dalam metode kudrat terkecil parameter yang tidak diketahui dari sebuah model linier dapat dipilih dengan berbagai cara dengan syarat selisih antara Jumlah Kuadrat observasi sebenarnya dengan nilai perhitungan yang diperoleh adalah minimum.

*Recursive Least Square* digunakan lebih sering ketika parameter telah diidentifikasi secara berulang (dalam waktu) pada persamaan aljabar linier. Metode *Recursive Least Square* merupakan pengembangan dari metode *Ordinary Least Square*, di mana pada RLS dapat mereduksi pembengkakan matriks yang terbentuk apabila terdapat penambahan sejumlah data baru. Hal ini dikarenakan RLS hanya menggunakan parameter terakhir yang diperoleh dari data dan kemudian menghitung parameter terbaru jika kita menambahkan

pasangan data baru. Jadi kita tidak perlu menghitung dari awal untuk memperoleh parameter tersebut (Passino *and* Yurkovich, 1998).

## 2.10 Algoritma *Recursive Least Square*

Untuk memperoleh algoritma RLS, pertama-tama perhatikan masalah meminimalkan $X_0\theta - Y^{02}$, dengan *X* adalah sebuah matriks data awal, *Y* adalah nilai *output* yang telah diketahui dan $\theta$ adalah parameter yang akan diduga. Solusi untuk masalah tersebut yaitu $\theta^{(0)}=G_0^{-1}X_0^TY^{(0)}$, di mana $G_0=X_0^TX_0$. Misalkan terdapat penambahan data baru, pada matriks $X_t$ dan sebuah vektor $Y^{(1)}$. Masalah yang ada adalah meminimalkan $\| \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \end{bmatrix} \theta - [\begin{matrix} Y^{(0)} \\ Y^{(1)} \end{matrix}] \|^2$

Solusi pemecahannya adalah

$$\theta^{(1)} = G_1^{-1}[\begin{matrix} X_0 \\ X_1 \end{matrix}]^T [\begin{matrix} Y^{(0)} \\ Y^{(1)} \end{matrix}] \quad (2.20)$$

di mana

$$G_1 = [\begin{matrix} X_0 \\ X_1 \end{matrix}]^T \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Tujuan utama dari persamaan 2.22 adalah agar $\theta^{(1)}$ dapat dituliskan sebagai persamaan dalam $\theta^{(0)}$, $G_0$, dan data baru yaitu $X_1$ dan $Y^{(1)}$. Pertama-tama tuliskan $G_1$ sebagai

$$\begin{aligned} G_1 &= [X_0^T X_1^T][\begin{matrix} X_0 \\ X_1 \end{matrix}] \\ &= X_0^T X_0 + X_1^T X_1 \\ &= G_0 + X_1^T X_1 \end{aligned} \quad (2.22)$$

Selanjutnya, tuliskan

$$[\begin{matrix} X_0 \\ X_1 \end{matrix}]^T \begin{bmatrix} Y^{(0)} \\ Y^{(1)} \end{bmatrix} = [X_0^T X_1^T] \begin{bmatrix} Y^{(0)} \\ Y^{(1)} \end{bmatrix}$$

$$= X_0^T Y^{(0)} + X_1^T Y^{(1)} \quad (2.23)$$

Untuk langkah lebih lanjut, tulis $A_0^T b^{(0)}$ sebagai

$$\begin{aligned} X_0^T Y^{(0)} &= G_0 G_0^{-1} X_0^T Y^{(0)} \\ &= G_0 \theta^{(0)} \\ &= (G_1 - X_1^T X_1)\theta^{(0)} \\ &= G_1 \theta^{(0)} - X_1^T X_1 \theta^{(0)} \end{aligned} \quad (2.24)$$

Dengan mengkombinasikan rumus tersebut, $\theta^{(1)}$ dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\theta^{(1)} &= G_1^{-1}\begin{bmatrix}X_0\\X_1\end{bmatrix}^T\begin{bmatrix}Y^{(0)}\\Y^{(1)}\end{bmatrix}\\ &= G_1^{-1}(G_1\theta^{(0)} - X_1^T X_1\theta^{(0)} + X_1^T Y^{(1)})\\ &= \theta^{(0)} + G_1^{-1}X_1^T(Y^{(1)} - X_1\theta^{(0)}) \qquad (2.25)\end{aligned}$$

Di mana $G_1$ dapat dihitung menggunakan

$$G_1 = G_0 + X_1^T X_1 \qquad (2.26)$$

Dari rumus (2.26) $\theta^{(1)}$ dapat dihitung hanya dengan $\theta^{(0)}$, $X_1$, $Y^{(1)}$, dan $G_0$. Rumus sebelumnya dapat dimanfaatkan menghitung $\theta^{(0)}$ untuk memperoleh $\theta^{(1)}$. Solusi $\theta^{(1)}$ dapat diperoleh dari $\theta^{(0)}$ dengan sedikit perubahan, yaitu menambahkan pada $\theta^{(0)}$ sebuah "faktor koreksi" $G_1^{-1}X_1^T(Y^{(1)} - X_1\theta^{(0)})$. Cermati bahwa jika sejumlah data baru yang di tambahkan tersebut konsisten dengan data lama, yaitu, $X_1\theta^{(0)} = Y^{(1)}$ dan jika faktor koreksi bernilai nol, maka solusi untuk $\theta^{(1)}$ adalah sama dengan solusi sebelumnya yaitu $\theta^{(0)}$.

Dapat disimpulkan bahwa pernyataan tersebut dapat digunakan untuk mendapatkan algoritma *recursive* untuk memperbaiki solusi kuadrat terkecil ketika terdapat tambahan sejumlah data baru. Pada iterasi ke *(k+1)*, diperoleh

$$\begin{aligned}G_{k+1} &= G_k + X_{k+1}^T X_{k+1}\\ \theta^{(k+1)} &= \theta^{(k)} + G_{k+1}^{-1}X_{k+1}^T(Y^{(k+1)} - X_{k+1}\,\theta^{(k)}) \qquad (2.27)\end{aligned}$$

Vektor $Y^{(k+1)}$-$X_{k+1}\,\theta^{(k)}$ biasa disebut "*innovasion*". Seperti sebelumnya, amati jika "*innovasion*" bernilai nol, kemudian perubahan solusi $x^{(k+1)}$ adalah sama dengan solusi sebelumnya $\theta^{(k)}$ .

Dapat dilihat bahwa untuk menghitung $\theta^{(k+1)}$ dan $\theta^{(k)}$ kita lebih membutuhkan $G_{k+1}^{-1}$ daripada $G_{k+1}$. Ini menunjukkan bahwa diperoleh perubahan rumus untuk $G_{k+1}^{-1}$. Untuk itu, diperlukan beberapa teknik lemma, yang merupakan perluasan dari rumus Sherman-Morrison.

**Lemma 12.2.** Misalkan **A** adalah sebuah matriks non singular, sedangkan **U** dan **V** adalah matriks-matriks sedemikian hingga **I+VA$^{-1}$U** adalah non singular. Kemudian, **A+UV** adalah non singular dan

***(A+UV)$^{-1}$ = A$^{-1}$ – (A$^{-1}$U)(I+VA$^{-1}$U)$^{-1}$(VA$^{-1}$).***

Dengan menggunakan Lemma 12.2 didapatkan

$$G_{k+1}^{-1} = (G_k + X_{k+1}^T X_{k+1})^{-1}$$
$$= G_k^{-1} - G_k^{-1} X_{k+1}^T (I + X_{k+1} G_k^{-1} X_{k+1}^T)^{-1} X_{k+1} G_k^{-1} \quad (2.28)$$

Dengan notasi sederhana, kita tulis kembali $G_k^{-1}$ sebagai $P_k$. Dapat disimpulkan dengan menuliskan algoritma *recursive least square* menggunakan $P_k$:

$$P_{k+1} = P_k - P_k X_{k+1}^T (I + X_{k+1} G_k^{-1} X_{k+1}^T)^{-1} X_{k+1} P_k$$
$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + P_{k+1} X_{k+1}^T (Y^{(k+1)} - X_{k+1}\, \theta^{(k)}) \quad (2.29)$$

(Chong, Edwin. 2008).

## 2.11 *Fuzzy Recursive Least Square*

Langkah-langkah membentuk sistem fuzzy dengan menggunakan *Recursive Least Square*:

1. Misalkan $U = [\alpha_1, \beta_1] \times \dots \times [\alpha_n, \beta_n] \subset R^n$. Untuk setiap $[\alpha_i, \beta_i]$ (i=1,2, ..., n), gambarkan $N_i$ *fuzzy set* $A_i^{l_i}$ ($l_i$=1,2,...,$N_i$), yang bersifat melengkapi dalam $[\alpha_i, \beta_i]$.
2. Buat *fuzzy* sistem dari $\prod_{i=1}^{n} N_i$ fuzzy IF-THEN *rules*:
   **IF** $x_1$ is $A_i^{l_i}$ dan ... dan $x_n$ $A_n^{j_n}$, **THEN** y adalah $B^{l_1 \dots l_n}$
   di mana $l_i$=1,2,...,$N_i$, i=1,2,...,n dan $B^{l_1 \dots l_n}$ adalah sebarang *fuzzy set* dengan pusat pada $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ yang bebas untuk diganti. Secara spesifik, mesin inferensi *fuzzy* yang dapat digunakan antara lain *singleton fuzzifier*, dan *center average defuzifier*. Model sistem *fuzzy* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{\sum_{l_1=1}^{N_1} \dots \sum_{l_{n=1}}^{N_n} \bar{y}^{l_1 \dots l_n} \left[ \prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^{l_i}}(x_i) \right]}{\sum_{l_1=1}^{N_1} \dots \sum_{l_{n=1}}^{N_n} \left[ \prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^{l_i}}(x_i) \right]} \quad (2.30)$$

   di mana $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ adalah sebarang parameter bebas, dan $A_i^{l_i}$ diperoleh pada langkah 1. Kumpulkan parameter bebas $\bar{y}^{l_1 \dots l_n}$ dalam $\prod_{i=1}^{n} N_i$ dimensi vektor

$$\theta = \begin{pmatrix} \bar{y}^{1\dots1}, \dots, \bar{y}^{N_1 1\dots1}, \bar{y}^{121\dots1}, \dots, \bar{y}^{N_1 21\dots1} \\ \dots, \bar{y}^{1N_2\dots N_n}, \dots, \bar{y}^{N_1 N_2 \dots N_n} \end{pmatrix}^T \quad (2.31)$$

   dan dapat ditulis

$$f(x) = b^T(x)\theta \quad (2.32)$$

di mana

$$\mathrm{b(x)} = (b^{1\cdots1}(x), \ldots, b^{N_1 1\cdots1}(x), b^{121\cdots1}(x), \ldots, b^{N_1 21\cdots1}(x), \ldots, b^{1N_2\cdots N_n}(x), \ldots, b^{N_1 N_2\cdots N_n}(x))^{\mathrm{T}} \quad (2.33)$$

$$b^{l_1\cdots l_n}(x) = \frac{\prod_{i=1}^{n} \mu A_i^{l_i}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{N_1}\cdots\sum_{l_n=1}^{N_n}\left[\prod_{i=1}^{n} \mu_{A_i^{l_i}}(x_i)\right]} \quad (2.34)$$

3. Pilih parameter awal $\theta(0)$sebagai berikut; jika terdapat aturan-aturan yang telah ditetapkan sebelumnya oleh peneliti maka gunakan $\theta(0)$tersebut. Sebaliknya pilih $\theta(0)$= 0
4. Untuk *p*=1,2,...,hitung parameter $\theta$ menggunakan algoritma *recursive least square* sebagai berikut:

$$\theta(p) = \theta(p-1) + K(p)\left[y_0^p - b^T\left(x_0^p\right)\theta(p-1)\right] \quad (2.35)$$

$$K(p) = P(p-1)b\left(x_0^p\right)\left[b^T\left(x_0^p\right)P(p-1)b\left(x_0^p\right) + 1\right]^{-1} \quad (2.36)$$

$$P(p) = P(p-1) - P(p-1)b\left(x_0^p\right) \left[b^T\left(x_0^p\right)P(p-1)b\left(x_0^p\right) + 1\right]^{-1} b^T\left(x_0^p\right)P(p-1) \quad (2.37)$$

Dengan $\theta(0)$ didapat pada langkah 3, dan $P(0) = \sigma$I di mana $\sigma$ adalah sebuah konstanta positif besar, dengan nilai ≥ 2000. Desain *fuzzy* sistem adalah pada persamaan (2.30) dengan parameter $\bar{y}^{l_1\cdots l_n}$ sama dengan elemen yang sesuai dalam $\theta(p)$ (Wang, 1997).

## 2.12 Kriteria Pemilihan Algoritma Terbaik untuk Peramalan

Teknik peramalan tidak selamanya selalu tepat karena teknik peramalan yang digunakan belum tentu sesuai dengan sifat datanya atau disebabkan oleh kondisi di luar bisnis yang mengharuskan bisnis perlu menyesuaikan diri. Oleh karena itu, perlu diadakan pengawasan peramalan sehingga dapat diketahui sesuai atau tidaknya teknik peramalan yang digunakan sehingga dapat dipilih dan ditentukan teknik peramalan yang lebih sesuai dengan cara menentukan batas toleransi peramalan atas penyimpangan yang terjadi (Jumingan, 2009).

Makridakis, *et al* (1993) menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MSE (*Mean Square Error*) untuk mengetahui besarnya penyimpangan yang terjadi pada data hasil peramalan terhadap data riil. Adapun perhitungan MAPE dan MSE dapat dilihat pada persamaan (2.13) dan (2.14)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{A_i - F_i}{A_i}\right| \quad (2.38)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i - F_i)^2}{n} \quad (2.39)$$

di mana $A_i$ adalah nilai aktual pada data ke-i dan $F_i$ adalah nilai hasil peramalan untuk data ke-*i*. Adapun *n* adalah banyaknya data *time series*.

Kegunaan dari kedua ukuran ketepatan peramalan tersebut adalah:

- Untuk membandingkan ketepatan peramalan yang dilakukan dengan dua metode yang berbeda.
- Untuk mencari teknik yang optimal.

Agar setiap pendekatan peramalan dapat realistis dan secara praktis relevan, maka ada dua masalah utama yang harus dihindari dalam memilih sebuah metode, yaitu :

1. Pemilihan didasari oleh sampai sejauh mana sebuah metode sesuai dengan data yang tersedia untuk ramalan satu periode ke depan.
2. Pola data atau hubungannya selalu diasumsikan bersifat konstan.

Karakteristik yang diinginkan dalam sebuah pendekatan baru mungkin tampak sebagai suatu kontradiksi. Misalnya, setiap metode *time series* harus didasari oleh data masa lalu, sedangkan dalam saat yang bersamaan kondisi data di masa mendatang belum tentu sama dengan masa lalu. Oleh karena itu akurasi peramalan tidak hanya diukur sampai sejauh mana metode yang digunakan sesuai dengan data historis, tetapi juga diukur dari sampai sejauh mana metode yang digunakan tersebut mampu untuk memprediksi kondisi 1,2,3,...,m periode ke depan (Makridakis, *et al*, 1993).

## 2.13 Perbedaan Peramalan dengan Sistem *Fuzzy* dan Peramalan Konvensional

Perbedaan utama antara *fuzzy time series* dan konvensional *time series* yaitu pada nilai yang digunakan dalam peramalan, yang merupakan himpunan *fuzzy* atau himpunan semesta yang ditentukan. Himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan yang samar. Dengan kata lain peramalan dengan sistem *fuzzy* menggunakan nilai linguistik dan bukan nilai *real*.

Menurut (Cheng, *et al*, 2008), kelebihan *fuzzy time series* dibandingkan dengan metode *time series* konvensional adalah

metode *time series* konvensional membutuhkan lebih banyak data historikal dan data harus mematuhi distribusi normal. Pada *fuzzy time series* juga tidak diperlukan pemenuhan asumsi apakah data stasioner terhadap ragam ataupun rata-rata.

## 2.14 Indeks LQ45

Indeks LQ45 terdiri dari 45 saham dengan likuiditas (*LiQuid*) tinggi, yang diseleksi melalui beberapa kriteria pemilihan. Selain penilaian atas likuiditas, seleksi atas saham-saham tersebut mempertimbangkan kapasitas pasar.

Sejak diluncurkan pada bulan Februari 1997 ukuran utama transaksi adalah nilai transaksi di pasar reguler. Sesuai dengan perkembangan pasar dan untuk lebih mempertajam kriteria likuiditas, maka sejak review bulan Januari 2005, jumlah hari perdagangan dan frekuensi transaksi dimasukkan sebagai ukuran likuiditas. Sehingga kriteria suatu saham untuk dapat masuk dalam perhitungan indeks LQ45 adalah sebagai berikut:

1. Telah tercatat di BEI minimal 3 bulan.
2. Masuk dalam 60 saham berdasarkan nilai transaksi di pasar reguler.
3. Dari 60 saham tersebut, 30 saham dengan nilai transaksi terbesar secara otomatis akan masuk dalam perhitungan indeks LQ45.
4. Untuk memdapatkan 45 saham akan dipilih 15 saham lagi dengan menggunakan kriteria Hari Transaksi di Pasar Reguler, Frekuensi Transaksi di Pasar Reguler dan Kapitalisasi Pasar. Metode pemilihan 15 saham tersebut adalah:
    i. Dari 30 sisanya, dipilih 25 saham berdasarkan Hari Transaksi di Pasar Reguler.
    ii. Dari 25 saham tersebut akan dipilih 20 saham berdasarkan Frekuensi Transaksi di Pasar Reguler.
    iii. Dari 20 saham tersebut akan dipilih 15 saham berdasarkan Kapitalisasi Pasar sehingga akan didapat 45 saham untuk perhitungan indeks LQ45.
5. Selain melihat kriteria likuiditas dan kapitalisasi pasar tersebut di atas, akan dilihat juga keadaan keuangan dan prospek pertumbuhan perusahaan tersebut.

Bursa Efek Indonesia secara rutin memantau perkembangan kinerja komponen saham yang masuk dalam perhitungan indeks LQ45. Setiap tiga bulan sekali dilakukan evaluasi atas pergerakan urutan saham-saham tersebut. Penggantian saham akan dilakukan setiap enam bulan sekali, yaitu pada awal bulan Februari dan Agustus (Buku Panduan Indeks Harga Saham Bursa Efek Indonesia)

# BAB III
# METODE PENELITIAN

## 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapatkan dari hasil pencarian pada Yahoo! Finance yang diakses pada tanggal 1 Juli 2011 berupa data indeks harga saham LQ45 dari Bulan Juli 2010 sampai Bulan Juli 2011. Data selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 1.

## 3.2 Metodologi

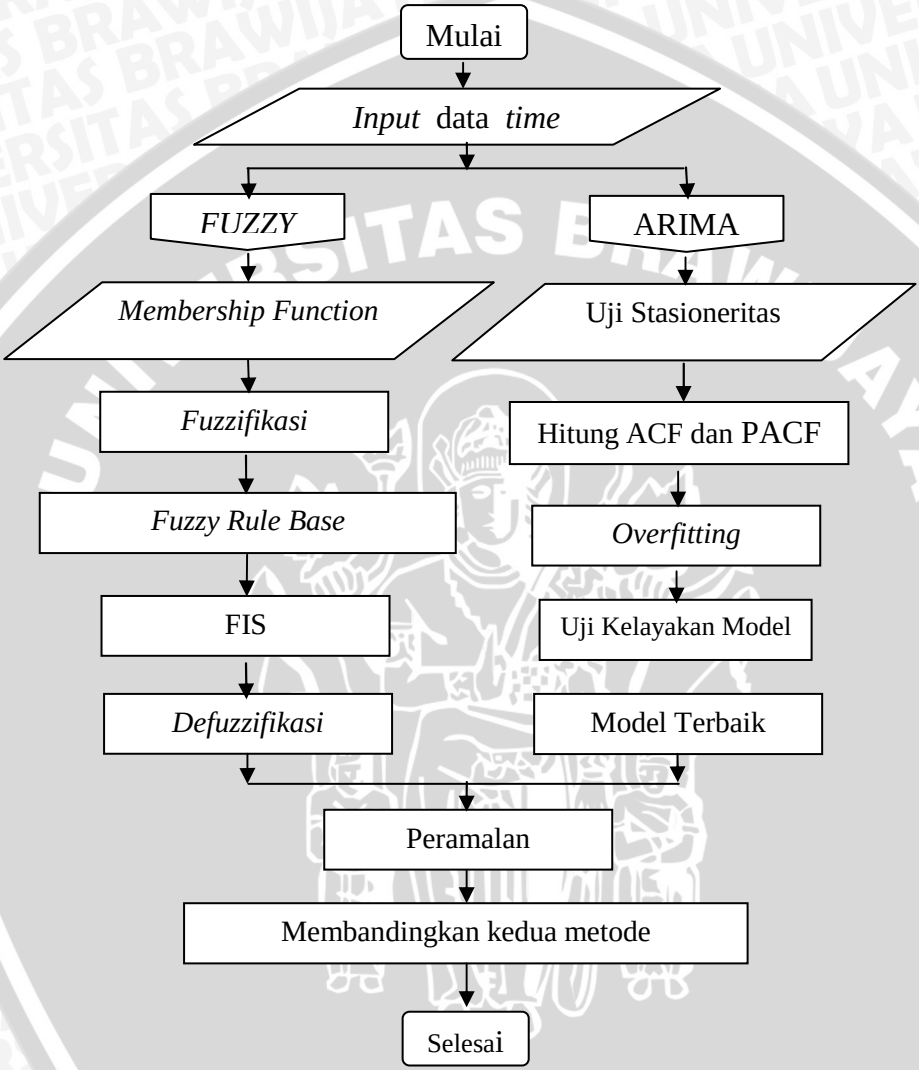
Metode analisis yang digunakan pada skripsi ini adalah sistem *fuzzy* dengan pendugaan parameter *Recursive Least Square*, menggunakan *software Matlab* dan *Microsoft Office Excel* 2007. Kemudian hasilnya akan dibandingkan dengan hasil analisis dengan metode ARIMA. Langkah analisis data adalah sebagai berikut:

1. Banyaknya periode waktu (*t*) sebanyak 244, semuanya digunakan pada proses *training* data. Jadi tidak ada pembagian antara data *training* dan data *testing*. Kemudian membagi data ke dalam empat buah *input* yaitu $X_1$-$X_4$ dan sebuah *output* yaitu Y. Pembagian datanya adalah sebagai berikut.
   - $X_1$: *input* pertama, yaitu *t* ke 1-240
   - $X_2$: *input* kedua, yaitu *t* ke 2-241
   - $X_3$: *input* ketiga, yaitu *t* ke 3-243
   - $X_4$: *input* keempat, yaitu *t* ke 4-244
2. Melakukan proses fuzzifikasi terhadap setiap pasangan *input* dan *output*. Membentuk fungsi keanggotaan yang didefinisikan pada domain dari *input* dan *output* data. Melakukan fuzzifikasi untuk data *input* dan *output* dengan berdasarkan fungsi keanggotaan yaitu rendah, sedang dan tinggi.
3. Membentuk *rule base* sebanyak 81, yang diperoleh dengan cara memangkatkan *fuzzy set* dengan *input* yang digunakan ($3^4$).
4. Membentu sistem *fuzzy* untuk meramalkan data indeks harga saham LQ45 dengan metode pendugaan parameter *Recursive Least Square*.
5. Melakukan peramalan dengan menggunakan ARIMA sebagai pembanding.
6. Uji stasioneritas data terhadap ragam dan rata-rata dengan melihat plot ACF dan PACF data. Jika belum stasioner maka dilakukan

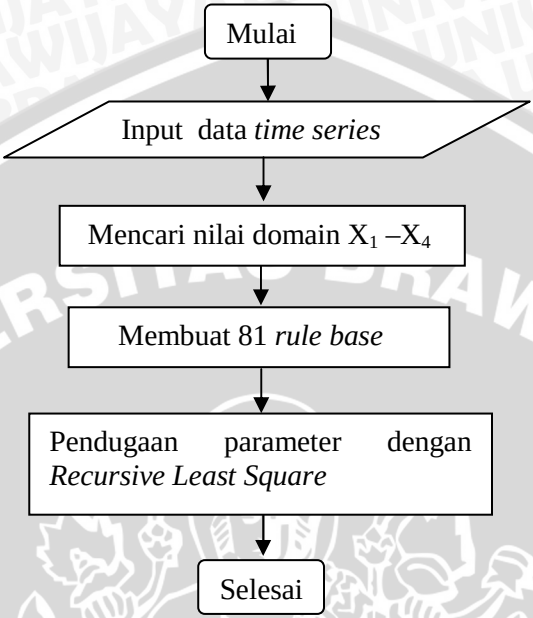
transformasi *Box-Cox* jika data tidak stasioner terhadap ragam dan dilakukan *differencing* jika data tidak stasioner terhadap rata-rata.

7. Identifikasi model ARIMA sementara berdasarkan ACF dan PACF.
8. Duga parameter model ARIMA sementara.
9. Uji kelayakan model ARIMA sementara dengan uji kelayakan model *Ljung-Box*.
10. Menentukan keakuratan kedua metode yang digunakan dengan menentukan nilai MSE dan MAPE.
11. Membandingkan nilai MSE dan MAPE yang diperoleh antara peramalan menggunakan *fuzzy* dan peramalan menggunakan ARIMA.

### 3.3 *Flowchart*




Gambar 3.1. *Flowchart* Metode Penelitian

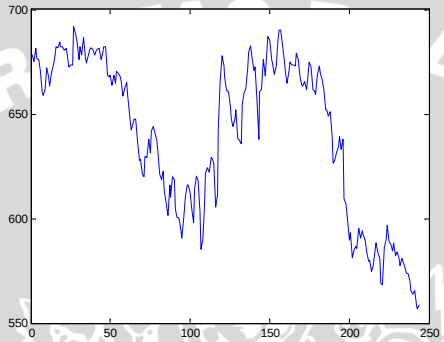



Gambar 3.2. Langkah-langkah Pembentukan Sistem *Fuzzy* dengan Menggunakan *Recursive Least Square*.

# BAB IV
# HASIL DAN PEMBAHASAN

## 4.1 Pola Data

Langkah awal yang dilakukan pada peramalan adalah menentukan pola data. Pola data indeks harga saham LQ45 dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut:




Gambar 4.1. Plot Data Indeks Harga Saham LQ45

Pada Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa plot data mengalami penurunan dan kenaikan pada waktu tertentu. Pada periode waktu ke-50 plot mengalami penurunan dan kembali naik pada periode waktu ke-100. Data kemudian mengalami pengulangan pola yaitu naik pada sekitar data ke-110 dan kembali turun hingga data terakhir yaitu data ke-240. Fluktuasi kenaikan dan penurunan data indeks harga saham LQ45 tersebut dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor antara lain perubahan tingkat suku bunga bank sentral, keadaan ekonomi global, tingkat harga energi dunia dan penguatan nilai tukar rupiah.

Terdapat sebanyak 244 periode waktu (*t*) data indeks harga saham LQ45 yang semuanya digunakan pada proses *training* data. Jadi tidak ada pembagian antara data *training* dan data *testing*.

## 4.2 Pemrosesan Data

Pada proses ini, data X akan digunakan sebagai penyusun kaidah *fuzzy* (*rule base*) dengan menggunakan metode *Recursive Least Square*. Karena sistem *fuzzy* yang akan dibangun mempunyai empat *input* dan satu *output*, maka data dibagi menjadi:

- $X_1$: *input* pertama, yaitu *t* ke-1 sampai dengan *t* ke-240.
- $X_2$: *input* kedua, yaitu *t* ke-2 sampai dengan *t* ke-241.
- $X_3$: *input* ketiga, yaitu *t* ke-3 sampai dengan *t* ke-242.
- $X_4$: *input* keempat, yaitu *t* ke-4 sampai dengan *t* ke-243.
- Y: *output*, yaitu *t* ke-5 sampai dengan *t* ke-244.

Pada dasarnya tidak ada aturan yang pasti mengenai pembagian data *input*, tetapi hanya ditentukan secara subyektif. Pada suatu sistem *fuzzy*, jika *input* terlalu sedikit maka *rule base* yang tebentuk juga sedikit. Sedangkan *rule base* itu sendiri digunakan dalam proses inferensi, jika *rule base*-nya sedikit maka proses tersebut menjadi kurang akurat dan sebaliknya. Pemilihan *input* sejumlah empat disini karena dianggap tidak terlalu banyak dan tidak terlalu sedikit. Hasil pembagian data menjadi *input* dan *output* dapat dilihat pada Lampiran 2.

### 4.3 *Fuzzy Inference System* (FIS)

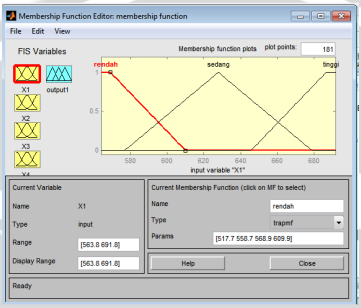
Proses utama dalam logika *fuzzy* adalah memetakan sebuah ruang *input* ke dalam ruang *output* dengan menggunakan *rule base* yang telah terbentuk. Menurut Naba (2009) ada beberapa langkah yang harus dilakukan untuk memecahkan masalah dengan sistem *fuzzy*. Langkah pertama yang dilakukan adalah proses *fuzzifikasi*. Pada tahap ini semua variabel, baik *input* maupun *output* dibagi menjadi 3 *fuzzy set*, yaitu rendah, sedang dan tinggi. Dengan bentuk *membership function* masing-masing yaitu trapesium untuk *fuzzy set* rendah, segitiga untuk *fuzzy set* sedang dan trapesium untuk *fuzzy set* tinggi. *Membership function* tersebut juga sama untuk variabel *input*.

Langkah kedua yaitu menentukan *membership function* untuk tiap-tiap *input* yang digunakan. Masing-masing *input* mempunyai nilai minimum yang berbeda sedangkan nilai maksimum yang sama. Keempat *input* yang digunakan pada proses ini ($X_1$,$X_2$,$X_3$,$X_4$) yaitu:

- $X_1$ nilai minimum 563.79 dan nilai maksimum 691.84
- $X_2$ nilai minimum 563.79 dan nilai maksimum 691.84
- $X_3$ nilai minimum 558.08 dan nilai maksimum 691.84
- $X_4$ nilai minimum 556.62 dan nilai maksimum 691.84

Nilai minimum dan maksimum tersebut digunakan sebagai *range* pada *membership function* dengan representasi kurva yang digunakan yaitu untuk *fuzzy set* rendah dan tinggi menggunakan kurva trapesium, *fuzzy set* sedang menggunakan kurva segitiga.

Untuk lebih jelasnya, *membership function* untuk variabel $X_1$ disajikan pada Gambar 4.2 berikut:




Gambar 4.2. *Membership Function*

Berdasarkan Gambar 4.2, pada kriteria rendah dan tinggi dipilih bentuk *membership function* trapesium sedangkan untuk kriteria sedang dipilih bentuk *membership function* segitiga. Pemilihan bentuk *membership function* tersebut sebenarnya tergantung pada peneliti, tetapi biasanya untuk kriteria paling ujung, baik untuk ujung minimum atau maksimum dipilih bentuk trapesium.

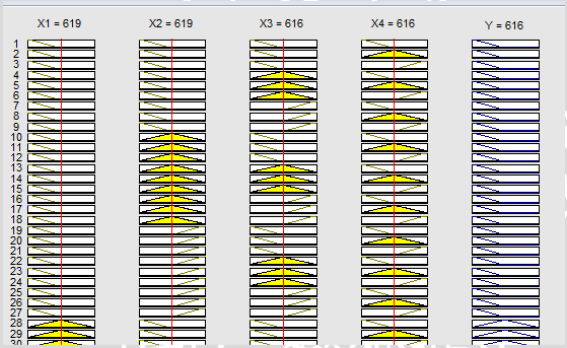
Langkah ketiga yaitu mendefinisikan himpunan *fuzzy* yang terbentuk. Dari fungsi keanggotaan keempat *input* ($X_1$,$X_2$,$X_3$,$X_4$), dapat dibentuk tabel himpunan *fuzzy* sebagaimana Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Himpunan *Fuzzy*

| *Input* | *Fuzzy Set* | Semesta Pembicaraan | Domain |
|---|---|---|---|
| $X_1$ | Rendah | [517.7 – 738] | [517.7 - 609.9] |
| | Sedang | | [576.6 – 679] |
| | Tinggi | | [645.7 – 738] |
| $X_2$ | Rendah | [517 – 738] | [517 – 601] |
| | Sedang | | [574.2 - 676.7] |
| | Tinggi | | [645.7 – 738] |
| $X_3$ | Rendah | [510 - 739.9] | [510 - 606.3] |
| | Sedang | | [571.5 - 678.5] |
| | Tinggi | | [643.6 - 739.9] |
| $X_4$ | Rendah | [507.9 - 740.5] | [507.9 - 605.3] |
| | Sedang | | [570.1 - 678.3] |
| | Tinggi | | [634.2 - 740.5] |

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa $X_1$ mempunyai *range* 517.7 – 738, $X_2$ mempunyai *range* 517 – 738, $X_3$ mempunyai *range* 510 - 739.9 dan $X_4$ mempunyai *range* 507.9 - 740.5. Nilai domain yang terbentuk berbeda-beda untuk setiap *input* serta setiap *fuzzy set* yang digunakan. Ini dikarenakan *range* yang digunakan juga berbeda untuk setiap *input* dan *fuzzy set* tersebut.

Langkah keempat adalah membuat *rule base* untuk sistem *fuzzy* tersebut. *Rule Base* pada sistem *fuzzy* ini diperoleh dengan cara memangkatkan *fuzzy set* yang telah ditentukan sebelumnya dengan banyaknya *input* yang digunakan ($3^4$). *Rule base* selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4. *Fuzzy rule* tersebut juga dapat ditampilkan melalui *rule viewer*. *Rule viewer* memperlihatkan proses keseluruhan yang terjadi di dalam FIS. *Rule viewer* dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut:




Gambar 4.3 *Rule Viewer* 81 *Rule Base* Data Indeks Harga Saham LQ45.

Gambar 4.3 memperlihatkan *rule viewer* yang terbentuk untuk proses keseluruhan yang terjadi dalam FIS. Pada kolom pertama terdapat 81 plot yang merepresentasikan variabel *input* $X_1$, kolom kedua variabel $X_2$, kolom ketiga variabel $X_3$, kolom keempat variabel $X_4$ dan kolom kelima untuk variabel *output* Y.

## 4.4 Model *Fuzzy* yang Terbentuk

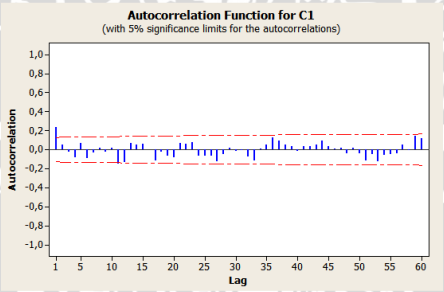
Model *fuzzy* yang terbentuk dapat dituliskan seperti pada rumus (2.30). Bentuk tersebut merupakan bentuk sederhana dari model *fuzzy* seperti yang telah dituliskan oleh Wang (1997). Model fuzzy dapat dituliskan menjadi:

$$f(x) = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0.90 \\ \vdots & \ldots & \vdots \\ 0.93 & \ldots & 0 \end{bmatrix}_{240x81} \begin{bmatrix} 562{,}90 \\ \vdots \\ 679{,}56 \end{bmatrix}_{81x1}$$

di mana matriks yang berordo $240x81$ merupakan hasil dari perhitungan 81 *rule base* untuk setiap data indeks harga saham LQ45, sedangkan matriks dengan ordo $81x1$ merupakan nilai θ yang didapatkan dari pendugaan dengan menggunakan *Recursive Least Square*.

## 4.5 Uji ACF Sisaan

Jika semua nilai ACF dari sisaan berada pada batas kritis, dapat disimpulkan bahwa galat $a_t$ dan galat sebelumnya tidak berkorelasi. Uji ini dilakukan untuk mengetahui kelayakan pada model *fuzzy* yang terbentuk. Plot ACF sisaan untuk data indeks harga saham LQ45 dapat dilihat pada Gambar 4.4 berikut.




Gambar 4.4 Plot ACF Sisaan Data Indeks Harga Saham LQ45

Dari Gambar 4.4 dapat dilihat plot ACF yang dihasilkan tidak membentuk pola-pola tertentu, sehingga dapat disimpulkan bahwa model FIS yang terbentuk telah sesuai.

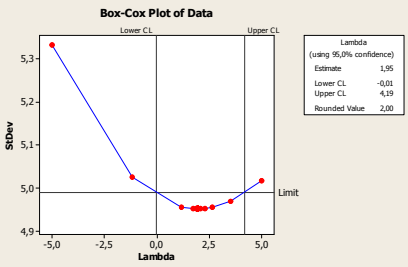
## 4.6 ARIMA

### 4.6.1 Kestasioneran Data

1. Stasioneritas Terhadap Ragam

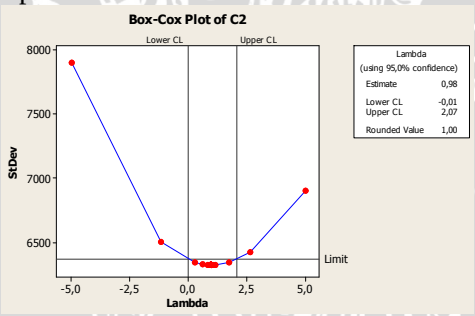
Data dapat dikatakan telah stasioner terhadap ragam jika nilai λ estimasi pada transformasi *Box-Cox* mendekati 1. Jika pada transformasi nilai λ estimasi belum mendekati 1 maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* kembali hingga λ estimasinya

mendekati 1. Hal ini sesuai dengan apa yang dikemukakan oleh Makridakis, *et al* (1993) yang menyatakan bahwa data dikatakan telah stasioner pada ragam apabila perbedaan fluktuasi data tidak terlalu besar dari waktu ke waktu dan upaya perbaikan terhadap data yang tidak stasioner pada ragam dapat dilakukan transformasi *Box-Cox*. Plot *Box-Cox* untuk data dapat dilihat pada Gambar 4.5 berikut:




Gambar 4.5. Plot *Box-Cox* Indeks Harga Saham LQ45

Dari plot *Box-Cox* pada Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa nilai λ sebesar 1.95 yang masih jauh dari nilai 1, ini berarti data belum stasioner terhadap ragam. Sehingga perlu dilakukan transformasi terhadap data seperti Gambar 4.6.



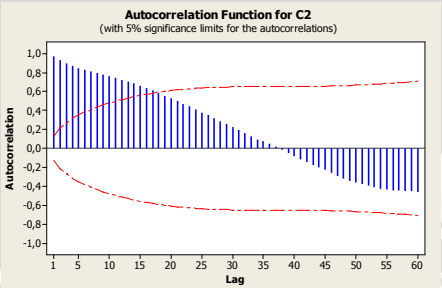

Gambar 4.6. Plot *Box-Cox* Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Ditransformasi

Setelah dilakukan transformasi data, plot *Box-Cox* untuk data indeks Harga Saham LQ45 menunjukkan nilai λ sebesar 0.98, karena nilai estimasi λ sudah mendekati 1. Hal ini menunjukkan bahwa data hasil transformasi sudah stasioner terhadap ragam.

2. Stasioneritas Terhadap Nilai Tengah

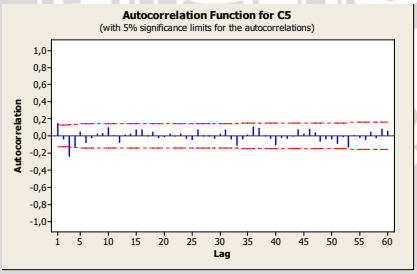
Stasioneritas data terhadap nilai tengah dapat diduga menggunakan plot ACF. Jika tidak ada *lag* yang keluar selang setelah *lag* ke-3 atau 95% *lag* berada di dalam selang, maka data sudah stasioner terhadap nilai tengah. Menurut Hanke (1995) jika data belum stasioner pada nilai tengah, maka dapat dikonversikan menjadi deret stasioner melalui *differencing*. Data yang digunakan untuk uji stasioneritas terhadap nilai tengah adalah data yang telah stasioner terhadap ragam. Plot ACF untuk data Indeks Harga Saham LQ45 dapat dilihat pada Gambar 4.7 berikut:

.




Gambar 4.7. Plot ACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Ditransformasi

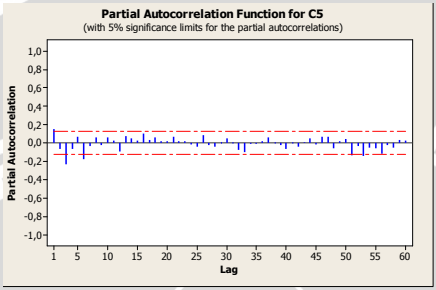
Plot data pada Gambar 4.7 tersebut belum dapat dikatakan stasioner terhadap nilai tengah karena *lag* yang keluar lebih dari 3. Maka dilakukan proses *differencing* dan diperoleh plot ACF seperti dapat dilihat pada Gambar 4.8. berikut:




:

Gambar 4.8. Plot ACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Didiferensi

Dari plot pada Gambar 4.8. dapat dilihat bahwa data sudah sudah stasioner terhadap nilai tengah dengan proses *diferrencing* sebanyak satu kali. Plot PACF untuk data yang telah didiferensi dapat dilihat pada Gambar 4.9. berikut:




Gambar 4.9. Plot PACF Data Indeks Harga Saham LQ45 Setelah Didiferensi

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa setelah proses diferensi sebanyak satu kali, data telah dapat dikatakan stasioner terhadap nilai tengah. Ini dapat dilihat dengan banyaknya lag yang muncul < 3.

### 4.6.2 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model tentatif ARIMA dilakukan dengan mengenal ciri-ciri ACF dan PACF suatu model ARIMA. Sementara itu, dalam menentukan model tentatif perlu diperhatikan plot PACF untuk menentukan orde dari proses *Autoregresive* (*p*) dan plot ACF untuk menentukan orde dari proses *Moving Average* (*q*). Selain itu, perlu diperhatikan juga banyaknya *differencing* yang telah dilakukan untuk menentukan orde dari *d*. Berdasarkan plot ACF pada Gambar 4.7 terdapat 2 *lag* yang keluar batas sehingga model yang didapat adalah MA (2) atau *q*=2. Sedangakan pada Gambar 4.8 pada plot PACF terdapat empat *lag* yang keluar batas sehingga model yang didapat adalah AR (4) atau *p*=4. Dengan proses *differencing* satu kali maka dapat disimpulkan bahwa *d* bernilai 1. Dengan demikian model tentatif yang didapatkan adalah ARIMA (4,1,2). Identifikasi model ini merupakan tahap awal untuk membentuk model ARIMA seperti yang telah dituliskan oleh Box dan Jenkins (1976).

### 4.6.3 Pendugaan Parameter

Untuk pendugaan parameter model tentatif yang telah didapatkan pada model ARIMA (4,1,2) digunakan metode *Maximum Likelihood*. Menurut Cryer (1986), terdapat beberapa metode yang lain untuk menduga parameter dalam model ARIMA yaitu metode momen, metode kuadrat terkecil dan metode *Maximum Likelihood*. Hasil pendugaan parameternya dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut:

Tabel 4.2. Pendugaan Parameter Model Tentatif

| Model | Parameter | *Coefficient* | *p-value* |
|---|---|---|---|
| ARIMA (4,1,2) | $\emptyset_1$ | -0,7966 | 0,000 |
| | $\emptyset_2$ | -0,4896 | 0,000 |
| | $\emptyset_3$ | -0,1353 | 0,000 |
| | $\emptyset_4$ | -0,2537 | 0,000 |
| | $\theta_1$ | -0,9730 | 0,000 |
| | $\theta_2$ | -0,6553 | 0,000 |

Untuk model ARIMA (4,1,2) memiliki enam buah parameter, dengan nilai *coefficient* masing-masing dapat dilihat pada Tabel 4.2 sedangkan nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai < □ (5%). Ini mengindikasikan bahwa model telah signifikan.

### 4.6.4 *Overfitting*

Dilihat pada uji kelayakan model menunjukkan model dari data indeks harga saham LQ45 sudah signifikan. Ini dapat dilihat pada nilai *p-value* yang kurang dari α = 0.05. Hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4.

### 4.6.5 Uji Kesesuaian Model

Pemeriksaan ini menggunakan Uji *Ljung-Box* (Q), di mana nilai Q mengikuti distribusi $\mathcal{X}^2_{k-m}$. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$ (model layak)

lawan

$H_1$ : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ (model tidak layak)

Hasil dari uji *Ljung-Box* menunjukkan bahwa nilai *p-value* yang didapatkan lebih dari α=0.05 untuk setiap *lag* pada model. Ini berarti model ARIMA tersebut layak digunakan untuk memodelkan data. Sesuai dengan yang dituliskan oleh Cryer (1986) bahwa jika

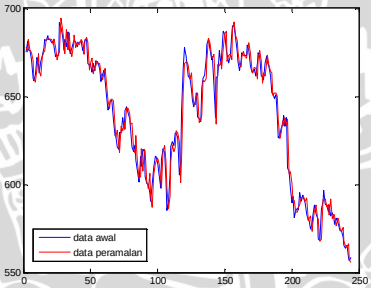
nilai $Q \leq \mathcal{X}^2_{k-m}$ pada pengujian hipotesis maka dapat disimpulkan bahwa model tersebut layak digunakan. Nilai *p-value* selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4.

### 4.6.6 Hasil Peramalan dengan Menggunakan FIS dan Peramalan Menggunakan ARIMA

Dari hasil pembentukan model didapatkan model yang sesuai adalah ARIMA (4,1,2). Dengan demikian didapatkan persamaan sebagai berikut:

$$W_t = -0{,}7966W_{t-1} - 0{,}4896W_{t-2} - 0{,}1353W_{t-3} - 0{,}2537W_{t-4} + a_t - 0{,}9730a_{t-1} - 0{,}6553a_{t-2}$$

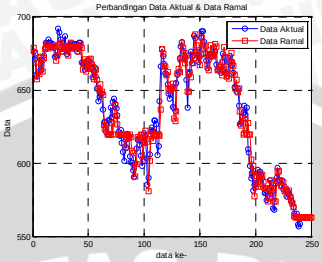
Plot hasil peramalan untuk data indeks harga saham LQ45 adalah seperti pada Gambar 4.10. berikut:




Gambar 4.10. Plot Hasil Peramalan dengan Menggunakan ARIMA

Pada Gambar 4.10 plot berwarna biru merupakan plot awal data indeks harga saham LQ45, sedangkan plot berwarna merah menunjukkan hasil ramalan dengan menggunakan ARIMA. Dapat dilihat bahwa kedua plot tersebut berimpit satu sama lain, ini menunjukkan hasil ramalan yang cukup bagus dan mendekati data asli.

Dari peramalan dengan menggunakan sistem *fuzzy* dengan tiga *fuzzy set* dan 81 *rule base* menghasilkan grafik perbandingan data aktual dengan data hasil prediksi sebagaimana Gambar 4.10.




Gambar 4.11. Plot Data Aktual dan Hasil Prediksi pada FIS

Dari Gambar 4.11 dapat dilihat bahwa plot berwarna biru merupakan plot awal data, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil ramalan. Meskipun secara garis besar kedua plot dapat dikatakan saling berimpit, namun pada kenyataannya plot hasil ramalan menunjukkan hasil yang konstan di beberapa tempat. Misalkan untuk data ke-15 sampai 40 menghasilkan nilai ramalan yang relatif sama. Juga untuk data ke-60 sampai 65. Ini berarti sistem *fuzzy* kurang dapat membaca pergerakan data pada saat tersebut.

Berdasarkan Gambar 4.10 dan Gambar 4.11 dapat dihitung nilai MSE dan MAPE yang dihasilkan untuk mengetahui keakuratan kedua teknik peramalan yang dibandingkan. Kedua nilai tersebut menurut Makridakis, *et al* (1993) digunakan untuk mengetahui besarnya penyimpangan yang terjadi pada data hasil peramalan peramalan terhadap data *real*. Sebuah teknik peramalan dikatakan akurat jika nilai MSE atau MAPE yang diperoleh kecil. Perbandingan nilai MSE dan MAPE yang dihasilkan pada FIS dan ARIMA disajikan pada Tabel 4.3 berikut:

Tabel 4.3 Perbandingan Nilai MSE dan MAPE

| **Metode** | **MSE** | **MAPE** |
|---|---|---|
| FIS | 64.66 | 0.0093 |
| ARIMA (4,1,2) | 50.28 | 0.0081 |

Berdasarkan Tabel 4.3 didapatkan nilai MSE untuk metode peramalan dengan menggunakan FIS RLS menghasilkan nilai 64.66 sedangkan peramalan dengan menggunakan ARIMA (4,1,2) menghasilkan hasil yang lebih baik yaitu sebesar 50.28. sedangkan nilai MAPE untuk peramalan dengan menggunakan sistem *fuzzy* menghasilkan nilai sebesar 0.0093 sedangkan peramalan dengan menggunakan ARIMA (4,1,2) menghasilkan nilai sebesar 0.0081,

sehingga metode ARIMA lebih tepat apabila digunakan pada ksus peramalan dengan data indeks harga saham LQ45.

Dalam penelitian ini perlu diketahui bahwa peramalan dengan FIS masih dapat digunakan pada kasus peramalan pada data indeks harga saham LQ45, tetapi perlu ditambahkan lagi kaidah-kaidah (*rule*) yang terbentuk agar hasil ramalannya dapat lebih baik daripada metode ARIMA. Dengan menambah jumlah *input* yang digunakan, mengakibatkan jumlah *rule base* yang terbentuk akan semakin banyak, sebagai hasilnya peramalan akan semakin akurat.

Secara teori, peramalan menggunakan sistem *fuzzy* tidak memerlukan uji stasioneritas data baik stasioner terhadap ragam maupun terhadap nilai tengah. Tidak seperti peramalan yang dilakukan menggunakan ARIMA yang memerlukan adanya uji stasioneritas. Namun pada ARIMA, data yang tidak stasioner terhadap ragam dapat ditangani menggunakan transformasi serta diferensi untuk menangani data yang tidak stasioner terhadap rata-rata.

Selanjutnya dari masing-masing metode baik FIS maupun ARIMA, dilakukan peramalan untuk 10 hari ke depan. Tabel 4.4 berikut menunjukkan perbandingan hasil ramalan metode FIS dan ARIMA pada data indeks harga saham LQ45.

Tabel 4.4. Hasil Peramalan dengan Menggunakan ARIMA, FIS dan Data Aktual

| Data | Periode Peramalan ke- | ARIMA | FIS | Data aktual |
|---|---|---|---|---|
| Indeks Harga Saham LQ45 | 245 | 560.454 | 559.779 | 558.362 |
| | 246 | 561.689 | 560.564 | 559.627 |
| | 247 | 559.815 | 558.703 | 558.080 |
| | 248 | 559.978 | 558.789 | 560.493 |
| | 249 | 560.067 | 558.087 | 563.791 |
| | 250 | 559.857 | 558.143 | 560.476 |
| | 251 | 560.434 | 559.325 | 561.945 |
| | 252 | 560.024 | 559.093 | 563.373 |
| | 253 | 560.074 | 559.189 | 564.031 |
| | 254 | 560.210 | 559.189 | 561.443 |

Hasil peramalan dengan menggunakan model ARIMA untuk 10 hari ke depan menunjukkan kenaikan dari periode ke-245 ke 246. Kemudian menurun pada periode ke-247 dan kembali naik untuk data selanjutnya. Pada periode ke-249 data kembali mengalami penurunan, kemudian kembali naik pada periode ke-251 dan hanya mengalami perubahan yang tidak begitu mencolok hingga data ke-254. Untuk peramalan dengan menggunakan FIS, data mengalami kenaikan dari periode ke-245 ke periode 246. Kemudian data mengalami sedikit penurunan pada periode ke-248. Data tidak mengalami perubahan secara signifikan hingga periode ke-250. Begitu juga pada periode ke-251 hingga 254 data hanya mengalami sedikit perubahan. Untuk data aktual yang didapat menunjukkan nilai yang lebih besar bila dibandingkan hasil peramalan dengan menggunakan kedua metode. Namun perbedaan antara nilai ramalan dan nilai aktual kedua metode tidak begitu mencolok untuk setiap periode yang diramalkan.

Dari peramalan dengan menggunakan kedua metode tersebut dapat dihitung kembali nilai MSE dan MAPE untuk peramalan 10 hari ke depan. Nilai MSE dan MAPE untuk kedua metode dapat dilihat seperti dalam tabel berikut.

Tabel 4.5 Perbandingan Nilai MSE dan MAPE untuk Peramalan 10 hari ke depan

| Metode | MSE | MAPE |
|---|---|---|
| FIS | 9.78 | 0.0047 |
| ARIMA (4,1,2) | 5.68 | 0.0037 |

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa antara kedua metode tersebut menghasilkan nilai MSE dan MAPE yang tidak begitu jauh berbeda. Ini membuktikan bahwa kedua metode yang digunakan cukup baik tidak hanya untuk meramalkan data historis, tetapi juga cukup baik untuk meramalkan 10 hari ke depan. Hal ini sesuai dengan apa yang dituliskan oleh Makridakis, *et al* (1993) bahwa akurasi peramalan tidak hanya diukur sampai sejauh mana metode tersebut sesuai dengan data historis, tetapi juga diukur sampai sejauh mana metode yang digukan tersebut mampu memprediksi kondisi sampai *m* periode ke depan.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

# BAB V
# KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat ditarik kesimpulan yaitu, dari sistem *fuzzy* dengan menggunakan *Recursive Least Square* yang digunakan untuk meramalkan data indeks harga saham LQ45 didapatkan 81 *rule base* yang diperoleh dari semua kemungkinan yang terjadi untuk 3 *fuzzy set* yang digunakan yaitu rendah, sedang dan tinggi yang didapat dengan cara memangkatkan *fuzzy set* yang terbentuk dengan jumlah *input* yang digunakan ($3^4$).

Apabila dibandingkan dari nilai MSE dan MAPE, nilai MSE terkecil terdapat pada metode ARIMA (4,1,2), sehingga metode ARIMA lebih tepat apabila digunakan pada kasus peramalan dengan data indeks harga saham LQ45. Di dalam penelitian ini perlu diketahui bahwa peramalan dengan metode *fuzzy* juga dapat digunakan, tetapi perlu ditambahkan jumlah *rule* yang terbentuk atau jumlah *input* yang digunakan agar hasil ramalannya dapat lebih baik.

## 5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk memperbanyak *fuzzy set* yang digunakan misalnya 5, 7 atau 13 *fuzzy set* dan dapat juga memperbanyak jumlah *input* yang digunakan agar didapatkan *rule base* yang lebih banyak sehingga hasil peramalan akan lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA


Abadi, A.M., Subanar, W *and* Saleh, S. 2008. *Designing Fuzzy Time Series Model and Its Application to Forecasting Inflation Rate*. 7Th World Congress in Probability and Statistics, National University of Singapore, 14-19 July 2008. Tanggal akses : 23 Mei 2011.

Abadi, A.M., Subanar, W *and* Saleh, S. 2009. *A New Method For Generating Fuzzy Rules From Training Data and Its Application to Forecasting Inflation Rate and Interest Rate of Bank Indonesia Certificate*. Journal of Quantitative Methods. Vol. 5, No. 2, December 2009. Tanggal Akses : 23 Mei 2011.

Arsyad, L. 1994. *Peramalan Bisnis*. Edisi Pertama. BPFE. Yogyakarta.

Buku Panduan Indeks Harga Saham Bursa Efek Indonesia. *Indonesia Stock Exchange*. Jakarta.

Box, G.E.P *and* Jenkins, G.M. 1976. *Time Series Analysis:Forecasting and Control*. Holden Day. USA.

Chong, E *and* Zak, S.H. 2008. *An Introduction to Optimization. Third Edition*. John Wiley and sons, Inc. New Jersey.

Cheng, C.H., Wang, J.W *and* Li, C.H. 2008. *Forecasting the number of outpatient visits using a new fuzzy time series based on weighted-transitional matrix*. Exspert System with Application 34.

Cryer, J. 1986. *Time Series Analysis*. PWS-KENT Publishing Company, Boston.

Gujarati, D dan Porter D.C. 2010. *Dasar-Dasar Statistika - buku 1, edisi ke-5*. Alih Bahasa, Eugenia Mardanugraha, Sita Wardhana, dan Carlos Mangunsong. Salemba Empat. Jakarta.

Hanke, J.E. 1995. *Bussiness Forecasting*. Fifth Ed, Prentice Hall

Internasional, Inc. London.

Jumingan. 2009. *Studi Kelayakan Bisnis-Teori dan Pembuatan Proposal Kelayakan*. Bumi Aksara. Jakarta.

Kusumadewi, S dan Purnomo, H. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.

Makridakis, S., S.C. Wheelwright dan V.E. McGee. 1992. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Edisi Kedua Jilid Satu. Alih Bahasa. Andriyanto, U.S., dan Basith, A. Erlangga. Jakarta.

Montesimo, F., A Lendasee *and* A, Barriga. 2008. *Fuzzy Inference Based Autoregressors for Time Series Prediction Using Nonparametric Residual Variance Estimation.* 978-1-4244-1819-0/08 IEEE Journal. Tanggal akses 08 Maret 2011.

Naba, A. 2009. *Belajar Cepat dan Mudah – Fuzzy Logic Menggunakan MATLAB*. Andi. Yogyakarta.

Passino, K.M *and* S. Yurkovich. 1998. *Fuzzy Control*. Addison Wesley Longman, Inc. California.

Priyana, J dan Abadi, A.M. 2011. *Peramalan Suhu Udara di Yogyakarta Dengan Menggunakan Model Fuzzy*. Prosiding Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan, dan Penerapan MIPA, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Yogyakarta, 14 Mei 2011. Tanggal akses : 23 Mei 2011.

Santosa, B.P., dan Hamdani, M. 2007. *Statistika Deskriptif dalam Bidang Ekonomi dan Niaga*. Erlangga. Jakarta

Setiawan, K. 2003. *Paradigma Sistem Cerdas: Jaringan Syaraf Tiruan, Logika Fuzzy dan Algoritma Genetic*. Bayumedia. Malang.

Stevenson, M *and* Porter, J.E. 2009. *Fuzzy Time Series Forecasting Using Percentage Change as the Universe of Discourse*. World Academy of Science, Engineering and Technology 55 2009. Tanggal akses 08 Maret 2011.

Wang, L.X. 1994. *A course in fuzzy system and control*. Upper Saddle River: Prentice Hall inc.

Lampiran 1. Data Indeks Harga Saham LQ45

| Date | Close | Date | Close |
|---|---|---|---|
| Jul 1.2010 | 678,08 | Aug 9,2010 | 684,53 |
| Jul 2.2010 | 675,26 | Aug 10,2010 | 676,1 |
| Jul 5.2010 | 681,49 | Aug 11,2010 | 682,4 |
| Jul 6.2010 | 676,75 | Aug 12,2010 | 678,19 |
| Jul 7.2010 | 675,88 | Aug 13,2010 | 686,42 |
| Jul 8.2010 | 670,84 | Aug 16,2010 | 677,11 |
| Jul 9.2010 | 660,31 | Aug 18,2010 | 674,39 |
| Jul 12.2010 | 658,79 | Aug 19,2010 | 677,61 |
| Jul 13.2010 | 661,91 | Aug 20,2010 | 680,89 |
| Jul 14.2010 | 672,16 | Aug 23,2010 | 681,58 |
| Jul 15,2010 | 667,71 | Aug 24,2010 | 681,06 |
| Jul 16,2010 | 663,21 | Aug 25,2010 | 678,35 |
| Jul 19,2010 | 670,07 | Aug 26,2010 | 680,63 |
| Jul 20,2010 | 673,39 | Aug 27,2010 | 680,89 |
| Jul 21,2010 | 677,81 | Aug 30,2010 | 681,16 |
| Jul 22,2010 | 682,14 | Aug 31,2010 | 676,03 |
| Jul 23,2010 | 681,71 | Sep 1,2010 | 679,37 |
| Jul 26,2010 | 684,5 | Sep 2,2010 | 682,37 |
| Jul 27,2010 | 682,29 | Sep 3,2010 | 682,2 |
| Jul 28,2010 | 682,25 | Sep 6,2010 | 668,63 |
| Jul 29,2010 | 680,68 | Sep 7,2010 | 667,87 |
| Jul 30,2010 | 681,29 | Sep 15 ,2010 | 668,73 |
| Aug 2,2010 | 678,88 | Sep 16,2010 | 663,65 |
| Aug 3,2010 | 672,41 | Sep 17,2010 | 668,6 |
| Aug 4,2010 | 673,54 | Sep 20,2010 | 664,9 |
| Aug 5,2010 | 673,4 | Sep 21,2010 | 670,51 |
| Aug 6,2010 | 691,84 | Sep 22,2010 | 669,6 |

Lampiran 1. Lanjutan

| Date | Close | Date | Close |
|---|---|---|---|
| Sep 24,2010 | 667,76 | Nov 3,2010 | 607,7 |
| Sep 27,2010 | 665,65 | Nov 4,2010 | 601,57 |
| Sep 28,2010 | 658,76 | Nov 5,2010 | 616,14 |
| Sep 29,2010 | 662,5 | Nov 8,2010 | 610,22 |
| Sep 30,2010 | 665,01 | Nov 9,2010 | 620,11 |
| Oct 1,2010 | 659,05 | Nov 10,2010 | 618,75 |
| Oct 4,2010 | 650,88 | Nov 11,2011 | 604,62 |
| Oct 5,2010 | 642,14 | Nov 12,2011 | 600,67 |
| Oct 6,2010 | 645,31 | Nov 15,2010 | 600,17 |
| Oct 7,2010 | 647,56 | Nov 16,2010 | 595,12 |
| Oct 8,2010 | 647,73 | Nov 18,2010 | 590,61 |
| Oct 11,2010 | 636,74 | Nov 19,2010 | 599,64 |
| Oct 12,2010 | 627,7 | Nov 22,2010 | 610,03 |
| Oct 13,2010 | 628,2 | Nov 23,2010 | 615,87 |
| Oct 14,2010 | 621,21 | Nov 24,2010 | 616,2 |
| Oct 15,2010 | 619,75 | Nov 25,2010 | 612,56 |
| Oct 18,2010 | 629,48 | Nov 26,2010 | 605,13 |
| Oct 19,2010 | 629,3 | Nov 29,2010 | 597,85 |
| Oct 20,2010 | 638,11 | Nov 30,2010 | 614,34 |
| Oct 21,2010 | 631,5 | Dec 1,2010 | 620,22 |
| Oct 22,2010 | 641,76 | Dec 2,2010 | 607,7 |
| Oct 25,2010 | 644,04 | Dec 3,2010 | 601,57 |
| Oct 26,2010 | 640,44 | .... | .... |
| Oct 27,2010 | 637,63 | .... | .... |
| Oct 28,2010 | 632,82 | .... | .... |
| Oct 29,2010 | 621,23 | Jun 27,2011 | 556,62 |
| Nov 1,2010 | 618,62 | Jun 28,2011 | 558,36 |

Lampiran 2. *Input* dan *Output* Data

| $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | Y |
|---|---|---|---|---|
| 678.08 | 675.26 | 681.49 | 676.75 | 675.88 |
| 675.26 | 681.49 | 676.75 | 675.88 | 670.84 |
| 681.49 | 676.75 | 675.88 | 670.84 | 660.31 |
| 676.75 | 675.88 | 670.84 | 660.31 | 658.79 |
| 675.88 | 670.84 | 660.31 | 658.79 | 661.91 |
| 670.84 | 660.31 | 658.79 | 661.91 | 672.16 |
| 660.31 | 658.79 | 661.91 | 672.16 | 667.71 |
| 658.79 | 661.91 | 672.16 | 667.71 | 663.21 |
| 661.91 | 672.16 | 667.71 | 663.21 | 670.07 |
| 672.16 | 667.71 | 663.21 | 670.07 | 673.39 |
| 667.71 | 663.21 | 670.07 | 673.39 | 677.81 |
| 663.21 | 670.07 | 673.39 | 677.81 | 682.14 |
| 670.07 | 673.39 | 677.81 | 682.14 | 681.71 |
| 673.39 | 677.81 | 682.14 | 681.71 | 684.5 |
| 677.81 | 682.14 | 681.71 | 684.5 | 682.29 |
| 682.14 | 681.71 | 684.5 | 682.29 | 682.25 |
| 681.71 | 684.5 | 682.29 | 682.25 | 680.68 |
| 684.5 | 682.29 | 682.25 | 680.68 | 681.29 |
| 682.29 | 682.25 | 680.68 | 681.29 | 678.88 |
| 682.25 | 680.68 | 681.29 | 678.88 | 672.41 |
| 680.68 | 681.29 | 678.88 | 672.41 | 673.54 |
| 681.29 | 678.88 | 672.41 | 673.54 | 673.4 |
| 678.88 | 672.41 | 673.54 | 673.4 | 691.84 |
| 672.41 | 673.54 | 673.4 | 691.84 | 689.38 |
| 673.54 | 673.4 | 691.84 | 689.38 | 684.53 |
| .... | .... | .... | .... | .... |
| .... | .... | .... | .... | .... |
| 565.47 | 563.79 | 565.49 | 558.08 | 556.62 |
| 563.79 | 565.49 | 558.08 | 556.62 | 558.36 |

Lampiran 3. *Fuzzy Rule Base*

| Rule | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | Y |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | rendah | rendah | rendah | rendah | Rendah |
| 2 | rendah | rendah | rendah | sedang | Rendah |
| 3 | rendah | Rendah | rendah | tinggi | Rendah |
| 4 | rendah | Rendah | sedang | rendah | Rendah |
| 5 | rendah | Rendah | sedang | sedang | Rendah |
| 6 | rendah | Rendah | sedang | tinggi | Rendah |
| 7 | rendah | Rendah | tinggi | rendah | Rendah |
| 8 | rendah | Rendah | tinggi | sedang | Rendah |
| 9 | rendah | Rendah | tinggi | tinggi | Rendah |
| 10 | rendah | Sedang | rendah | rendah | Rendah |
| 11 | rendah | Sedang | rendah | sedang | Rendah |
| 12 | rendah | Sedang | rendah | tinggi | Rendah |
| 13 | rendah | Sedang | sedang | rendah | Rendah |
| 14 | rendah | Sedang | sedang | sedang | Rendah |
| 15 | rendah | Sedang | sedang | tinggi | Rendah |
| 16 | rendah | Sedang | tinggi | rendah | Rendah |
| 17 | rendah | Sedang | tinggi | sedang | Rendah |
| 18 | rendah | Sedang | tinggi | tinggi | Rendah |
| 19 | rendah | Tinggi | rendah | rendah | Rendah |
| 20 | rendah | Tinggi | rendah | sedang | Rendah |
| 21 | rendah | Tinggi | rendah | tinggi | Rendah |
| 22 | rendah | Tinggi | sedang | rendah | Rendah |
| 23 | rendah | Tinggi | sedang | sedang | Rendah |
| 24 | rendah | Tinggi | sedang | tinggi | Rendah |
| 25 | rendah | Tinggi | tinggi | rendah | Rendah |
| 26 | rendah | Tinggi | tinggi | sedang | Rendah |
| 27 | rendah | Tinggi | tinggi | tinggi | Rendah |
| 28 | sedang | Rendah | rendah | rendah | Sedang |
| 29 | sedang | Rendah | rendah | sedang | Sedang |

Lampiran 3. (Lanjutan)

| | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | Y |
|---|---|---|---|---|---|
| 30 | sedang | Rendah | rendah | tinggi | sedang |
| 31 | sedang | Rendah | sedang | rendah | Sedang |
| 32 | sedang | Rendah | sedang | sedang | Sedang |
| 33 | sedang | rendah | sedang | tinggi | Sedang |
| 34 | sedang | rendah | tinggi | rendah | Sedang |
| 35 | sedang | rendah | tinggi | sedang | Sedang |
| 36 | sedang | rendah | tinggi | tinggi | Sedang |
| 37 | sedang | sedang | rendah | rendah | Sedang |
| 38 | sedang | sedang | rendah | sedang | Sedang |
| 39 | sedang | sedang | rendah | tinggi | Sedang |
| 40 | sedang | sedang | sedang | rendah | Sedang |
| 41 | sedang | sedang | sedang | sedang | Sedang |
| 42 | sedang | sedang | sedang | tinggi | Sedang |
| 43 | sedang | sedang | tinggi | rendah | Sedang |
| 44 | sedang | sedang | tinggi | sedang | Sedang |
| 45 | sedang | sedang | tinggi | tinggi | Sedang |
| 46 | sedang | Tinggi | rendah | rendah | Sedang |
| 47 | sedang | Tinggi | rendah | sedang | Sedang |
| 48 | sedang | Tinggi | rendah | tinggi | Sedang |
| 49 | sedang | Tinggi | sedang | rendah | Sedang |
| 50 | sedang | Tinggi | sedang | sedang | Sedang |
| 51 | sedang | Tinggi | sedang | tinggi | Sedang |
| 52 | sedang | Tinggi | tinggi | rendah | Sedang |
| 53 | sedang | Tinggi | tinggi | sedang | Sedang |
| 54 | sedang | Tinggi | tinggi | tinggi | Sedang |
| 55 | tinggi | rendah | rendah | rendah | Tinggi |
| 56 | tinggi | rendah | rendah | sedang | Tinggi |
| 57 | tinggi | rendah | rendah | tinggi | Tinggi |
| 58 | tinggi | rendah | sedang | rendah | Tinggi |

Lampiran 3. (Lanjutan)

| | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ | $X_4$ | Y |
|---|---|---|---|---|---|
| 59 | tinggi | rendah | sedang | sedang | tinggi |
| 60 | tinggi | rendah | sedang | tinggi | tinggi |
| 61 | tinggi | rendah | tinggi | rendah | Tinggi |
| 62 | tinggi | rendah | tinggi | sedang | Tinggi |
| 63 | tinggi | rendah | tinggi | tinggi | Tinggi |
| 64 | tinggi | sedang | rendah | rendah | Tinggi |
| 65 | tinggi | sedang | rendah | sedang | Tinggi |
| 66 | tinggi | sedang | rendah | tinggi | Tinggi |
| 67 | tinggi | sedang | sedang | rendah | Tinggi |
| 68 | tinggi | sedang | sedang | sedang | Tinggi |
| 69 | tinggi | sedang | sedang | tinggi | Tinggi |
| 70 | tinggi | sedang | tinggi | rendah | Tinggi |
| 71 | tinggi | sedang | tinggi | sedang | Tinggi |
| 72 | tinggi | sedang | tinggi | tinggi | Tinggi |
| 73 | tinggi | tinggi | rendah | rendah | Tinggi |
| 74 | tinggi | tinggi | rendah | sedang | Tinggi |
| 75 | tinggi | tinggi | rendah | tinggi | Tinggi |
| 76 | tinggi | tinggi | sedang | rendah | Tinggi |
| 77 | tinggi | tinggi | sedang | sedang | Tinggi |
| 78 | tinggi | tinggi | sedang | tinggi | Tinggi |
| 79 | tinggi | tinggi | tinggi | rendah | Tinggi |
| 80 | tinggi | tinggi | tinggi | sedang | Tinggi |
| 81 | tinggi | tinggi | tinggi | tinggi | Tinggi |

Lampiran 4. *Output* Perhitungan ARIMA (4,1,2)

```
Iteration     SSE
Parameters
         0  15196,0   0,100   0,100   0,100
0,100   0,100   0,100
         1  14670,5   0,250   0,002   0,067
0,072   0,237   0,007
         2  14404,5   0,400  -0,118   0,052
0,057   0,380  -0,108
         3  14119,9   0,542  -0,268   0,036
0,047   0,514  -0,251
         4  13812,9   0,576  -0,418   0,018
0,047   0,539  -0,393
         5  13519,1   0,479  -0,568   0,000
0,049   0,431  -0,540
         6  13303,9   0,340  -0,657  -0,014
0,042   0,281  -0,631
         7  13117,9   0,206  -0,672  -0,030
0,029   0,131  -0,651
         8  12904,9   0,082  -0,628  -0,058
0,007  -0,019  -0,616
         9  12707,8  -0,016  -0,478  -0,109  -
0,018  -0,141  -0,483
        10  12630,1  -0,161  -0,442  -0,126  -
0,054  -0,291  -0,468
        11  12552,6  -0,308  -0,410  -0,139  -
0,092  -0,441  -0,457
        12  12470,2  -0,454  -0,384  -0,149  -
0,131  -0,591  -0,453
        13  12384,6  -0,599  -0,371  -0,156  -
0,174  -0,741  -0,465
        14  12281,1  -0,735  -0,409  -0,155  -
0,225  -0,891  -0,538
        15  12233,7  -0,751  -0,495  -0,141  -
0,246  -0,923  -0,651
        16  12226,7  -0,789  -0,475  -0,140  -
0,256  -0,964  -0,639
        17  12226,0  -0,789  -0,489  -0,136  -
0,253  -0,966  -0,654
```

```
        18  12225,9  -0,796  -0,488  -0,136  -
0,254  -0,972  -0,653
        19  12225,8  -0,796  -0,490  -0,135  -
0,254  -0,972  -0,655
        20  12225,8  -0,796  -0,489  -0,135  -
0,254  -0,973  -0,655
        21  12225,8  -0,797  -0,490  -0,135  -
0,254  -0,973  -0,655
```

Lampiran 4. Lanjutan

```
Relative change in each estimate less than
0,0010

Final Estimates of Parameters

Type        Coef  SE Coef      T      P
AR   1  -0,7966   0,1433  -5,56  0,000
AR   2  -0,4896   0,1353  -3,62  0,000
AR   3  -0,1353   0,0887  -1,53  0,000
AR   4  -0,2537   0,0704  -3,60  0,000
MA   1  -0,9730   0,1398  -6,96  0,000
MA   2  -0,6553   0,1259  -5,21  0,000

Differencing: 1 regular difference
Number of observations:  Original series 244,
after differencing 243
Residuals:    SS =  12219,6 (backforecasts
excluded)
              MS =  51,6  DF = 237

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square
statistic

Lag             12      24      36      48
Chi-Square     5,3     9,1    16,4    25,6
DF               6      18      30      42
P-Value      0,511   0,958   0,979   0,978
```

Lampiran 5. Hasil Peramalan 10 hari Selanjutnya dengan Menggunakan ARIMA

Forecasts from period 244

| Period | Forecast | 95 Percent Limits Lower | Upper | Actual |
|---|---|---|---|---|
| 245 | 560,454 | 546,377 | 574,530 | |
| 246 | 561,689 | 539,955 | 583,423 | |
| 247 | 559,815 | 532,275 | 587,354 | |
| 248 | 559,978 | 529,303 | 590,653 | |
| 249 | 560,067 | 527,077 | 593,058 | |
| 250 | 559,857 | 523,932 | 595,781 | |
| 251 | 560,434 | 522,020 | 598,849 | |
| 252 | 560,024 | 519,094 | 600,953 | |
| 253 | 560,074 | 516,791 | 603,357 | |
| 254 | 560,210 | 514,895 | 605,525 | |

Lampiran 6. *Source Code Fuzzy Recursive Least Square*

- File chii.m

```
function chi=chii(x)
u11=trapmf(x(1),[517.7 558.7 568.9 609.9]);
u12=trimf(x(1),[576.6 627.8 679]);
u13=trapmf(x(1),[645.7 687.7 696.9 738]);
u21=trapmf(x(2),[517 550 568 601]);
u22=trimf(x(2),[574.2 625.4 676.7]);
u23=trapmf(x(2),[645.7 686.7 696.9 738]);
u31=trapmf(x(3),[510 552.8 563.5 606.3]);
u32=trimf(x(3),[571.5 625 678.5]);
u33=trapmf(x(3),[643.6 686.4 697.1 739.9]);
u41=trapmf(x(4),[507.9 551.2 562 605.3]);
u42=trimf(x(4),[570.1 624.2 678.3]);
u43=trapmf(x(4),[634.2 686.4 697.2 740.5]);
for i=1:27
    A(i)=u11;
end
X1r=A';
for i=1:27
    B(i)=u12;
end
X1s=B';
for i=1:27
    C(i)=u13;
end
X1t=C';
for i=1:9
    D(i)=u21;
end
X2r=D';
for i=1:9
    E(i)=u22;
end
X2s=E';
for i=1:9
    F(i)=u23;
end
X2t=F';
```

Lampiran 6. Lanjutan

```
for i=1:3
   G(i)=u31;
end
X3r=G';
for i=1:3
    H(i)=u32;
end
X3s=H';
for i=1:3
    I(i)=u33;
end
X3t=I';
X1=[X1r;X1s;X1t];
X2=[X2r;X2s;X2t;X2r;X2s;X2t;X2r;X2s;X2t];
X31=[X3r;X3s;X3t;X3r;X3s;X3t;X3r;X3s;X3t];
X3=[X31;X31;X31];
X41=[u41;u42;u43;u41;u42;u43;u41;u42;u43];
X42=[X41;X41;X41];
X4=[X42;X42;X42];
X=[X1,X2,X3,X4];
for i=1:81
    a(i)=X(i,1)*X(i,2)*X(i,3)*X(i,4);
end
j=0;
for i=1:81
    j=j+a(i);
    k=j;
end
chi=a/k;
```

Keterangan:

`function chi=chii(x)` : fungsi untuk mencari nilai *psi* dari data yang digunakan.

`u11-u43` : nilai *membership function* untuk masing-masing *input* yang digunakan yaitu $X_1$-$X_4$ dan 3 *fuzzy set* (rendah,sedang,tinggi).

A(i): jumlah *rule base* untuk u11 yaitu sebanyak 27.
B(i): jumlah *rule base* untuk u12 yaitu sebanyak 27.
C(i): jumlah *rule base* untuk u13 yaitu sebanyak 27.
D(i): jumlah *rule base* untuk u21 yaitu sebanyak 9.
E(i): jumlah *rule base* untuk u22 yaitu sebanyak 9.
F(i): jumlah *rule base* untuk u23 yaitu sebanyak 9.
G(i): jumlah *rule base* untuk u31 yaitu sebanyak 3.
H(i): jumlah *rule base* untuk u32 yaitu sebanyak 3.
I(i): jumlah *rule base* untuk u33 yaitu sebanyak 3.
a(i): perkalian nilai *ps*i dari $X_1$-$X_4$

- File hitrls.m

```
function[pk,dk, MSE, yt]=hitrls(chi,y)
N=size(chi,1);
M=size(chi,2);
a=2000;
po=a*eye(M,M);
I1=eye(M,M);
I2=eye(N,N);
do=zeros(M,1);%nilai awal dari bduga
si=chi';
for j=1:250
    pk=(I1-po*si*inv(I2+si'*po*si)*si')*po;
    po=pk;
    dk=do+pk*si*(y-si'*do);
    do=dk;
    yt=si'*do;
    er=abs(y-yt);
    MSE(j)=sum(er.^2)/size(er,1);
    figure(1);
    plot(MSE,'r','LineWidth',2); grid on;
    title('Nilai MSE tiap iterasi');
    xlabel('Iterasi');
    ylabel('MSE')
    drawnow;
end
```

Lampiran 6. Lanjutan

Keterangan:

| | |
|---|---|
| `function[pk,dk, MSE, yt]` | : fungsi untuk mencari nilai parameter *pk*, *dk*, MSE dan Y hasil peramalan |
| `a=2000` | : nilai awal berupa nilai yang ≥ 2000. |
| `po=a*eye(M,M)` | : matriks identitas berukuran 81x81. |
| `j=250` | : iterasi sebanyak 250 kali. |
| `Pk=....` | : proses mencari nilai pk. |
| `dk=....` | : proses mencari nilai dk. |
| `yt=si'*do` | : proses mencari Y hasil ramalan. |
| `er=abs(y-yt)` | : proses mencari error dari setiap data. |
| `MSE(j)=....` | : proses mencari nilai MSE. |
| `plot....` | : menghasilkan plot MSE dari iterasi 1-250. |

- File ProgramUtama.m

```
clear all;
clc;
[x y]=data;
N=size(x,1);
M=size(x,2);

si=[];
for r=1:N;
    chi=chii(x(r,:));
    si=[si; chi];
end;
[pk,dk, MSE, yt]=hitrls(si,y);
save('variabel.mat','pk','dk','MSE','yt','N','
M','x','y','si');
%
% figure(2);
% plot(1:N,y,'ob-',1:N,yt,'rs-'); grid on;
% title('Perbandingan Data Aktual & Data
Ramal');
```

Lampiran 6. Lanjutan

```
% legend('Data Aktyual','Data Ramal');
% xlabel('data ke-');
% ylabel('Data');
```

Keterangan:
program ini merupakan program gabungan dari dua program sebelumnya, di mana penjelasan pada masing-masing proses juga sama dengan program asalnya.

- File Peramalan.m

```
clc;
clear all;
load variabel.mat
Nr=10;
xr=[x(N,2:M) y(N)];
sir=[];

for i=1:Nr
    sir=[sir; chii(xr(i:end))];
    yr=sir(i,:)*dk;
    xr=[xr yr];
end;

figure(3);
plot(1:N,y,'ob-',1:N,yt,'rs-
',N+1:N+Nr,xr(5:end),'rs-'); grid on;
title('Perbandingan Data Aktual & Data
Ramal');
legend('Data Aktual','Data Ramal');
xlabel('data ke-');
ylabel('Data');
```

Keterangan:

`Nr=10` : jumlah data ramal kedepan yang diinginkan, jadi pengisian Nr dapat diganti sesuai keinginan.

`sir` : nilai *psi* untuk data ramalan.
`yr=sir(i,:)*dk` : nilai Y untuk data ramalan.
`plot...` : menghasilkan plot antara data aktual dan data ramalan.