

**IMPLEMENTASI *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* SEBAGAI
ALTERNATIF BANK SENTRAL DALAM MENGURANGI KESALAHAN
ESTIMASI TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Pada Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri**



**Nama : Febri Wahyudi
No. Mahasiswa : 14 522 452**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2018**

PERNYATAAN KEASLIAN

Demi Allah, saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali nukilan dan ringkasan yang setiap satunya telah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah dalam karya tulis dan hak kekayaan intelektual maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima untuk ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, April 2018



Febri Wahyudi



UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

JURUSAN: TEKNIK KIMIA, TEKNIK INDUSTRI, TEKNIK INFORMATIKA, TEKNIK ELEKTRO DAN TEKNIK MESIN

Kampus: Jl. Kaliurang Km. 14.5 Telp (0274) 895287 / Facs. (0274) 895007 Sleman Yogyakarta 55584
http://www.uui.ac.id atau http://www.fti.uui.ac.id e-mail: fti@uui.ac.id

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor : 189/A/Ka.Lab SIOP/FTI-UUI/IV/2018

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa mahasiswa dengan keterangan sebagai berikut :

Nama : Febri Wahyudi
No. Mhs : 14 522 452
Dosen Pembimbing : Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc.

Telah selesai melaksanakan penelitian yang berjudul "*Implementasi Fuzzy Subtractive Clustering Sebagai Alternatif Bank Sentral Dalam Mengurangi Kesalahan Estimasi Tingkat Inflasi di Indonesia*" di Laboratorium Statistik Industri dan Optimasi, Prodi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia tercatat mulai tanggal 06 Maret 2018 sampai dengan tanggal 12 April 2018.

Demikian surat keterangan kami keluarkan, agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dikeluarkan : di Yogyakarta

Tanggal : 12 April 2018

Mengetahui,
Kepala Lab. Statistik Industri dan Optimasi

Vembri Noor Helia, S.T.,M.T.

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

IMPLEMENTASI *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING* SEBAGAI
ALTERNATIF BANK SENTRAL DALAM MENGURANGI KESALAHAN
ESTIMASI TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

TUGAS AKHIR



Oleh

Nama : Febri Wahyudi
No. Mahasiswa : 14522452

Yogyakarta, April 2018

Pembimbing,

A handwritten signature in black ink, consisting of a large, stylized initial 'I' followed by several horizontal strokes.

(Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc.)

LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI

IMPLEMENTASI FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING SEBAGAI ALTERNATIF BANK SENTRAL DALAM MENGURANGI KESALAHAN ESTIMASI TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

TUGAS AKHIR

Oleh

Nama : Febri Wahyudi

No. Mahasiswa : 14522452

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri

Yogyakarta, April 2018

Tim Penguji

Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc.

Ketua

Joko Sulistio, S.T., M.Sc.

Anggota I

15/5/2018.
Handwritten signature of Joko Sulistio

Harwati, S.T., M.T.

Anggota II

14/5/2018
Handwritten signature of Harwati

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Industri
Universitas Islam Indonesia



Yuli Agusti Rochman, S.T., M.Eng

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah Subhanahu Wata'ala, saya persembahkan karya ini untuk....

Yang sangat saya cintai dan senantiasa memberikan do'a dan dukungan,

Kedua orangtua saya, Ayah (H. Jamalus), dan Amak (Hj.Farida)

Dan juga untuk seluruh abang dan kakak,


Bang Edi, Kak Dewi, Kak Linda, Bang Bambang, Kak Nelda, Bang Fajri

Pembimbing dalam Tugas Akhir,


Bapak Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc.

Sahabat serta Teman-teman Teknik Industri UII Angkatan 2014

MOTTO


 هَلْ جَزَاءُ الْإِحْسَنِ إِلَّا الْإِحْسَنُ

“Tidak ada balasan untuk kebaikan selain dari kebaikan (pula)”


 فَيَأْتِيءَ الْآءِ رَبِّكُمْ تُكذِّبَانِ

“Maka nikmat Tuhan-mu yang manakah yang kamu dustakan?”

(Qur'an Surah (QS) Ar-Rahman Ayat 60-61)

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah rabbil'alamiin, segala puji dan syukur penulis haturkan kepada Allah *Subhanahu Wata'ala* atas limpahan rahmat dan nikmat yang dicurahkan kepada seluruh hamba-Nya. *Sholawat* dan salam senantiasa penulis panjatkan kepada Nabi besar Muhammad *Sallallahu 'Alaihi Wasallam* beserta keluarga, dan sahabatnya yang telah berjuang dalam menegakkan kalimat "*Laa Ilaaha Illallaah*" di muka bumi ini. Atas berkat rahmat Allah SWT, tugas akhir ini yang berjudul "Implementasi *Fuzzy Subtractive Clustering* Sebagai Alternatif Bank Sentral dalam Mengurangi Kesalahan Estimasi Tingkat Inflasi di Indonesia" dapat diselesaikan dengan baik. Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat yang harus dipenuhi untuk menyelesaikan studi Strata-1 pada program studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.

Penyelesaian penyusunan tugas akhir ini tentu tidak lepas dari dukungan, bantuan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan bimbingan secara langsung maupun tidak langsung yaitu kepada:

1. Bapak Dr. Drs., Imam Djati Widodo, M.eng.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Yuli Agusti Rochman, S.T., M.Eng., selaku kepala Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dr. Drs., Imam Djati Widodo, M.eng.Sc., selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan serta arahan dalam penyelesaian tugas akhir ini.
4. Kepala Laboratorium, Laboran, dan seluruh keluarga asisten Statistika Industri dan Optimasi (SIOP) terkhusus teman berbagi cerita Citra, Feny, Delia, Adi, Dhania, dan Alfiqra
5. Keluarga tercinta, yakni kedua orang tua dan seluruh Abang dan Kakak yang telah memberikan dukungan dan motivasi kepada penulis serta do'a yang membuat penyusunan Tugas Akhir ini berjalan dengan lancar.
6. Sahabat dua tiga anak manusia dari awal masuk UII, Dwi Adi Purnama, Mei Setyawati, Catur Endah Sulistiyoningrum, dan Ummu Fathiah.
7. Teman-teman angkatan 2014 dan semua pihak lain yang telah membantu dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.

Semoga kebaikan-kebaikan yang telah diberikan menjadi amal *shaleh* dan mendapat balasan yang berlipat dari Allah SWT, Aamiin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih belum sempurna sehingga kami mengharapkan kritik dan saran dari semua pembaca demi melengkapi kekurangan yang bersifat membangun dalam penyempurnaan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak khususnya di dunia ilmu pengetahuan.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, April 2018

Febri Wahyudi

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membuat model estimasi tingkat inflasi menggunakan delapan variabel prediktor yang telah terbukti berpengaruh terhadap laju inflasi di Indonesia melalui studi literatur penelitian terdahulu. Dengan menggunakan metode Fuzzy Subtractive Clustering (FSC) Delapan variabel tersebut yaitu, cadangan devisa, ekspor, harga emas dunia, harga minyak dunia, impor, jumlah uang beredar (M1), jumlah uang beredar (M2), dan kurs (nilai tukar rupiah terhadap USD). Model estimasi yang baik dapat dilihat melalui pengujian indikator performansi seperti Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Square Error (RMSE), Variance Account For (VAF), dan Koefisien determinasi (R^2). Model estimasi yang terbentuk melalui nilai radius cluster yang paling optimal yaitu 0.11 memberikan 140 rule (kelompok). Indikator performansi dari model tersebut dalam mengestimasi data baru (data testing) menghasilkan MAPE sebesar 10.923%, RMSE sebesar 1.069, R^2 sebesar 0.923, dan VAF sebesar 91.965%. Perbandingan hasil estimasi dengan nilai aktual inflasi menunjukkan kecocokan yang baik. Oleh karena itu model estimasi tingkat inflasi dalam penelitian ini dapat dijadikan sebagai alternatif bagi bank sentral dalam mengestimasi tingkat inflasi Indonesia di masa yang akan datang.

Kata Kunci : Tingkat inflasi, Fuzzy Subtractive Clustering, Model Estimasi

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
SURAT KETERANGAN.....	iii
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING.....	iv
LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
ABSTRAK.....	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat Penelitian	6
1.6 Struktur Penelitian	7
BAB II KAJIAN PUSTAKA	9
2.1 Kajian Deduktif.....	9
2.1.1 <i>Big Data</i>	9
2.1.2 <i>Fuzzy Inference System (FIS)</i>	11
2.1.3 <i>Fuzzy Clustering</i>	17
2.1.4 Indeks Evaluasi Pengukuran Performansi Hasil Estimasi	22
2.1.5 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Inflasi	24
2.2 Kajian Induktif.....	27
BAB III METODE PENELITIAN.....	30
3.1 Identifikasi Masalah.....	31
3.2 Perumusan Masalah	31
3.3 Studi Literatur	31
3.3.1 Kajian Deduktif.....	32
3.3.2 Kajian Induktif	32

3.4 Pengumpulan Data.....	32
3.5 Pengolahan Data	34
3.5.1 Pembentukan Struktur <i>FIS (Fuzzy Inference System)</i>	34
3.5.2 Pengujian Struktur <i>FIS (Fuzzy Inference System)</i>	36
3.6 Pengujian Sensitivitas	36
3.7 Analisis Hasil dan Pembahasan	37
3.8 Kesimpulan dan Saran	38
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA	39
4.1 Pengumpulan Data.....	39
4.2 <i>Preprocessing Data</i>	43
4.3 <i>Processing Data</i>	43
4.3.1 Penentuan Rasio Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	43
4.3.2 <i>Input Data Training</i>	48
4.3.3 Inisiasi <i>FIS</i> Berdasarkan Pengelompokkan Subtraktif.....	49
4.3.4 <i>Output</i> Hasil <i>FIS</i> Berdasarkan Data Pelatihan dan Pelatihan Struktur <i>FIS</i>	50
4.3.5 Pengujian Struktur <i>FIS</i> Melalui Beberapa Nilai Radius Menggunakan Data <i>Training</i>	51
4.3.6 Pengujian Struktur <i>FIS</i> Melalui Beberapa Nilai Radius Menggunakan Data <i>Testing</i>	55
4.3.7 Pembangkitan Struktur <i>FIS</i> Berdasarkan Radius Optimal.....	63
4.3.8 Evaluasi Hasil Pengujian Struktur <i>FIS</i>	68
4.3.9 Analisis Sensitivitas	71
BAB V PEMBAHASAN.....	73
5.1 Model Peramalan Tingkat Inflasi dengan <i>Fuzzy Subtractive Clustering</i>	73
5.2 Pemilihan Data <i>Traning</i> dan Data <i>Testing</i>	74
5.3 Pembentukan <i>FIS (Fuzzy Inference System)</i>	75
5.4 Hasil Tingkat Sensitivitas	77
5.5 Perbandingan Hasil Model Estimasi Tingkat Inflasi	80
5.6 Keterbatasan Model Estimasi	82
BAB VI PENUTUP.....	84
6.1 Kesimpulan	84
6.2 Saran	85
6.2.1 Bagi Pihak Bank Indonesia	85
6.2.2 Bagi Peneliti Selanjutnya	85
DAFTAR PUSTAKA	86

LAMPIRAN	91
1. Lampiran Tabel.....	91
2. Lampiran Gambar	100

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Perbandingan Target Inflasi dengan Inflasi Aktual Tahun 2001-2016	2
Tabel 4.1 Sumber Pengumpulan Data (Tahun 2018)	39
Tabel 4.2 Rekapitulasi Data Variabel <i>input</i> dan <i>output</i> dari Bulan Januari 2003 hingga Desember 2017	42
Tabel 4.3 Hasil Perbandingan <i>error</i> Beberapa Mekanisme Pengujian Data <i>Training</i>	45
Tabel 4.4 Rekapitulasi Data Variabel <i>input</i> dan <i>output</i> yang Telah Dinormalisasi	46
Tabel 4.5 Rekapitulasi Data <i>Testing</i> (Pengujian) Normalisasi.....	47
Tabel 4.6 Hasil <i>Clustering</i> dengan Beberapa Radius Menggunakan Data <i>Training</i> ..	51
Tabel 4.7 Hasil <i>Clustering</i> dengan Beberapa Radius Menggunakan Data <i>Testing</i>	56
Tabel 4.8 Perbandingan Hasil Optimal Data <i>Testing</i>	60
Tabel 4.9 Perbandingan Hasil Optimal Data <i>Training</i>	62
Tabel 4.10 Perbandingan Nilai Aktual dengan Hasil Estimasi Data <i>Testing</i>	69
Table 5.1 Hasil Estimasi Tingkat Inflasi Tanpa Menggunakan JUB	79

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Ilustrasi Linear Naik dan Turun.....	13
Gambar 2.2	Ilustrasi Linear Segitiga.....	13
Gambar 2.3	Ilustrasi Linear Trapesium.....	14
Gambar 2.4	Ilustrasi Kurva Bentuk Bahu	14
Gambar 3.1	Flowchart Alur Penelitian	30
Gambar 3.2	Flowchart Pengolahan Data.....	37
Gambar 4.1	Hasil Perbandingan Error Menggunakan Beberapa Radius	44
Gambar 4.2	Tampilan Jendela Pada Saat Input Data ke MATLAB.	48
Gambar 4.3	Tampilan Hasil Input Data di MATLAB	49
Gambar 4.4	Output FIS Menggunakan Radius 0.2	50
Gambar 4.5	Perbandingan Hasil Fuzzy dengan Nilai Aktual.....	54
Gambar 4.6	Perbandingan Probabilitas Performance Indices Setiap Radius Cluster.....	60
Gambar 4.7	Perbandingan Hasil Fuzzy dengan Nilai Aktual Pada (a) Radius 0.11, dan(b) Radius 0.59 (Pengujian Data Testing)	61
Gambar 4.8	Perbandingan Hasil Fuzzy dengan Nilai Aktual Pada (a) Radius 0.11, dan(b) Radius 0.59 (Pengujian Data Training).....	63
Gambar 4.9	Plot data Training (o) dan Testing (+)	64
Gambar 4.10	Membership Function : (a) Cadangan Devisa, (b) Ekspor, (c) Harga Emas, (d) Harga Minyak, (e) Impor, (f) M1, (g) M2, (h) Kurs.....	66
Gambar 4.11	Rules Generated Fuzzy Model Sugeno (Dalam Mengestimasi Tingkat Inflasi Data Testing Bulan Februari 2003).	68
Gambar 4.12	Grafik Perbandingan Nilai Aktual Inflasi dengan Hasil Peramalan Fuzzy	70
Gambar 4.13	Output Regresi Linear Hasil Peramalan Fuzzy dengan Nilai Aktual Inflasi.....	71
Gambar 4.14	Analisis Sensitivitas dari Variabel input	72
Gambar 5.1	Perbandingan MAPE (probabilitas) antara Data Training dan Testing	76
Gambar 5.2	Perbandingan Antara Nilai Inflasi Aktual, Hasil Estimasi Radius	

0.11, dan 0.59 (Pengujian Data Training)	77
Gambar 5.3 Perbandingan MAPE Beberapa Model Estimasi.....	81

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada masa sekarang ini telah memasuki era *big data* (Davenport, 2014). *Big data* tidak hanya berkembang berdasarkan *volume* atau jumlah data yang besar, melainkan beberapa karakteristik lain yang menggambarkan *big data* yaitu *velocity* dan juga *variability* (Gandomi & Haider, 2015). *Variability* merupakan karakteristik *big data* yang bermakna bahwa data yang begitu besar, banyak, dan umumnya diperoleh dari beberapa sumber yang berbeda (George, 2014). *Big data* juga dapat dimanfaatkan sebagai pengambilan keputusan (Gandomi & Haider, 2015). Dalam pengambilan keputusan yang *evidence-based*, maka setiap perindustrian perlu melakukan proses pengolahan *big data* yang besar dan beragam menjadi sebuah wawasan atau informasi yang bermakna.

Gandomi dan Haider (2015) juga berpendapat bahwa analisis prediktif dapat diterapkan dalam teknis analisis *big data*. Analisis prediktif merupakan teknik yang digunakan dalam memprediksi yang mengacu terhadap hasil dimasa yang akan datang berdasarkan *record* data di masa lampau (*Historical Data*). Analisis prediktif juga dapat diterapkan diberbagai bidang disiplin, seperti memprediksi kualitas hasil produk yang ada di perindustrian berdasarkan pola rekaman data kualitas yang tersimpan oleh bagian *quality control* di sebuah perusahaan (Reza, 2016).

Teknik analisis prediktif memiliki kategori diantaranya teknik *machine learning* (seperti jaringan syaraf), dan teknik regresi. Teknik analisis prediktif yang berkategori teknik regresi umumnya digunakan untuk membuat sebuah model yang bersifat linear, seperti menemukan model interpolasi untuk mengembalikan data hilang yang bersifat *time series* (Junninena *et al*, 2004). Teknik analisis prediktif juga berlaku untuk sistem yang non-linear, seperti membangun model estimasi kadar O₃ (*Ozone*) bersifat non-linear dengan menggunakan metode yang dapat mentransformasikan sistem non-linear kedalam bentuk linear seperti *fuzzy inference system* (Taylan, 2016)

Pentingnya melakukan estimasi membuat banyak organisasi baik perindustrian maupun kelembagaan melakukan teknik estimasi guna menetapkan kebijakan untuk perubahan yang diinginkan pada masa yang akan datang. Hal ini juga dilakukan oleh bank sentral yang menargetkan tingkat inflasi di Indonesia berdasarkan hasil estimasi inflasi dimasa yang akan datang. Inflasi merupakan suatu kondisi dimana terjadinya harga barang-barang mengalami kenaikan secara menyeluruh dan berlangsung secara terus menerus (Indriyani, 2016). Permasalahan inflasi merupakan permasalahan perekonomian yang perlu diawasi oleh Negara melalui Bank Sentral dikarenakan sangat berdampak terhadap kesejahteraan masyarakat (Sukirno, 2010).

Bank Indonesia merupakan bank sentral milik Negara yang bertugas untuk mengelola seluruh aktivitas bank konvensional, bank pembangunan daerah, dan bank perkreditan rakyat diseluruh wilayah Indonesia. Berdasarkan Undang-Undang tahun 1953 menyangkut Bank Indonesia yang secara resmi diberikan mandat untuk mengendalikan laju inflasi (Suseno & Astiyah, 2009). Pemerintah Indonesia telah menetapkan secara implisit mengenai target inflasi setiap tahun melalui bank sentral yang mengumumkan target inflasi secara transparan kepada publik, akan tetapi masih terdapat penyimpangan angka yang cukup signifikan antara target inflasi yang dibandingkan dengan nilai inflasi aktual pada setiap tahun. Perbandingan antara target inflasi dengan nilai inflasi aktual di Indonesia dapat dilihat melalui tabel 1.1 berikut.

Tabel 1.1 Perbandingan Target Inflasi dengan Inflasi Aktual Tahun 2001-2016

Sumber : (Bank Indonesia, Target Inflasi Indonesia, 2018)

Tahun	Target Inflasi (%)	Inflasi Aktual (%)
2001	4 – 6	12.55
2002	9 – 10	10.03
2003	9 ± 1	5.06
2004	5.5 ± 1	6.40
2005	6 ± 1	17.11
2006	8 ± 1	6.60
2007	6 ± 1	6.59
2008	5 ± 1	11.06
2009	4.5 ± 1	2.78
2010	5 ± 1	6.96

2011	5 ± 1	3.79
2012	4.5 ± 1	4.30
2013	4.5 ± 1	8.38
2014	4.5 ± 1	8.36
2015	4 ± 1	3.35
2016	4 ± 1	3.02

Ruang lingkup inflasi sangatlah kompleks dan mengandung ketidakpastian, sehingga diperlukannya metode yang mampu dalam membangun model estimasi dengan memiliki tingkat akurasi yang baik (Thakur, Bhattacharyya, & Mondal, 2016). Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa besarnya penyimpangan yang dihasilkan oleh hasil estimasi inflasi tidak hanya disebabkan oleh faktor-faktor pengaruh yang tidak pasti, melainkan juga diperlukannya metode yang mampu menghasilkan akurasi tingkat estimasi yang baik. Menemukan model estimasi tingkat inflasi yang baik akan membantu dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang sensitif terhadap laju inflasi di Indonesia, sehingga dengan hal ini pemerintah dapat melakukan kebijakan terhadap faktor tersebut guna mencapai laju inflasi yang stabil di masa akan datang.

Menurut Kusumadewi (2002) konsep logika *fuzzy* mampu beradaptasi dengan perubahan-perubahan, dan ketidakpastian yang menyertai permasalahan, dan juga mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinear yang sangat kompleks. Problematika faktor yang mempengaruhi inflasi tidak diketahui secara pasti, juga membutuhkan pendapat pakar (*expert*) dan beberapa studi literatur untuk menemukan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat inflasi. Menanggapi permasalahan tersebut, Kusumadewi (2002) juga berpendapat bahwa logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman-pengalaman *expert* secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan, dalam hal ini sering dikenal dengan istilah *Fuzzy Expert System* menjadi bagian yang terpenting.

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk membuat model estimasi didalam logika *fuzzy* (Kusumadewi & Purnomo, 2006). Perkembangan metode *fuzzy* juga menghasilkan akurasi model estimasi yang sangat baik dalam memodelkan sistem nonlinear yaitu *Fuzzy Subtractive Clustering*.

Fuzzy Subtractive Clustering merupakan gabungan antara konsep logika *fuzzy* dengan pengelompokan subtraktif. Teknik pengelompokan *fuzzy* berdasarkan pengelompokan subtraktif dapat digunakan di berbagai situasi, pemeriksaan *rule* yang terbentuk secara manual tidak sepenuhnya dapat mengidentifikasi keseluruhan aturan (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Menurut Chamzini *et al* (2013) bahwa metode ini merupakan metode *fuzzy* yang sukses dalam membentuk model sistem yang kompleks, dan juga berguna untuk sistem non-linear. Hal ini dikarenakan metode ini mampu mentransfer sistem non linear kedalam bentuk subsistem linear. Metode logika *fuzzy* dan pengelompokan subtraktif yang terintegrasi merupakan metode yang lebih baik dan lebih efektif dalam merancang *Fuzzy Expert System* (Rao, Sood, & Jarial, 2015).

Penelitian yang terkait dengan pembuatan model estimasi sistem nonlinear dilakukan oleh Chamzini *et al* (2013) yang membangun model estimasi performansi *road header* untuk peralatan penunjang kegiatan proyek. Data yang digunakan bersifat nonlinear, namun dengan menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering* dapat menghasilkan akurasi yang cukup signifikan tinggi yaitu sebesar 96,493%. Selain itu, Enke dan Mahdiyev (2014) juga membangun model estimasi tingkat inflasi menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering* yang menghasilkan tingkat *error* (RMSE) lebih rendah dari pada metode lainnya yaitu sebesar 0.837.

Pembentukan model estimasi menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering*, memiliki beberapa paramater yang ditentukan yaitu nilai *squash factor*, *accept ratio*, dan *reject ratio*, dimana ketiga ini ditentukan secara *default* (terdapat nilai ketetapan), kemudian terdapat nilai *radius* yang digunakan dalam membentuk anggota dari setiap *cluster* (Kusumadewi, 2002). Pembentukan *FIS* melalui nilai radius, akan memperoleh nilai indikator performansi yang fluktuatif dalam pengujian model (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Model estimasi dikatakan sangat baik apabila nilai *error* yang dihasilkan dalam pengujian tersebut dibawah 10% (Septiawan & Astuti, 2016). Disamping itu, perlunya dilakukan uji sensitivitas terhadap model yang terbentuk untuk mengetahui urutan variabel mana yang secara signifikan sensitif dalam memberikan hasil estimasi terhadap nilai *output* (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Oleh karena itu pada penelitian ini perlu dilakukannya identifikasi mengenai jumlah *cluster* optimal dalam membangun model estimasi dan menentukan bagaimana tingkat sensitif dari variabel-variabel prediktor yang digunakan dalam mempengaruhi laju inflasi di

Indonesia. Berdasarkan pemaparan diatas, penelitian ini akan membuat model estimasi tingkat inflasi di Indonesia yang menggunakan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* dengan beberapa variabel prediktor dimana variabel yang digunakan berdasarkan penelitian terdahulu dalam mengestimasi tingkat inflasi.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut ini merupakan beberapa rumusan masalah yang dapat diangkat berdasarkan latar belakang yang telah dikaji adalah sebagai berikut:

1. Berapakah jumlah *rule* optimal yang terbentuk setelah dilakukannya teknik pengelompokkan menggunakan subtraktif dalam membuat model estimasi tingkat inflasi di Indonesia?
2. Bagaimanakah hasil dari nilai indikator performansi (MAPE, RMSE, VAF, dan R^2) dihasilkan oleh model yang paling baik dalam mengestimasi tingkat inflasi di Indonesia?
3. Bagaimana tingkat sensitif dari variabel-variabel prediktor yang digunakan dalam mempengaruhi laju inflasi di Indonesia?
4. Bagaimana perbandingan tingkat kesalahan (*error*) hasil estimasi tingkat inflasi oleh bank sentral dengan hasil estimasi tingkat inflasi pada penelitian ini?

1.3 Batasan Masalah

Penulis memberikan beberapa batas-batasan masalah agar penelitian ini dapat lebih terarah dan tidak meluas, adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* dan dibantu oleh beberapa perhitungan indikator performansi hasil estimasi tingkat inflasi di Indonesia menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), R^2 (Koefisien Determinasi), dan VAF (*Variance Account For*).

2. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data inflasi serta variabel *input* yang dijadikan sebagai variabel *predictor* dalam skala bulan (*monthly*) dari bulan Januari tahun 2003 hingga Desember 2017.
3. Penelitian ini tidak mengkaji mengenai inflasi secara mendalam, namun hanya mengkaji mengenai hasil model estimasi optimal menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering*.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian yang dilakukan ini memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Mengetahui jumlah *rule* optimal yang terbentuk setelah dilakukannya teknik pengelompokan menggunakan subtraktif dalam membuat model estimasi tingkat inflasi di Indonesia.
2. Mengetahui hasil dari nilai indikator performansi (MAPE, RMSE, VAF, dan R^2) dihasilkan oleh model yang paling baik dalam mengestimasi tingkat inflasi di Indonesia.
3. Mengetahui Bagaimana tingkat sensitif dari variabel-variabel prediktor yang digunakan dalam mempengaruhi laju inflasi di Indonesia.
4. Mengetahui bagaimana perbandingan tingkat kesalahan (*error*) hasil estimasi tingkat inflasi oleh bank sentral dengan hasil estimasi tingkat inflasi pada penelitian ini.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat dihasilkannya model estimasi tingkat inflasi di Indonesia
2. Tingkat inflasi yang dihasilkan oleh model estimasi dapat digunakan oleh pihak pemerintah melalui bank Indonesia dalam menentukan target Inflasi di Indonesia.
3. Dapat memberikan hasil mengenai urutan faktor-faktor yang sensitif dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia berdasarkan model yang optimal, sehingga dapat membantu pihak pemerintah dalam melakukan kebijakan yang dapat dilakukan terhadap faktor-faktor tersebut yang akan berdampak terhadap stabilnya laju inflasi di Indonesia

1.6 Struktur Penelitian

Tugas akhir ini ditulis secara sistematis kedalam beberapa bab yang dijelaskan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini berisi mengenai kajian deduktif dan induktif yang menjadi landasan dalam penelitian serta membandingkan antara penelitian yang dilakukan dengan penelitian terdahulu.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan mengenai alur penelitian dari awal hingga akhir penelitian, kemudian juga menjelaskan mengenai data yang digunakan serta objek penelitian

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

Pada bab ini menyajikan data yang telah diperoleh yang kemudian diolah sesuai dengan metode yang telah ditetapkan untuk mencapai tujuan yang diharapkan

BAB V PEMBAHASAN

Pada bab ini menjelaskan mengenai pembahasan serta analisa berdasarkan hasil yang didapat dari pengolahan data yang sesuai dengan tujuan yang diharapkan.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir ini disajikan kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian dari awal hingga akhir sesuai dengan rumusan masalah yang

telah ditetapkan sebelumnya, serta ditampilkan saran-saran yang dapat berguna bagi penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kajian Deduktif

2.1.1 *Big Data*

Salah satu aktivitas utama didalam suatu organisasi merupakan *big data* (Janssen, Voort, & Wahyudi, 2016). *Big data* dapat dikatakan sebagai sekumpulan data yang besar, mengalir cepat, serta bervariasi, dimana hal ini dapat menjadikan *big data* sulit untuk diolah dengan cara yang tradisional. Terdapat beberapa karakteristik *big data* menurut Elgendy dan Elragal (2014) yaitu *volume*, *variety*, dan *velocity*. Dan juga terdapat beberapa karakteristik yang lain seperti *value*, *variability*, dan *veracity* (Gandomi & Haider, 2015). *Volume* data mengacu kepada banyaknya ukuran data, *velocity* merupakan kecepatan data yang besar tersebut berubah-ubah, serta seberapa sering data tersebut dibuat. Berbagai bentuk jenis dan tipe-tipe data dapat dikatakan sebagai *variety*. Terdapat juga *big data* berasal dari beberapa sumber yang berada diluar kendali pelaku. *Big data* yang mengandung *noise*, *out of date*, atau mengacu kepada data yang tidak lengkap disebut sebagai *veracity* (Gandomi & Haider, 2015).

Gandomi dan Haider (2015) berpendapat bahwa terdapat potensi jika *big data* dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan. Dalam pengambilan keputusan yang *evidanve-based*, maka setiap organisasi perlu melakukan proses yang efisien untuk mentransformasi data dengan kuantitas yang besar serta beragam menjadi sebuah wawasan atau informasi yang bermakna.

Menurut Bizer *et al* (2011) terdapat enam langkah dalam *big data*, yaitu *record data* (merekam data), menyimpan data, pencarian data, *data sharing*, menganalisis data, dan memvisualisasi data. Akan tetapi menurut Chen *et al* (2014) berpendapat hanya

terdapat tiga langkah dalam *big data*, yang merupakan penanganan data, *processing data*, dan perpindahan data.

Gandomi dan Haider (2015) berpendapat bahwa analisis prediktif dapat diterapkan dalam teknis analisis *big data*. Analisis prediktif adalah teknik yang digunakan dalam memprediksi yang mengacu terhadap hasil di masa yang akan datang berdasarkan rekaman data di masa lalu dan juga saat ini. Pada umumnya, analisis prediktif juga dapat diterapkan di berbagai bidang disiplin, seperti memprediksi kegagalan mesin pesawat *jet* berdasarkan pada aliran data dari banyaknya sensor hingga dapat melakukan estimasi apa yang pelanggan inginkan ketika berbelanja berdasarkan data rekaman pola belanja pelanggan, dan juga berdasarkan apa yang mereka katakan melalui media sosial.

Dari penjelasan diatas dapat disimpulkan bahwa analisis prediktif merupakan analisis yang dapat menemukan pola hubungan dalam data. Teknik analisis prediktif dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu teknik *machine learning* (seperti jaringan saraf) dan teknik regresi. Teknik analisis prediktif ini didasarkan kepada metode statistika, dimana sifat *big data* menjadi salah satu faktor yang menyebabkan berkembangnya metode statistika. Berikut ini merupakan sifat-sifat data *big data*, sebagai berikut:

a. *Noise Accumulation*

Kesalahan akumulasi didalam parameter yang berbeda dapat menjadikan besaran variabel yang mendominasi terhadap terbentuknya model. Dengan kata lain, beberapa variabel dengan kekuatan penjelas yang tinggi mungkin diabaikan dimana hal itu diakibatkan oleh akumulasi *noise*.

b. *Heterogeneity*

Big data menjadi sangat heterogen dikarenakan *big data* juga sering diperoleh dari berbagai sumber yang mewakili informasi dari setiap populasi yang berbeda.

c. *Spurious correlation*

Jenis karakter *big data* ini mengacu kepada variabel-variabel yang tidak memiliki korelasi namun menjadi hubungan karena ukuran data yang sangat besar. Hal ini juga dialami oleh Fan *et al* (2014) yang melakukan penelitian mengenai korelasi dimana variabel yang secara *scientific* tidak memiliki korelasi namun menjadi berkorelasi. Hal ini disebabkan oleh dimensi data yang tinggi.

d. *Incidental Endogeneity*

Terdapat asumsi didalam analisis regresi yaitu eksogenitas, dimana variabel prediktor memiliki sifat independen terhadap residu.

Dari karakteristik *big data* yang telah dijelaskan diatas, perlu adanya teknik statistik baru dalam memperoleh pengetahuan dari model estimasi yang akurat.

2.1.2 *Fuzzy Inference System (FIS)*

2.1.2.1 Teori Himpunan *Fuzzy*

Konsep dasar logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Zadeh pada tahun 1965, dan melakukan modifikasi teori himpunan dimana setiap anggota memiliki derajat keanggotaan antara 0 sampai 1 (Kusumadewi, 2002). Sistem berbasis logika *fuzzy* telah semakin berkembang selama dekade terakhir, Hal ini disebabkan fakta bahwa logika *fuzzy* mampu menghasilkan jawaban sementara informasi tidak tepat, tidak akurat, ambigu, dan tidak lengkap (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013).

Logika *fuzzy* merupakan pengembangan metode dalam mengakomodasi keputusan manusia. Logika *fuzzy* juga dapat diilustrasikan sebagai persegi yang berwarna gelap yang mana persegi tersebut menghubungkan antara ruang *input* menuju ruang *output*, dimana persegi gelap berisikan metode yang dapat mengolah data menjadi informasi yang baik (Reza, 2016). Terdapat beberapa alasan mengapa menggunakan logika *fuzzy* menurut Sri Kusumadewi (2002), antara lain:

- a. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti. Konsep matematis yang mendasari penalaran *fuzzy* sangat sederhana dan mudah dimengerti.
- b. Logika *fuzzy* dapat dikategorikan fleksibel, artinya logika *fuzzy* mampu beradaptasi dengan perubahan-perubahan, dan ketidakpastian yang menyertai permasalahan.
- c. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data-data yang tidak tepat. Jika diberikan sekelompok data yang cukup *homogeny*, dan kemudian ada beberapa data yang “eksklusif”, maka logika *fuzzy* memiliki kemampuan untuk menangani data tersebut.

- d. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinear yang sangat kompleks.
- e. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman-pengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan. Dalam hal ini sering dikenal dengan nama *Fuzzy Expert System* menjadi bagian terpenting.
- f. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional. Hal ini umumnya terjadi pada aplikasi dibidang teknik mesin maupun teknik elektro.
- g. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami. Logika *fuzzy* menggunakan bahasa sehari-hari sehingga dapat dengan mudah dimengerti.

Didalam Kusumadewi & Hartanti (2006) terdapat beberapa terminologi pada himpunan *fuzzy*, yaitu:

1. Himpunan Klasik (*crisp*)

Didalam teori himpunan klasik ini, himpunan A hanya memiliki dua kemungkinan keanggotaan, yaitu A merupakan anggota himpunan dilambangkan dengan angka 1 atau A bukan merupakan anggota himpunan dilambangkan dengan angka 0. Misalnya dikehui klasifikasi sebagai berikut:

Muda	umur < 25 tahun
Paruh Baya	umur 25 hingga 40 tahun
Tua	umur >40 tahun

Dengan menggunakan pendekatan *crisp*, terdapat ketidakadilan dalam menetapkan nilai paruh baya. Pendekatan seperti ini dapat dilakukan untuk hal-hal yang memiliki sifat diskontiniu. Contohnya klasifikasi umur 40 dan 41 sangat jauh berbeda dimana umur 40 tahun termasuk paruh baya dan sedangkan umur 41 tahun termasuk Tua. Hal ini dapat diartikan bahwa ketika seseorang yang berumur 40 tahun lebih satu hari telah dikategorikan tidak paruh baya lagi. Dengan kata lain pendekatan *crisp* ini tidak cocok digunakan untuk hal-hal yang bersifat kontiniu seperti umur.

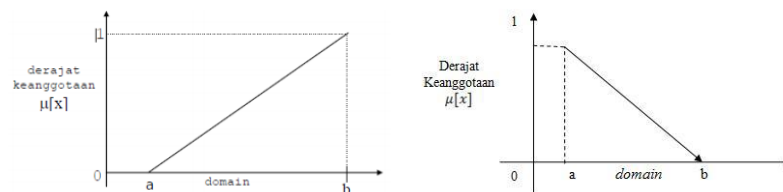
Selain itu untuk menunjukkan suatu umur pasti termasuk kategori paruh baya dapat menggunakan nilai pecahan dimana jika nilai tersebut mendekati angka 1 untuk umur 33 tahun, dan jika angka mendekati 0 maka angka tersebut untuk umur yang mendekati dibawah 25 dan diatas 40.

2. Fungsi Keanggotaan (*Membership Function*)

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data kedalam nilai keanggotaannya. Terdapat beberapa fungsi yang digunakan untuk memperoleh nilai keanggotaan, sebagai berikut:

a. Representasi Linear

Pada representasi ini, penggambaran pemetaan *input* ke *membership function*-nya menggunakan garis lurus. Himpunan *fuzzy* yang linear memiliki dua keadaan yaitu linear naik dan linear turun.

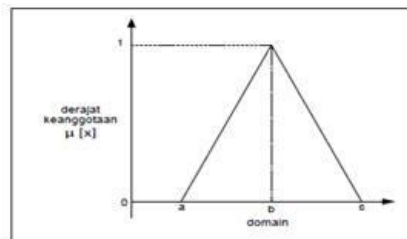


Gambar 2.1 Ilustrasi Linear Naik dan Turun

Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

b. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga merupakan kombinasi antara linear turun dan linear naik yang membentuk segitiga seperti gambar berikut ini:

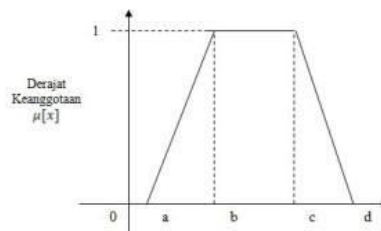


Gambar 2.2 Ilustrasi Linear Segitiga

Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

c. Representasi Kurva Trapesium

Pada dasarnya kurva trapesium berbentuk segitiga, akan tetapi terdapat beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Berikut merupakan gambar ilustrasi dari kurva trapesium:

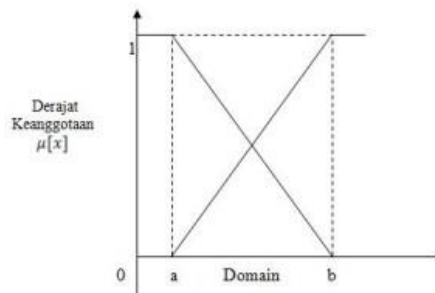


Gambar 2.3 Ilustrasi Linear Trapesium

Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

d. Representasi Kurva Bentuk Bahu

Daerah yang terdapat di posisi tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kiri dan kanan akan naik turun. Tetapi terdapat ketika salah satu sisi dari variabel tersebut tidak mengalami perubahan. Berikut ini merupakan gambar ilustrasi kurva bentuk bahu:



Gambar 2.4 Ilustrasi Kurva Bentuk Bahu

Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

2.1.2.2 Fungsi-Fungsi Implikasi

Dalam setiap aturan yang berbasis *fuzzy* akan memiliki hubungan dengan suatu relasi *fuzzy* dimana terdapat dua jenis proposisi *fuzzy* (Kusumadewi, 2002) yaitu:

a. *Conditional Fuzzy Proposition*

Pada jenis ini terdapat penggunaan pernyataan IF, Secara umum dapat di ilustrasikan sebagai berikut:

$$IF \text{ "x" is A THEN "Y" is B. (2.1)}$$

Dimana x dan y merupakan skalar, dengan A dan B merupakan variabel dalam bentuk linguistik (kecil, sedang, besar). Proposisi yang mengikuti IF tersebut dinamakan

sebagai anteseden, sedangkan yang mengikuti THEN adalah konsekuen. Proposisi ini dapat diperluas dengan menggunakan penghubung *fuzzy*, seperti:

$$IF(X1 \text{ is } A1) * (X2 \text{ is } A2) * \dots * (Xn \text{ is } An) THEN Y \text{ is } B \dots \dots \dots (2.2)$$

Dengan “*” merupakan operator (contoh : AND atau OR)

b. *Unconditional Fuzzy Proposition*

Pada jenis ini tidak menggunakan pernyataan IF. Secara umum dapat diilustrasikan sebagai berikut:

$$X \text{ is } A \dots \dots \dots (2.3)$$

Dengan X merupakan skalar, dan A adalah variabel linguistik.

Proposisi yang tidak terkondisi selalu diterapkan menggunakan model operator “AND”, hal ini dapat terjadi berdasarkan bagaimana proposisi tersebut diterapkan, dapat membatasi daerah *output* , bisa juga mendefinisikan default daerah solusi (jika tidak terdapat aturan terkondisi yang dieksekusi)

Didalam Kusumadewi & Purnomo (2004) terdapat beberapa pendekatan dalam membentuk struktur FIS. Berikut ini merupakan penjelasan mengenai masing-masing metode Mamdani, dan Takagi Sugeno.

1. Metode Mamdani

Metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975 dan sering dikenal sebagai metode *Max-Min*. Dalam memperoleh *output* pada metode ini dibutuhkan empat tahapan sebagai berikut:

a. Pembentukan himpunan *fuzzy*

Setiap variabel *input* maupun *output* dibagi menjadi satu atau lebih himpunan *fuzzy*

b. Aplikasi fungsi implikasi

Fungsi implikasi yang digunakan metode Mamdani adalah *Min*.

c. Komposisi aturan

Terdapat 3 aturan yang digunakan dalam melakukan FIS , yaitu *max*, *additive*, dan probabilistik OR

Metode Max, pada metode ini himpunan *fuzzy* diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum aturan, kemudian menggunakannya untuk memodifikasi daerah *fuzzy*, dan mengaplikasikannya ke *output* dengan menggunakan operator OR (*union*). Secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_{sf}[X_i] = \max(\mu_{sf}[X_i], \mu_{kf}[X_i]) \dots \dots \dots (2.4)$$

Metode Additive (Sum)

Solusi himpunan *fuzzy* pada metode ini diperoleh dengan melakukan *bounded-sum* terhadap semua *output*, secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_{sf}[X_i] = \min(1, \mu_{sf}[X_i] + \mu_{kf}[X_i]) \dots \dots \dots (2.5)$$

Metode Probabilistik OR

Solusi himpunan *fuzzy* diperoleh dengan cara melakukan *product* terhadap semua *output* daerah *fuzzy*. Secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mu_{sf}[X_i] = (\mu_{sf}[X_i] + \mu_{kf}[X_i]) - ((\mu_{sf}[X_i] * \mu_{kf}[X_i])). \dots \dots \dots (2.6)$$

Keterangan :

$\mu_{sf}[X_i]$ = nilai keanggotaan solusi *fuzzy* sampai aturan ke-i

$\mu_{kf}[X_i]$ = nilai keanggotaan konsekuen *fuzzy* sampai aturan ke-i

d. Penegasan (*defuzzy*)

Input yang dimasukkan dalam prose *defuzzy* merupakan suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi *rule fuzzy*. Kemudian *output* yang diperoleh adalah suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy* tersebut. Terdapat beberapa metode *defuzzy* yang dapat digunakan pada komposisi aturan Mamdani, diantaranya: Metode Centroid, Metode *Bisektor*, Metode *Mean of Maximum* (MOM), Metode *Largest of Maximum* (LOM), dan Metode *Smallest of Maximum* (SOM).

2. Metode Sugeno

Metode Sugeno diperkenalkan oleh Takagi Sugeno Kang pada tahun 1985. Pada metode Sugeno ini dapat dikategorikan hampir sama dengan penalaran pada metode Mamdani, hanya saja *output* yang merupakan konsekuen tidak berupa himpunan *fuzzy*, melainkan konstanta atau berupa persamaan linear. Terdapat 2 pendekatan pada metode Sugeno ini, sebagai berikut:

a. Model *fuzzy* Sugeno Orde-Nol

$$\text{IF} (X_1 \text{ is } A_1) * (X_2 \text{ is } A_2) * \dots * (X_n \text{ is } A_n) \text{ THEN } z=k \dots \dots \dots (2.7)$$

Dengan k adalah konsekuen yang memiliki konstanta tegas

b. Model *fuzzy* Sugeno Orde-1

$$\text{IF} (X_1 \text{ is } A_1) * (X_2 \text{ is } A_2) * \dots * (X_n \text{ is } A_n) \text{ THEN } z= p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q \quad (2.8)$$

Dimana p dan q merupakan konsekuen yang memiliki konstanta tegas.

2.1.3 Fuzzy Clustering

Cluster merupakan teknik pengelompokan yang dilakukan oleh para pengambil keputusan hingga menjadi beberapa kelompok kecil, berdasarkan kesamaan karakteristik, dengan dibutuhkan suatu mekanisme ataupun aturan-aturan tertentu (Kusumadewi & Hartati, 2006). Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan pengelompokan, diantaranya: metode pengelompokan Hirarki, Pengelompokan, Non-hirarki, *fuzzy Clustering*, dan *Subtractive Clustering*..

Kusumadewi dan Purnomo (2004) menjelaskan Teori himpunan *fuzzy* dapat memberikan solusi jawaban terhadap permasalahan yang mengandung ketidakpastian. Beberapa kasus, seperti nilai keanggotaan yang kemudian akan menjadi 0 atau 1, dimana teori dasar tersebut dapat digolongkan kepada teori himpunan biasa, dan himpunan *fuzzy* akan menjadi himpunan *crisp* tradisional. Dalam hal ini muncul dua permasalahan baru, yaitu: “seberapa besar keaburan pada suatu himpunan *fuzzy* ?” dan “seberapa dekat persamaan antara 2 himpunan *fuzzy* ?”. kedua permasalahan tersebut dapat membentuk suatu konsep ukuran *fuzzy* (*fuzzy measure*), dan ukuran kesamaan (*similarity measure*).

Ukuran kesamaan didalam himpunan *fuzzy* digunakan untuk menunjukkan derajat perbedaan antara 2 himpunan *fuzzy*. Perbedaan antara premis suatu aturan dengan *input fuzzy* kemudian dapat digunakan dalam menentukan nilai α pada suatu aturan (Kusumadewi & Purnomo, 2004).

2.1.3.1 Fuzzy Subtractive Clustering

Pemodelan yang digunakan untuk membuat model estimasi pada *fuzzy subtractive clustering* menggunakan peraturan IF-THEN merupakan pemodelan *fuzzy* dari Tipe Takagi-Sugeno. Perlu diketahui bahwa dalam banyak situasi, pemeriksaan *rule* secara manual tidak sepenuhnya mampu mengidentifikasi semua peraturan, Oleh karena itu dalam situasi seperti ini dapat dilakukannya teknik *clustering fuzzy* (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013).

Tujuan utama dari pengelompokan *fuzzy* adalah mengenali dan mengklasifikasikan pola yang serupa dari kumpulan data yang besar menjadi beberapa kelompok (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Ada beberapa metode pengelompokan *fuzzy* yang telah dikembangkan dalam literatur, yang paling umum

digunakan adalah *clustering C-means fuzzy* (Bezdek, 1981), dan pengelompokan menggunakan subtraktif (Chiu, 1994).

Pengelompokan menggunakan subtraktif menganggap setiap titik data merupakan bukan titik yang dijadikan pusat *cluster* dimana setiap titik data akan dipertimbangkan menjadi pusat *cluster* (Lohani, Goel, & Bhatia, 2006). Kusumadewi (2002) menjelaskan didalam bukunya mengenai Konsep dasar metode ini adalah menentukan setiap titik dari masing-masing data yang memiliki densitas tinggi terhadap titik-titik (data disekitarnya). Titik dengan jumlah tetangga yang paling banyak akan dijadikan sebagai pusat *cluster*. Kemudian titik yang akan dijadikan pusat *cluster* akan dikurangi densitasnya. Selanjutnya algoritma akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan pusat *cluster* lainnya. Dimana hal ini dilakukan secara berulang-ulang hingga semua titik (data) diuji.

Apabila terdapat sebanyak n data dimana data tersebut dalam keadaan normal maka densitas titik data dapat dihitung sebagai berikut:

$$D_i = \sum_j^n \exp \left[- \frac{\| X_i - X_j \|^2}{(ra/2)^2} \right], \dots\dots\dots (2.9)$$

Dengan ra merupakan konstanta positif yang menggambarkan radius ke sekitar titik pusat. Kemudian setelah menghitung densitas setiap titik secara keseluruhan, maka titik yang memiliki densitas tertinggi akan dijadikan sebagai pusat *cluster*. Contohnya x merupakan titik yang terpilih sebagai pusat *cluster*, sedangkan D_{c1} merupakan densitasnya. Untuk berikutnya densitas dari setiap titik disekitarnya akan dikurangi menjadi:

$$D_i = D_i - D_k \sum_j^n \exp \left[- \frac{\| X_i - X_{c_k} \|^2}{(rb/2)^2} \right] \dots\dots\dots (2.10)$$

Dimana rb merupakan konstanta positif. Hal ini berarti bahwa setiap titik yang berda disetiap pusat *cluster* akan mengalami pengurangan densitas secara besar-besaran. Hal ini dapat menyebabkan sulitnya titik tersebut untuk dapat menjadi pusat *cluster* berikutnya. Nilai rb menunjukkan suatu lingkungan dimana yang mengakibatkan berkurangnya densitas pada titik-titik yang berada disekitarnya. Biasanya rb lebih besar dari ra dimana $rb = \text{squash factor} * ra$ (*squash factor* biasanya = 1,5). Setelah densitas masing-masing diperbaiki maka selanjutnya akan dicari pusat *cluster* yang berikutnya,

setelah diperoleh pusat *cluster* berikutnya maka setiap titik akan diperbaiki densitasnya kembali, dan demikian seterusnya hingga beberapa iterasi.

Pada pengimplementasiannya, dapat digunakan dua parameter pembanding, yaitu *accept ratio* dan *reject ratio*. Dimana beberapa aturan yang terbentuk dari kedua parameter ini, sebagai berikut:

- a. Jika potensi tertinggi titik data dibagi dengan potensi tertinggi titik pertama kali dari iterasi pertama lebih besar dari *accept ratio*, maka titik tersebut diterima sebagai pusat *cluster* baru.
- b. Jika potensi tertinggi titik data dibagi dengan potensi tertinggi titik pertama kali dari iterasi pertama lebih berada di rentang *accept* dengan *reject ratio*, maka titik tersebut dapat diterima sebagai pusat *cluster* baru hanya jika titik tersebut berada dilokasi yang cukup jauh dengan pusat *cluster* lainnya.
- c. Jika potensi tertinggi titik data dibagi dengan potensi tertinggi titik pertama kali dari iterasi pertama lebih kecil dari *accept ratio* maupun *reject ratio*, maka titik tersebut dipastikan untuk tidak dapat menjadi pusat *cluster* baru.

Dari uraian diatas dapat diketahui bahwa FSC memiliki 4 parameter yaitu radius kluster (r_a), dengan batas penerimaan atas ($\bar{\varepsilon}$) dan batas penolakan bawah ($\underline{\varepsilon}$) dan *squash factor* (η). Keempat parameter ini akan mempengaruhi banyaknya aturan dan ukuran kesalahan (Kusumadewi, 2002).

- a) *Squash factor* digunakan untuk mengalikan nilai radius, dalam menentukan pusat *cluster* yang berada didekatnya dimana keberadaanya terhadap pusat *cluster* lainnya akan dikurangi (*default* = 1,25)
- b) *Accept ratio* digunakan untuk mengatur potensial setiap anggota yang akan menjadi pusat *cluster*. Jika terdapat anggota memiliki potensi diatas nilai *accept ratio* maka diharapkan dapat menjadi *cluster centere* (*default* = 0,5)
- c) *Reject ratio* digunakan untuk mengatur potensial setiap anggota yang akan menjadi pusat *cluster*. Apabila terdapat anggota yang memiliki potensi dibawah nialai *reject ratio* maka anggota tersebut tidak akan pernah menjadi *cluster centere* (*default*= 0,15)
- d) Radius *cluster* digunakan sebagai jarak yang akan digunakan dalam membentuk anggota kelompok dari setiap *cluster*. Semakin tinggi nilai radius

maka *jumlah cluster* juga akan semakin sedikit, serta dominana menghasilkan nilai *error* yang tinggi.

2.1.3.2 Membentuk *FIS* dengan *Subtractive Clustering*

Pembentukan *FIS* dari hasil *cluster* ini, dapat menggunakan metode *fuzzy inference system* model Takagi Sugeno orde satu pada persamaan (2.8). Apabila terdapat jumlah variabel *input* sebanyak *m* data dan variabel *output* biasanya 1. Dari persamaan (2.8) maka akan terbentuk aturan sebagai berikut.

$$\text{IF} (X_1 \text{ is } A_{m1}) \text{ o } (X_2 \text{ is } A_{m2}) \text{ o} \dots \text{ o } (X_n \text{ is } A_{rm}) \text{ THEN } z= k_{r1} * x_1 + \dots + k_{rm} * x_m + k_{r0} \dots \dots \dots (2.11)$$

Keterangan:

A_{ij} : himpunan *fuzzy* aturan ke-*i* variabel ke-*j* sebagai anteseden

k_{ij} : koefisien persamaan *output fuzzy* aturan ke-*i* variabel ke-*j* ($i=1,2\dots r$; $j=1,2\dots j$),

dan k_{i0} merupakan konstanta persamaan *output fuzzy* aturan ke-*i*

o : menunjukkan operator yang digunakan dalam anteseden.

Jumlah aturan (*r*) yang terbentuk, sama dengan jumlah *cluster* yang terbentuk, dalam memudahkan komputasi, matriks *K* yang berukuran $r \times (m+1)$

$$\begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} & \dots & K_{1m} & K_{10} \\ K_{21} & K_{22} & \dots & K_{2m} & K_{20} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ K_{r1} & K_{r2} & \dots & K_{rm} & K_{r0} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (2.12)$$

Disusun menjadi satu vektor *k*:

$$K = [K_{11} \ K_{12} \ \dots \ K_{1m} \ K_{10} \ K_{21} \ K_{22} \ \dots \ K_{2m} \ K_{20} \ \dots \ K_{r1} \ K_{r2} \ \vdots \ K_{rm} \ K_{r0}]^T \dots \dots (2.13)$$

Berukuran $r * (m+1)$

Apabila terdapat *n* titik data, derajat keanggotaan setiap titik data *i* dalam setiap *cluster* *k* dengan menggunakan fungsi *gauss* seperti berikut:

$$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij}-c_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \dots\dots\dots(2.14)$$

Untuk algoritma *subtractive* pada bagian ini derajat keanggotaan melibatkan variabel *input* saja. Untuk berikutnya nilai $j=1,2,\dots,m$ (m adalah jumlah variabel *input*). Kemudian derajat keanggotaan setiap data i dalam *cluster* k dapat dikalikan dengan setiap atribut j dari data i , sebagai contoh dapat dinamai sebagai d_{ij}^k :

$$d_{ij}^k = X_{ij} * \mu_{ki} \text{ dan } d_{i(m+1)}^k = X_{ij} * \mu_{ki} \dots\dots\dots(2.15)$$

Proses normalisasi dapat dilakukan dengan cara membagi d_{ij}^k dan $d_{i(m+1)}^k$ dengan jumlah derajat keanggotaan setiap titik data i pada *cluster* k , diperoleh:

$$d_{ij}^k = \frac{d_{ij}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \dots\dots\dots(2.16)$$

$$d_{i(m+1)}^k = \frac{d_{i(m+1)}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \dots\dots\dots(2.17)$$

Kemudian, untuk langkah berikutnya adalah membentuk matriks U yang berukuran $n \times (r*(m+1))$ dengan:

- | | | | |
|-----------------|------------------|-------------------------|------------------|
| a) u_{i1} | : d_{i1}^1 | g) $u_{i(2m)}$ | : d_{im}^2 |
| b) u_{i2} | : d_{i2}^1 | h) $u_{i(2m+1)}$ | : $d_{i(m+1)}^2$ |
| c) u_{im} | : d_{im}^1 | i) $u_{i(r*(m+1)-m)}$ | : d_{i1}^r |
| d) $u_{i(m+1)}$ | : $d_{i(m+1)}^1$ | j) $u_{i(r*(m+1)-m+1)}$ | : d_{i2}^r |
| e) $u_{i(m+2)}$ | : d_{i1}^2 | k) $u_{i(r*(m+1)-1)}$ | : d_{im}^r |
| f) $u_{i(m+3)}$ | : d_{i2}^2 | l) $u_{i(r*(m+1))}$ | : $d_{i(m+1)}^r$ |

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1m} & u_{1(m+1)} & u_{1(m+2)} & \dots & u_{1(r*(m+1))} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2m} & u_{2(m+1)} & u_{2(m+2)} & \dots & u_{2(r*(m+1))} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \dots & u_{nm} & u_{n(m+1)} & u_{n(m+2)} & \dots & u_{n(r*(m+1))} \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.18)$$

Vektor z sebagai vektor *output* berbentuk:

$$Z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n]^T \dots\dots\dots(2.19)$$

Dari vektor k , matriks U , dan vektor z ini dapat dibentuk suatu sistem persamaan linear yang berbentuk

$$U^*k = z \dots\dots\dots(2.20)$$

Dalam mencari nilai koefisien *output* pada tiap-tiap aturan pada setiap variabel (k_{ij} , $i=1,2,\dots,r$; dan $j=1,2,\dots,m+1$). Matriks U bukanlah matriks bujursangkar, sehingga untuk menyelesaikan persamaan tersebut dapat digunakan metode kuadrat kecil.

Untuk membentuk anteseden, setiap variabel *input* juga akan terbagi juga akan terbagi menjadi r himpunan *fuzzy*, dimana setiap himpunan memiliki fungsi keanggotaan *Gauss*, dengan derajat keanggotaan data X_i , variabel ke- j , himpunan ke- k diformulakan sebagai berikut:

$$\mu_{var-j}: Himp - k^{[X_i]} = e^{-\frac{(X_{ij}-C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \dots\dots\dots(2.21)$$

Dengan aturan-aturan sebagai berikut:

[R1] : IF (X_{i1} is V1H1) o (X_{i2} is V2H1) o o (X_{im} is VmH1) THEN $Y=Z_1$

[R2] : IF (X_{i1} is V1H2) o (X_{i2} is V2H2) o o (X_{im} is VmH2) THEN $Y=Z_2$

[R3] : IF (X_{i1} is V1H3) o (X_{i2} is V2H3) o o (X_{im} is VmH3) THEN $Y=Z_3$

.....

[R_r] : IF (X_{i1} is V1H_r) o (X_{i2} is V2H_r) o o (X_{im} is VmH_r) THEN $Y= Z_r$

2.1.4 Indeks Evaluasi Pengukuran Performansi Hasil Estimasi

Terdapat empat jenis indeks evaluasi pengukuran hasil estimasi yaitu RMSE (*Root Mean Square Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), VAF (*Variance Account For*), dan R^2 (Koefisien Determinasi) (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Empat indeks evaluasi tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut:

2.1.4.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Dalam mengevaluasi hasil peramalan dapat menggunakan metode MSE (*Mean Square Error*). MSE digunakan untuk melihat indeks perbedaan antara hasil yang diberikan oleh model dengan nilai aktual.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (A_i - P_i)^2}{N} \dots\dots\dots(2.22)$$

Dimana :

N : Jumlah Data

A_i : Nilai aktual pada periode ke-i

P_i : Nilai hasil estimasi pada periode ke-i

RMSE merupakan indeks pengakaran nilai dari hasil MSE yang telah dihitung sebelumnya. RMSE digunakan dalam mencari nilai akurasi hasil permalan apabila menggunakan data historis. Semakin kecil nilai RMSE maka semakin bagus pula model peramalan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (A_i - P_i)^2}{N}} \dots\dots\dots(2.23)$$

2.1.4.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Pengukuran performansi hasil estimasi juga dapat dilakukan dengan metode ini. Perbedaan metode ini dengan MSE adalah perhitungan dalam MAPE di absolutkan, kemudian dilakukan perhitungan persentase terhadap data asli. Hasil persentase tersebut akan berbentuk nilai *mean* terhadap nilai asli. Jika nilai MAPE berada direntang 10% hingga 20%, maka model estimasi dapat dikategorikan bagus, dan jika nilai MAPE berada dibawah angka 10%, maka model estimasi dikategorikan sangat bagus (Septiawan & Astuti, 2016).

$$MAPE = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N |A_i - P_i|}{A_i} \times 100\% \dots\dots\dots(2.24)$$

2.1.4.3 Variance Account For (VAF)

Metode VAF merupakan metode berdasarkan variansi yang menggambarkan perbedaan antara variansi nilai aktual dengan nilai hasil estimasi. Model dapat dikatakan semakin akurat apabila nilai VAF menunjukkan angka yang mendekati nilai 100%.

$$VAF = \left(1 - \frac{VAR(A_i - P_i)}{VAR(A_i)} \right) \times 100\% \dots\dots\dots(2.25)$$

2.1.4.4 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi (R^2) merupakan nilai positive yang menunjukkan seberapa kuat variabel *dependent* dapat dijelaskan oleh variabel *independent* dan dengan kata lain, seberapa baik model sesuai dengan data. R^2 dapat menghasilkan nilai antara 0 hingga 1, dimana apabila nilai semakin mendekati 1 maka terdapat korelasi yang kuat antara variabel *input* dan *output*, dan juga sebaliknya apabila nilai koefisien determinasi mendekati 0, maka korelasi antara variabel *input* dan *output* semakin lemah.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (A_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A}_i)^2} \dots \dots \dots (2.26)$$

Dimana \bar{A}_i merupakan nilai rerata *output* aktual.

2.1.5 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Inflasi

Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi inflasi secara langsung maupun tidak langsung. Menurut penelitian yang telah dilakukan oleh Thakur *et. Al* (2016) terdapat beberapa faktor kritis yang diidentifikasi dalam memberikan dampak terhadap inflasi sebagai berikut:

1. Kurs (*Exchange Rate*)

Lipsey *et al* (1990) menjelaskan didalam bukunya mengenai Kurs atau nilai tukar (*exchange rate*) adalah suatu mata uang terhadap mata uang lainnya merupakan bagian dari valuta asing. Nilai tukar valuta asing adalah harga dimana penjualan dan pembelian valuta asing berlangsung; nilai tukar merupakan jumlah nilai mata uang dalam Negeri yang harus dibayarkan dalam memperoleh suatu mata uang asing.

Kurs atau nilai tukar memiliki dua komponen yaitu mata uang asing dan mata uang dalam Negeri dan dapat di kutip secara langsung maupun tidak langsung. Depresiasi didalam *exchange rate* memiliki dampak dalam menaikkan harga impor dan mengurangi harga ekspor. Jika permintaan impor turun dan permintaan ekspor tinggi, maka permintaan agregat akan naik dan akan menghasilkan peningkatan inflasi (Thakur, Bhattacharyya, & Mondal, 2016).

2. Ekspor dan Impor (*Export and Import*)

Ekspor merupakan kegiatan pengiriman barang yang diproduksi dari dalam Negeri dan dijual ke luar Negeri, sebagai kebalikan dari ekspor, Impor merupakan pembelian barang dari luar Negeri yang juga di produksi di luar Negeri. Menurut Sukirmo (2010) keuntungan dalam melakukan ekspor yaitu dapat memperluas pasar, memperluas lapangan pekerjaan, serta menambah cadangan devisa Negara. Kegiatan impor juga dapat merangsang kegiatan investasi, jika barang yang di impor berupa barang modal, barang mentah, barang setengah jadi dalam memenuhi kebutuhan industri (Sedyaningrum, Suhadak, & Nuzula, 2016).

Apabila jumlah impor meningkat, hal ini akan mengurangi permintaan lokal dan akan menarik inflasi. Jadi sebuah kenaikan perbelanjaan impor, *ceteris paribus*, mengurangi belanja konsumen pada barang lokal dan maka mengurangi tekanan inflasi domestik (Mccarthy, 2000). Pada hal lainnya ketika sebuah Negara cenderung untuk memperoleh maksimum kurs atau nilai tukar dan ekspor lebih tanpa mempertimbangkan komoditas penggunaan barang lokal, hal ini menghasilkan kekurangan komoditas penggunaan barang lokal di rumah dimana harga akan naik. Mengacu kepada Pakistan, kegagalan dari skema ekspor selama 1950 merupakan contoh paling umum dari jenis penyebab inflasi.

3. Peredaran Uang (*Money Supply*)

Terdapat dua defenisi jumlah uang beredar berdasarkan pendekatan transaksional dan pendekatan likuiditas (Akhirson & Herusetto, 2016). Dari sisi Pendekatan transaksional jumlah uang beredar merupakan uang yang dibutuhkan dalam bertransaksi, pendekatan tersebut digunakan menghitung jumlah uang beredar dalam arti sempit yang dapat juga disebut dengan M1. M1 merupakan jenis uang kartal dan uang giral yang dapat digunakan sebagai alat tukar. Berdasarkan pendekatan likuiditas uang beredar merupakan uang yang digunakan untuk bertransaksi ditambah uang kuasai atau dapat disebut juga dengan M2. Menurut Lipsey *et al* (1990) menjelaskan didalam bukunya mengenai M2 juga dapat diartikan sebagai M1 yang dijumlahkan dengan seluruh jenis deposito yang berjangka pendek, termasuk juga rekening pasar uang serta pinjaman sementara (semalam) antar bank.

Known *et al* (2006) melakukan pengujian hubungan antara inflasi dan peningkatan peredaran uang. Dalam percobaannya menghasilkan bahwa

Semakin tinggi jumlah uang yang beredar, maka inflasi juga akan semakin tinggi.

4. Cadangan Devisa (*Foreign Reserves*)

Cadangan devisa (*foreign reserves*) merupakan indikator yang penting dalam memandang sejauh mana suatu negara dalam melakukan perdagangan internasional dan juga dapat dijadikan sebagai acuan yang menggambarkan kuat atau lemahnya kondisi perekonomian suatu Negara. Cadangan devisa di Indonesia yang merupakan sebagai sumber pembiayaan dalam perdagangan luar Negeri dipertanggung jawabkan oleh bank sentral Negara Indonesia (Bank Indonesia) sebagai mana Undang-Undang No,3 tahun 2004 yang telah berlaku (Uli, 2016).

Lin and Wang (2005) membuat model yang menyimpulkan bahwa inflasi akan menjadi tinggi jika cadangan devisa kuat. Berdasarkan teori kuantitas uang, akumulasi dari devisa dapat mengakibatkan tekanan inflasi apabila ekspansi moneter tidak sepenuhnya disterilisasi dan melebihi pertumbuhan permintaan uang.

5. Harga Emas (*Gold Price*)

Emas juga merupakan lambang kekayaan dari suatu Negara. Emas juga merupakan alat pembayaran secara internasional (Sayoga & Tan, 2017). Selama semua Negara mengikuti standar emas, masyarakat pada suatu Negara akan dapat melakukan pembayaran kepada orang lain pada Negara lain (Lipsey, Steiner, & Purvis, 1990).

Menurut Mahdavi dan Zou (1997) dalam Thakur *et al* (2016) mendiskusikan mengenai harga emas dan inflasi selalu terlihat sebagai hubungan dalam hubungan sebab dan akibat. Inflasi akan mengikuti arah yang sama jika harga emas mengalami perubahan naik atau turun.

6. Harga Minyak (*Oil Price*)

Hanafiah *et al* (2015) menjelaskan mengenai minyak dunia bahwa Pada umumnya jenis minyak mentah yang digunakan sebagai acuan minyak dunia adalah *West Texas Intermediate* (WTI) dan ukuran yang digunakan dalam mengukur massa minyak adalah *barrel*. WTI merupakan golongan minyak mentah yang berkualitas tinggi, dikarenakan jenis minyak ini mengandung belerang yang rendah dan sangat bagus jika dijadikan sebagai bahan bakar. Oleh karena itu harga

minyak dunia ini dijadikan patokan perdagangan minyak di dunia. Setiap Negara menggunakan bahan bakar baik untuk transportasi maupun sebagai sumber energi. Maka dari itu secara tidak langsung terdapat pengaruh yang diakibatkan oleh naiknya harga minyak pada sektor impor dan ekspor suatu Negara.

Castilo *et al* (2010) mencoba menemukan hubungan antara rata-rata inflasi dan harga minyak. Harga minyak dan inflasi selalu terlihat sebagai hubungan sebab akibat yang saling terhubung. Ketika harga minyak naik dan turun maka inflasi akan mengikuti searah naik atau turunnya harga minyak. Hal ini dapat terjadi karena minyak merupakan *input* utama didalam perekonomian dan biaya pembuatan produk akan semakin meningkat jika biaya *input* (energi) juga meningkat.

2.2 Kajian Induktif

Terdapat beberapa penelitian yang menggunakan konsep pembangunan model estimasi dalam memprediksi nilai pada sistem pendukung keputusan. Chamzini *et al* (2013) yang memiliki objek penelitian di tambang batubara tabas yang terletak dilingkungan gurun terpencil selatan kota tabas di Iran. Penelitian ini menggunakan metode *fuzzy* berdasarkan *subtractive clustering* untuk mengestimasi performansi *road header* sebagai peralatan dalam menunjang pembangunan proyek yang akan digunakan. Beberapa variabel prediktor yang digunakan dalam mengestimasi performansi seperti UCS, BTS, RQD, SE dan Alpha. Peneliti menggunakan radius 0.2 dalam menentukan jumlah *cluster* yang terbentuk, dimana teknik ini menggunakan pendekatan subjektifitas peneliti dalam menentukan radius dengan nilai *error* sebesar 1,889. Hasil dari penelitian ini menunjukkan model yang terbentuk dari *fuzzy* berdasarkan subtraktif mampu dalam menemukan hubungan yang kompleks antara performansi *road header* dengan variabel-variabel prediktor yang ditentukan sebelumnya. Dimana memiliki parameter hasil pengujian data *testing* sebesar 3,82 (MAPE), 1,89(RMSE), 0,967 (parameter korelasi), 96,493% (VAF).

MohanRao *et al* (2015) melakukan penelitian mengenai *subtractive clustering fuzzy expert system* untuk rekayasa aplikasi. Dalam penelitian ini digunakan untuk mengidentifikasi umur dari daya *transformator* minyak insulasi. Variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan variabel linguistik (*New Age, Medium Age,*

dan *Old Age*) dan begitu juga dari hasil keputusannya (indeks performansi). Penelitian ini mengemukakan dua jenis *membership function* untuk variabel keputusan, dimana salah satu jenisnya merupakan fungsi keanggotaan yang paling sesuai dan optimal untuk permasalahan penuaan minyak insulasi. Hasil perbandingan performansi menggunakan hasil spektroskopi menggunakan infrared ultraviolet dengan hasil estimasi menggunakan metode usulan sangat cocok dengan nilai performance index yang dihasilkan. Menunjukkan hasil estimasi yang sama, dimana 3 data pengujian memiliki keputusan NA, 4 data MA, dan 3 data OA.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Thakur *et al* (2016) membuat model estimasi inflasi di India menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) menggunakan beberapa variabel prediktor, yaitu produk domestik bruto, ekspor, impor, kurs, peredaran uang, cadangan devisa, harga emas, dan harga minyak. Dalam penelitian tersebut memperoleh hasil estimasi yang mendekati nilai aktual inflasi di tahun 2014. Didalam penelitian ini menyimpulkan bahwa hasil estimasi tidaklah mencapai 100% dikarenakan masih banyak faktor-faktor lain yang mempengaruhi inflasi dan tidak dipertimbangkan pada penelitian ini.

Penelitian lain yang juga dilakukan oleh Altug dan Cakmakli (2016) mengenai peramalan inflasi menggunakan ekspektasi survey dan target inflasi : pembuktian untuk Brazil dan Turkey. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data musiman indeks harga konsumen (CPI), ekspektasi survey inflasi, dan target inflasi untuk Brazil dan Turki. Penelitian ini menggunakan *framework* statistik dalam membuat model estimasi. Hasil penelitian ini memberikan *tool* yang berguna dalam menilai ketidaksesuaian antara target inflasi dan karakter ekspektasi inflasi di cakrawala yang berbeda.

Penelitian mengenai peramalan inflasi juga dilakukan oleh Enke dan Mahdiyev (2014) dengan menggunakan pendekatan pengelompokkan *fuzzy* berdasarkan subtraktif. Beberapa variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini seperti indeks produksi industri, indeks harga produsen, uang yang beredar mencakup M1 dan M2, tingkat bunga, dan nilai kurs dollar. Hasil RMSE (*Root Mean Square Error*) yang diperoleh dari akurasi model ini adalah sebesar 0.837, dimana nilai *error* ini merupakan nilai yang terendah jika dibandingkan dengan nilai *error* peramalan inflasi dengan menggunakan metode lain.

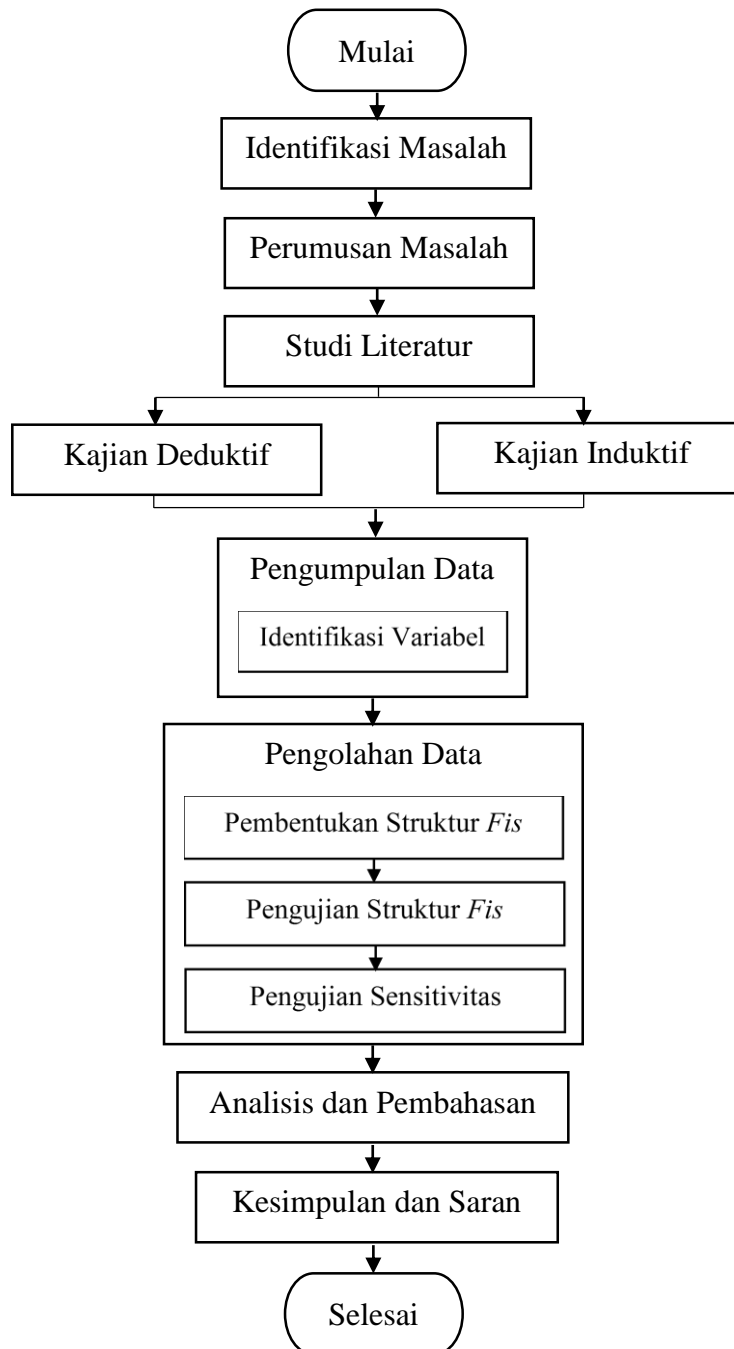
Penelitian lain yang juga dilakukan oleh Akhirson dan Herusetto (2016) mengenai penentuan tingkat inflasi di Indonesia dengan menggunakan pendekatan *Adaptive Neuro Fuzzy*. Didalam penelitian ini menggunakan beberapa variabel input seperti nilai tukar rupiah (kurs) terhadap dollar, uang beredar (M2), suku bunga PUAB, dan *output gap*. Dalam membentuk *fis* pada penelitian ini menggunakan algoritma subtraktif, dimana terbentuk 9 aturan *fuzzy* yang membentuk model *fuzzy*. Nilai rata-rata *error* yang dihasilkan dalam menguji model estimasi tingkat inflasi ini adalah sebesar 0.631. Hal ini dapat dikatakan bahwa hasil estimasi dengan menggunakan ANFIS subtraktif memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu dapat diketahui bahwa terdapat metode yang dapat digunakan dalam mengestimasi angka inflasi seperti ANFIS. Didalam penelitian ini akan digunakan metode *fuzzy subtractive clustering* dalam menentukan tingkat inflasi di Indonesia. Variabel masukan (*predictor*) yang digunakan dalam penelitian ini spesifik mengacu kepada penelitian yang dilakukan oleh Thakur *et al* (2016) dalam meramalkan inflasi di India sebanyak delapan variabel yaitu: nilai tukar rupiah terhadap dollar, ekspor, impor, peredaran uang M1 dan M2, cadangan devisa, harga emas dunia dan harga minyak dunia (*West Texas Intermediate*). Dari model ini akan diuji keakuratannya menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), koefisien determinasi (R^2), dan VAF (*Variance Account For*). Kemudian penulis akan menguji variabel mana yang paling sensitif dalam mempengaruhi inflasi di Indonesia dengan menggunakan metode *Cosine Amplitude Method* (CAM).

BAB III

METODE PENELITIAN

Bab ini mencakup penjelasan mengenai metode penelitian dimana terdiri dari beberapa tahapan yang dapat dilihat dari gambar 3.1 berikut



Gambar 3.1 *Flowchart* Alur Penelitian

Berdasarkan gambar *flowchart* alur penelitian diatas, dibawah ini merupakan uraian tahapan penelitian secara lengkap dijelaskan pada sub-sub bab berikut

3.1 Identifikasi Masalah

Analisis prediktif telah banyak digunakan pada masa sekarang melalui model yang dibangun berdasarkan berbagai metode peramalan yang berkembang. Pentingnya melakukan estimasi membuat banyak organisasi baik perindustrian maupun kelembagaan melakukan teknik estimasi guna menetapkan kebijakan untuk perubahan yang diinginkan pada masa yang akan datang. Bank Indonesia sebagai bank sentral ditugaskan untuk melakukan peramalan target inflasi setiap tahun, namun masih terdapat penyimpangan yang cukup signifikan antara target inflasi dengan nilai inflasi aktual. Untuk itu, dalam penelitian ini akan dilakukan pembentukan model estimasi tingkat inflasi Indonesia dengan menggunakan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* untuk meminimalkan tingkat kesalahan hasil estimasi target inflasi di Indonesia

3.2 Perumusan Masalah

Tahap ini menentukan rumusan masalah yang dijadikan sebagai tujuan penelitian serta sebagai acuan dalam penarikan kesimpulan. Berdasarkan identifikasi permasalahan, Penelitian ini akan mengembangkan sebuah model estimasi tingkat inflasi di Indonesia menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering* dengan mengikutsertakan beberapa faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Indonesia dimana akan dijadikan sebagai variabel *input* dalam penelitian ini. Hasil dari model estimasi tingkat inflasi akan diuji akurasi serta tingkat kesalahannya (*error*) sehingga penulis dapat memperoleh model estimasi tingkat inflasi yang baik.

3.3 Studi Literatur

Tujuan dari studi literatur ini adalah untuk menelusuri kajian-kajian yang bersifat relevan dengan penelitian ini. Pada umumnya, studi literatur terdiri dari kajian deduktif dan kajian induktif yang telah diuraikan sebagai berikut.

3.3.1 Kajian Deduktif

Kajian deduktif mencakup kajian-kajian yang bersifat teoritis para ahli terkait permasalahan serta metode yang digunakan dalam penelitian ini. Kajian deduktif dalam penelitian ini meliputi teori mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi, konsep *fuzzy* secara umum, hingga *fuzzy subtractive clustering* (pengelompokan *fuzzy* berdasarkan subtraktif).

3.3.2 Kajian Induktif

Kajian induktif mencakup kajian-kajian yang berasal dari penelitian terdahulu dimana kajian tersebut dapat dijadikan referensi maupun pembanding dengan penelitian yang dilakukan. Dengan adanya kajian induktif ini, penulis dapat menemukan perbedaan-perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian terdahulu dimana perbedaan yang diperoleh akan dijadikan sebagai acuan dalam penyempurnaan terhadap penelitian ini. Selain dari pada itu, hal ini juga digunakan dalam menghindari adanya indikasi replikasi dan plagiarisme dalam suatu penelitian.

3.4 Pengumpulan Data

Terdapat dua metode pengumpulan data dalam penelitian ini, yaitu:

a. Data Historis

Dalam membangun model estimasi tingkat inflasi di Indonesia berdasarkan beberapa variabel *predictor* yang dijadikan variabel *input* dalam penelitian ini. Adapun *variabel* maupun data inflasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis mengenai inflasi maupun variabel-variabel yang dibuthkan dari tahun 2003 hingga 2017 yang disajikan dalam bentuk bulanan (*monthly*).

b. Kajian Literatur

Kajian literatur merupakan pencarian informasi mengenai metode hingga isu-isu permasalahan pada penelitian ini melalui buku, jurnal, *website* pemerintahan, dan referensi ilmiah lainnya.

Didalam tahap pengumpulan data terdapat tahapan identifikasi variabel yang digunakan, variabel yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan studi literatur pada penelitian terdahulu. Data yang digunakan merupakan data-data bulanan yang telah disajikan oleh beberapa sumber dari bulan Januari 2003 hingga bulan Desember 2017. Terdapat delapan variabel *input* dan satu variabel *output* serta sumber perolehan data yang digunakan dalam penelitian ini, sebagai berikut.

1. Data Inflasi

Data inflasi merupakan data yang digunakan sebagai variabel *output*. Data historis inflasi yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *website* resmi Bank Indonesia (BI) (Bank Indonesia, Inflasi, 2018)

2. Cadangan Devisa Negara

Data cadangan devisa negara Indonesia digunakan sebagai variabel *input* dimana data historis cadangan devisa Negara Indonesia yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *website* resmi Bank Indonesia (BI) (Bank Indonesia, Statistika Ekonomi dan Keuangan (SEKI), 2018). Data cadangan devisa Negara Indonesia memiliki satuan USD (*United States Dollar*).

3. Kurs (Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD)

Data nilai tukar rupiah yang digunakan sebagai variabel *input* adalah data historis harga nilai mata uang USD terhadap rupiah (harga beli) dalam satuan rupiah. Data historis nilai tukar rupiah yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *website* resmi Bank Indonesia (BI) (Bank Indonesia, Informasi Kurs, 2018)

4. Jumlah Uang Rupiah yang Beredar (M1 dan M2)

Data jumlah uang rupiah yang beredar di Indonesia digunakan sebagai variabel *input*. Data jumlah uang beredar ini tergolong menjadi dua bagian yaitu M1 dan M2 dalam satuan Miliar Rupiah, dimana data tersebut diperoleh dari *website* resmi Kementrian perdagangan Republik Indonesia (Kementrian Perdagangan, 2018).

5. Ekspor dan Impor

Data ekspor dan impor digunakan sebagai variabel *input* dimana data historis ekspor dan impor Negara Indonesia yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *webstie* resmi Badan Pusat Statistik periode Februari 2018

(Badan Pusat Statistik I. , Ekspor-Import, 2018). Data ekspor dan impor yang yang disajikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) berupa nilai dalam satuan USD dan satuan Kilogram (Kg), maka data yang diambil merupakan data satuan kilogram (Kg) bukan dalam satuan nilai USD. Hal ini dikarenakan kurs *dollar* terhadap rupiah sering mengalami perubahan pada setiap tahunnya, oleh karena itu data ekspor yang dibutuhkan adalah data kuantitas satuan *massa*.

6. Harga Minyak Dunia

Data harga minyak dunia digunakan sebagai variabel *input*. Data jenis minyak dunia yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis WTI (*West Texas Intermediate*) dalam USD (*USD per barrel*). Jenis minyak dunia WTI pada umumnya menjadi standar acuan harga minyak dunia secara internasional (Hanafiah, Sudjana, & Sulasmiyati, 2015). Data minyak dunia diperoleh dari *website U.S. Energy Information Administration* dimana *website* ini merupakan *website* resmi milik pemerintahan Negara Amerika (U.S Energy Information, 2018)

7. Harga Emas Dunia.

Data harga emas dunia digunakan sebagai variabel *input* dimana data yang digunakan dalam bentuk bulnan (*monthly*) dari tahun 2003 hingga tahun 2017. Satuan yang digunakan dalam pengambilan data emas ini adalah *USD per troy ounce* (harga emas per *ounce* dalam mata uang dollar). Data harga emas dunia diperoleh dari Bank dunia melalui *website* Indeks Mundi (IndexMundi, 2018).

3.5 Pengolahan Data

Tahap berikutnya dalam penelitian ini adalah pengolahan data dengan menggunakan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* dengan *software* yang digunakan adalah *software MATLAB*. Pada umumnya, proses pengolahan data dengan *Fuzzy Subtractive Clustering* dapat diuraikan sebagai berikut

3.5.1 Pembentukan Struktur FIS (*Fuzzy Inference System*)

Dalam pengolahan data menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering* terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan terlebih dahulu yang diuraikan sebagai berikut:

1. *Preprocessing Data*

Preprocessing data yang dilakukan adalah dengan cara normalisasi data dengan tujuan untuk mengubah data yang akan diolah ke dalam skala tertentu (dalam rentang 0 hingga 1) dengan menggunakan persamaan (3.1)

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \dots \dots \dots (3.1)$$

Keterangan:

X_{norm} = Data Ternormalisasi

X_{min} = Data variabel X yang terkecil

X_{max} = Data variabel X yang terbesar

2. Pembagian Data Pelatihan (*training*) dan Pengujian (*Testing*)

Data pelatihan merupakan data yang digunakan dalam membangun model *FIS* yang akan terbentuk. Sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji model yang telah dibangun dengan menggunakan data yang tidak diikutsertakan dalam pembuatan model (data pengujian). Tidak terdapat aturan pasti dalam penentuan rasio antara data pengujian dan data pelatihan. Penelitian yang dilakukan oleh Chamzini *et al* (2013) menggunakan data *trainig* sebesar 43 data dan data *testing* sebesar 16 data dimana pemilihan data tersebut dipilih secara acak. Dalam membangun model estimasi tingkat inflasi, pada penelitian ini akan diuji beberapa mekanisme mengenai tingkat rasio yang digunakan sebagai data *training* dan *testing*.

3. *Processing Data*

Setelah *preprocessing* data dilakukan, maka tahap berikutnya adalah pengolahan data *training* dalam membentuk model *Fuzzy Inference System* (*FIS*) menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering*. Dalam *processing* data memerlukan 4 parameter yang digunakan untuk pembentukan model *FIS* yaitu 3 parameter mengikuti ketentuan standar berupa *squash factor* sebesar 1,5, *Accept ratio* dan *reject ratio* masing-masing sebesar 0,5 dan 0,2 (Kusumadewi & Purnomo, 2004) serta nilai radius (*r*) yang digunakan adalah nilai dari rentang 0 hingga 1 (untuk memperoleh jumlah *cluster* yang optimal).

3.5.2 Pengujian Struktur FIS (*Fuzzy Inference System*)

Pada tahap ini, pengujian struktur FIS dilakukan untuk mengetahui performansi model yang telah terbentuk terhadap data-data baru (data *testing*) yang tidak diikutsertakan dalam proses pembuatan model (data *training*). Pada tahap ini akan dilakukan pengujian performansi hasil dari estimasi model dengan menggunakan persamaan (2.9), (2.10), (2.11), dan (2.12) yang merupakan beberapa parameter seperti MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), R^2 (Koefisien Determinasi), dan VAF (*Variance Account For*).

3.6 Pengujian Sensitivitas

Pengujian sensitivitas dilakukan untuk menemukan hubungan antara variabel *input* dengan variabel *output*, dengan kata lain untuk mengidentifikasi urutan variabel-variabel *predictor* yang sangat sensitif dalam mempengaruhi tingkat inflasi (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013). Metode yang digunakan dalam analisis sensitivitas ini adalah metode CAM (*Cosine Amplitude Method*) yang digunakan oleh Chamzini *et al* (2013) untuk menemukan variabel yang sangat sensitif dalam mempengaruhi *road header performance* melalui persamaan sebagai berikut:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m x_{ik}x_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{ik}^2 \sum_{k=1}^m x_{jk}^2}}, \quad 0 \leq r_{ij} \leq 1 \dots\dots\dots(3.2)$$

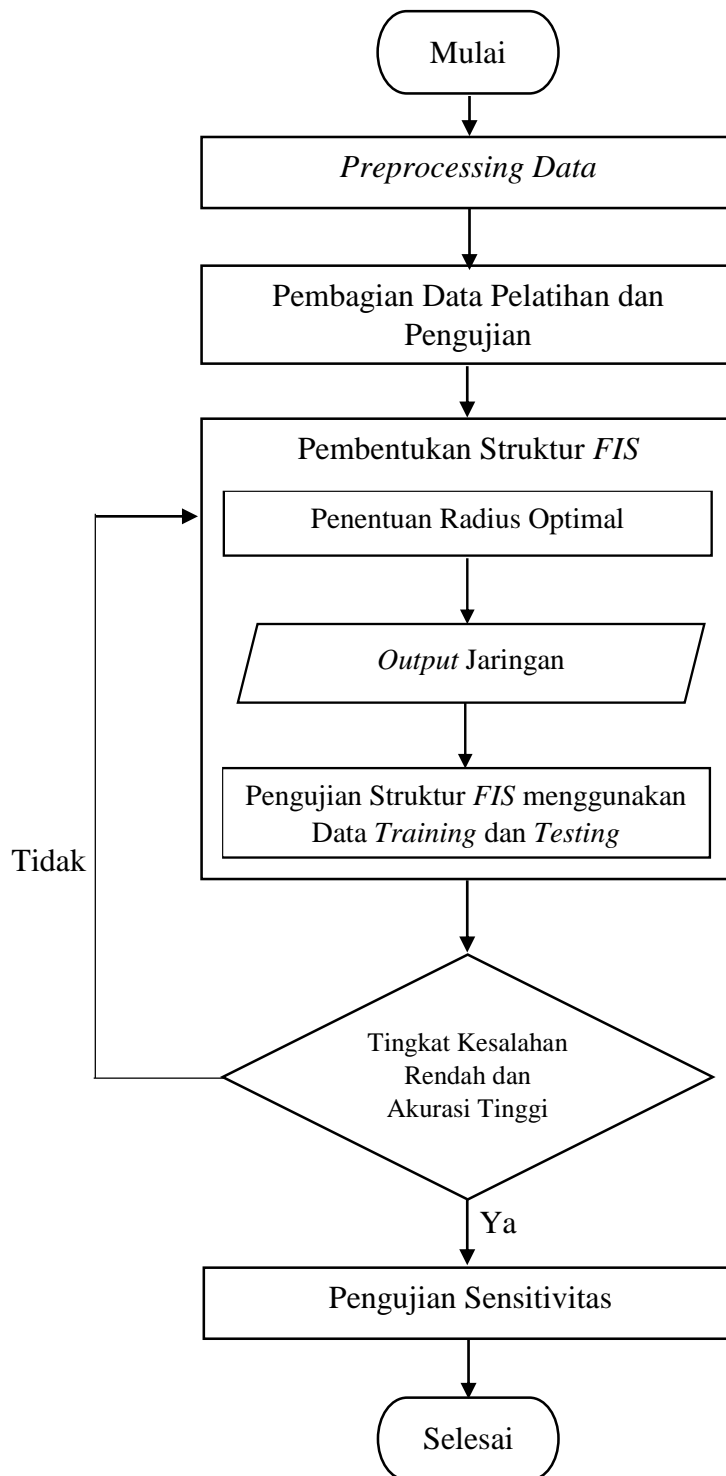
Keterangan :

X_i : Data *output* asli

X_k : Data hasil Estimasi

r_{ij} : *Strenght of relationship* (kekuatan hubungan)

Berdasarkan penjelasan tersebut, untuk lebih jelasnya proses pengolahan data menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering* dengan *Software MATLAB* dapat dilihat pada gambar 3.2 berikut:



Gambar 3.2 *Flowchart* Pengolahan Data

3.7 Analisis Hasil dan Pembahasan

Pada tahap awal akan dilakukan analisis terhadap data yang digunakan dalam membangun model estimasi tingkat inflasi dengan tujuan untuk menjabarkan informasi

berupa analisis singkat penyebab *error* yang mungkin terjadi setelah ditentukannya beberapa *radius* dalam pengelompokkan subtraktif. Kemudian dilakukan evaluasi hasil estimasi tingkat inflasi dengan menggunakan data *testing set* berdasarkan perhitungan MAPE, RMSE, R^2 , dan VAF. Pada tahap ini juga dilakukannya analisis hasil dari pengujian sensitivitas antara variabel *input* dengan variabel *output*.

3.8 Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan dan saran menjadi bab penutup dalam penelitian ini. Sub bab kesimpulan mencakup tentang penjelasan mengenai jawaban singkat dari rumusan masalah. Pada sub bab saran, penulis memaparkan mengenai saran bagi pihak Bank Indonesia (sebagai pengendali laju inflasi di Indonesia) yang berhubungan dengan hasil penelitian dan juga saran yang ditujukan kepada peneliti selanjutnya sebagai rekomendasi untuk mengembangkan penelitian yang akan datang terkait dengan penelitian ini.

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

Pembuatan model estimasi tingkat inflasi di Indonesia, menggunakan satu variabel *output* yang berupa data inflasi Indonesia dari bulan Januari 2003 hingga bulan Desember 2017 dalam bentuk bulanan (*monthly*), serta delapan variabel *input* meliputi data cadangan devisa Indonesia, data ekspor dan impor, harga emas dunia, harga minyak dunia, jumlah uang beredar (M1 dan M2), dan data kurs (nilai tukar rupiah terhadap USD). Data dari kedelapan variabel *input* juga merupakan data berbentuk bulanan dari bulan Januari 2003 hingga Desember 2017. Data yang digunakan dapat dikategorikan sebagai *big data*, dimana memiliki jumlah yang besar dan juga diperoleh dari beberapa sumber. Secara umum, pengumpulan data bersumber dari beberapa *website* yang dikelola oleh pemerintahan, baik dalam maupun luar Negeri. Tabel 4.1 menyajikan mengenai sumber-sumber data yang diperoleh berdasarkan setiap data-data variabel yang digunakan.

Tabel 4.1 Sumber Pengumpulan Data (Tahun 2018)

No	Jenis Data	Satuan Data	Sumber	Melalui Website
			Statistika	
1	Cadangan Devisa	Miliar USD	Ekonomi dan Keuangan Bank Indonesia	www.bi.go.id
2	Ekspor	Kilogram (Kg)	Badan Pusat Statistik	www.bps.go.id
3	Impor	Kilogram (Kg)	Badan Pusat Statistik	www.bps.go.id
4	Harga Emas Dunia	USD	Bank Dunia	www.indexmundi.com

No	Jenis Data	Satuan Data	Sumber	Melalui Website
5	Harga Minyak Dunia	USD	<i>U.S Energy Information Administration</i>	www.eia.gov
6	Jumlah Uang Beredar M1	Miliar Rupiah	Kementrian Perdagangan RI	www.kemendag.go.id
7	Jumlah Uang Beredar M2	Miliar Rupiah	Kementrian Perdagangan RI	www.kemendag.go.id
8	Kurs (Nilai tukar Rupiah Terhadap USD)	Rupiah	Bank Indonesia	www.bi.go.id
9	Tingkat Inflasi Indonesia	Persen (%)	Bank Indonesia	www.bi.go.id

Beberapa sumber yang dijadikan sebagai perolehan data melalui beberapa *website* telah dipertimbangkan berdasarkan kelegalan dari *website* tersebut, dimana *website* yang dijadikan sebagai sumber pengumpulan data adalah *website* yang dikelola oleh lembaga pemerintah. *Website* bank Indonesia merupakan *website* yang dikelola oleh bank sentral Negara Indonesia, dimana *website* tersebut juga menyediakan beberapa data statistik serta informasi mengenai keadaan keuangan Negara Indonesia dalam beberapa tahun terakhir. Data jumlah uang yang beredar (M1 dan M2) diperoleh dari *website* resmi yang dikelola oleh kementrian dan perdagangan republik Indonesia. *Website* kementrian perdagangan republik Indonesia juga menyajikan beberapa informasi berbagai kegiatan dan kebijakan perdagangan kepada seluruh rakyat Indonesia (Kementrian Perdagangan, 2018).

Badan Pusat Statistik (BPS) adalah lembaga pemerintah non-kementrian yang bertanggung jawab secara langsung kepada presiden sebagai mana ditetapkannya Undang-Undang Nomor 16 Tahun 1997 tentang statistik. Badan Pusat Statistik juga merupakan ladang informasi bagi masyarakat Indonesia dalam mengetahui informasi berupa data-data statistik yang berhubungan dengan Negara Indonesia. Data-data statistik yang disajikan oleh *website* resmi BPS meliputi data sensus ekonomi, sensus pertanian, hingga sensus penduduk. (Badan Pusat Statistik B. , 2018).

Website yang juga dijadikan sumber pengumpulan data adalah *website* resmi yang dikelola oleh pemerintah amerika (US) yang ditandai oleh domain “.gov”. *Website* ini merupakan *website* yang menyajikan informasi mengenai energi-energi, sumber energi serta penggunaan energi di Amerika. Data energi yang disajikan meliputi listrik, minyak dunia, gas alam, batu bara, dan sumber energi lainnya (U.S Energy Information, 2018).

Informasi mengenai harga emas dunia diperoleh dari data bank dunia melalui *website* Indexmundi. *Website* ini juga secara resmi menyajikan data-data statistik yang meliputi data energi, kurs mata uang, pertanian, harga emas, dan lain sebagainya. Data-data yang disajikan oleh *website* ini juga berasal dari *website* resmi seperti data harga emas yang diperoleh dari *website* yang dikelola oleh bank dunia dimana juga menyediakan informasi mengenai data-data keuangan seluruh Negara di dunia. Saat ini sangat banyak kelembagaan yang menyediakan data harga emas dunia, baik nasional maupun internasional. Setelah diteliti kembali beberapa *website* yang menyediakan data tersebut menunjukkan nilai yang relatif hampir sama. Perbedaan yang muncul dari nilai informasi seperti harga emas di beberapa *website* dikarenakan oleh faktor pengali dengan harga mata uang yang relatif berubah dari waktu ke waktu. Namun perbedaan ini bukanlah merupakan perbedaan yang signifikan melainkan perbedaan berdasarkan beberapa angka desimal dibelakang koma. *Website* Nasional yang juga menyediakan informasi mengenai harga emas dunia adalah *website* hargaemas.net.

Jumlah data yang diolah dan telah mengalami *pre-processing* data adalah sebesar 180 data. Dalam pembuatan model estimasi, data yang digunakan akan dibagi menjadi dua kelompok yaitu data *training* untuk membangun model dan data *testing* untuk menguji keakuratan model. Berikut merupakan Tabel 4.2 yang menyajikan rekapitulasi data yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 4.2 Rekapitulasi Data Variabel *input* dan *output* dari Bulan Januari 2003 hingga Desember 2017.

No	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Eksport (KG)	Gold Price/Troy Ounce (USD)	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Import (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
1	Januari 2003	32182	17342660410	356,86	32,95	6923745916	180112,00	873683,00	8942,24	8,68
2	Februari 2003	32218	16675811308	358,97	35,83	6555298623	181530,00	881215,00	8938,45	7,6
3	Maret 2003	32578	17109838088	340,55	33,51	5659182419	181239,00	877776,00	8974,90	7,17
4	April 2003	33626	19182552927	328,18	28,17	5341149756	182963,00	882808,00	8854,60	7,62
5	Mei 2003	34162	18390116454	355,68	28,11	5658409106	191707,00	893029,00	8475,79	7,15
6	Juni 2003	34057	18439461470	356,35	30,66	5359329390	195219,00	894554,00	8270,14	6,98
7	Juli 2003	33733	18541448011	351,02	30,76	5784067077	196589,00	901389,00	8377,43	6,27
8	Agustus 2003	33540	19975546354	359,77	31,57	5624970195	201859,00	905498,00	8545,65	6,51
...
...
...
175	Juli 2017	127759	45248717432,65	1236,85	46,63	13474009386	1293234,84	5178078,75	13409,10	3,88
176	Agustus 2017	128787	47784904309,64	1283,04	48,04	14290326822	1274803,26	5219647,63	13408,82	3,82
177	September 2017	129402	48269334997,51	1314,07	49,82	13017265350	1304373,83	5254138,51	13370,00	3,72
178	Oktober 2017	126547	50823401576,81	1279,51	51,58	14703970177	1325762,33	5284320,16	13593,68	3,58
179	November 2017	125967	47893959288,25	1281,9	56,64	14557794979	1338143,33	5321431,77	13595,36	3,3
180	Desember 2017	130196	49090974228,59	1264,45	57,88	14405809364	1390670,68	5418998,22	13624,21	3,61

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan tahap awal yang dilakukan sebelum data diolah, hal ini dilakukan karena kualitas *input* sangatlah berpengaruh terhadap kualitas *output* yang dihasilkan. Pada penelitian ini data yang akan diolah di normalisasi terlebih dahulu baik data *input* maupun data *output* sehingga data-data tersebut berada pada rentang 0 hingga 1 dengan menggunakan persamaan (3.1). Data yang telah dinormalisasi (seragam) dapat dilihat melalui tabel 4.4.

4.3 Processing Data

Pada tahap ini, akan dipaparkan mengenai langkah-langkah dalam pembuatan model estimasi tingkat inflasi di Indonesia yang menggunakan 8 variabel *input* dan 1 variabel *output* yang telah dinormalisasi dengan menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering*.

4.3.1 Penentuan Rasio Data *Training* dan *Testing*

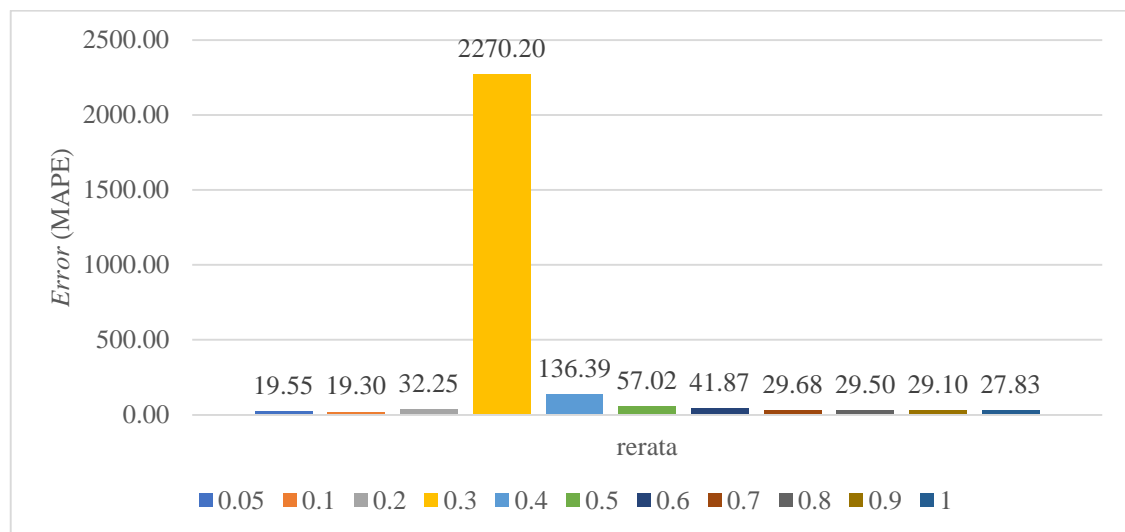
Setelah 180 data dinormalisasi, selanjutnya data tersebut akan dibagi menjadi dua kelompok, yaitu kelompok *training* dan kelompok *testing*. Dimana kelompok data *training* akan digunakan untuk membangun model, dan kelompok data *testing* digunakan untuk menguji tingkat akurasi model yang telah dibentuk. Tidak terdapat aturan pasti dalam menentukan rasio antara data *training* dan data *testing*, namun berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Chamzini *et al* (2013) menggunakan jumlah antara kedua data tersebut sebesar 16 data untuk data *testing* dan 43 data untuk data *training*. Penentuan strategi yang umum adalah dengan mengalokasikan 2 per 3 atau 1 per dua untuk data *training set*.

Data *training* dipilih secara acak dengan ketentuan bahwa data tersebut merupakan kelompok data yang memiliki nilai paling rendah dan paling tinggi sebagai data *input*. Hal ini bertujuan agar pada proses pembelajaran pola data, nilai yang digunakan untuk kelompok *testing set* berada pada *range* yang telah dipelajari sebelumnya pada *training set* yang dipilih secara *random* (acak) sehingga *rule* yang terbentuk menjadi lebih baik. Untuk mencapai nilai *error* yang minimum, pada penelitian ini akan diuji beberapa strategi

dalam memilih rasio data *training* maupun data *testing*. Berikut adalah mekanisme yang dijalankan

1. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 160 : 20
2. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 140: 40
3. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 120 : 60
4. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 90 : 90

Untuk memperoleh nilai *error* yang rendah pada pembentukan *FIS* menggunakan pengelompokan subtraktif, perlu adanya penentuan tingkat radius yang digunakan dalam membandingkan hasil mekanisme yang akan dijalankan. Menurut Kusumadewi (2002) apabila tingkat radius yang digunakan semakin kecil, maka jumlah *cluster* yang dihasilkan akan semakin banya, yang berdampak terhadap keakuratan hasil *FIS* juga semakin tinggi. Berikut merupakan gambar 4.1 yang memaparkan mengenai *error* (MAPE) yang dihasilkan oleh model dari beberapa mekanisme yang dirata-rata berdasarkan beberapa radius yang digunakan.



Gambar 4.1 Hasil Perbandingan *Error* Menggunakan Beberapa Radius.

Pada gambar Grafik diatas, menunjukkan bahwa nilai rata-rata *error* yang paling tinggi dihasilkan oleh radius 0.3 yaitu sebesar 2270,20%. Nilai rata-rata *error* yang paling rendah dihasilkan oleh radius 0.05 hingga 0.1 yaitu kurang dari angka 20%. Perhitungan *error* yang dilakukan berdasarkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari setiap hasil estimasi. Oleh karena itu, radius yang akan dipilih dalam menguji beberapa

mekanisme pemilihan kelompok *training set* dan *testing set* adalah rentang antara radius 0.05 hingga 0.1 yang dipilih secara acak (subjektifitas peneliti).

Pengujian beberapa mekanisme yang telah ditentukan sebelumnya, akan digunakan 5 radius yang terdiri dari 0.03, 0.05, 0.07, 0.09, dan 0.11. tabel 4.3 menyajikan hasil pengujian tingkat *error* yang dihasilkan oleh beberapa mekanisme perbandingan rasio.

Tabel 4.3 Hasil Perbandingan *error* Beberapa Mekanisme Pengujian Data *Training*

Mekanisme Pengujian	Radius	Jumlah <i>Error</i> Yang Dihasilkan	Rerata <i>Error</i> (MAPE) %
160 training	0.03	11.5490	11.52608582
	0.05	12.1984	
	0.07	11.8840	
	0.09	11.0752	
	0.011	10.9238	
140 training	0.03	14.0816	13.95024287
	0.05	14.2020	
	0.07	13.9629	
	0.09	13.6772	
	0.011	13.8275	
120 training	0.03	14.1598	14.25638872
	0.05	14.1866	
	0.07	14.1002	
	0.09	14.3990	
	0.011	14.4363	
90 training	0.03	37.5240	37.76987575
	0.05	37.6056	
	0.07	37.7859	
	0.09	38.1140	
	0.011	37.8200	

Dari tabel diatas, mekanisme yang menghasilkan nilai *error* (MAPE) tertinggi adalah mekanisme penggunaan 90 data training, jika dilihat dari nilai *minimum error*, mekanisme 160 data *training* menghasilkan nilai *error* (MAPE) yang terendah yaitu sebesar 11.52%. oleh karena itu, dalam penelitian ini akan digunakan mekanisme pertama dalam membangun model estimasi tingkat inflasi di Indonesia. Melalui tabel 4.5, berikut merupakan 20 data *testing* yang digunakan dalam penelitian ini yang dipilih secara acak (*random*).

Tabel 4.4 Rekapitulasi Data Variabel *input* dan *output* yang Telah Dinormalisasi

No	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Eksport (KG)	Gold Price/Troy Ounce (USD)	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Import (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
1	Januari 2003	0.0187	0.0249	0.0199	0.0458	0.1639	0.0000	0.0000	0.1084	0.3926
2	Februari 2003	0.0190	0.0124	0.0213	0.0730	0.1257	0.0012	0.0017	0.1078	0.3250
3	Maret 2003	0.0226	0.0205	0.0086	0.0511	0.0329	0.0009	0.0009	0.1137	0.2981
4	April 2003	0.0331	0.0595	0.0000	0.0006	0.0000	0.0024	0.0020	0.0943	0.3262
5	Mei 2003	0.0385	0.0446	0.0190	0.0000	0.0329	0.0096	0.0043	0.0332	0.2968
6	Juni 2003	0.0374	0.0455	0.0195	0.0241	0.0019	0.0125	0.0046	0.0000	0.2862
7	Juli 2003	0.0342	0.0474	0.0158	0.0251	0.0459	0.0136	0.0061	0.0173	0.2417
8	Agustus 2003	0.0323	0.0744	0.0219	0.0327	0.0294	0.0180	0.0070	0.0445	0.2567
...
...
...
175	Juli 2017	0.9756	0.5497	0.6293	0.1751	0.8423	0.9195	0.9470	0.8291	0.0920
176	Agustus 2017	0.9859	0.5974	0.6613	0.1884	0.9268	0.9043	0.9561	0.8291	0.0883
177	September 2017	0.9921	0.6065	0.6828	0.2053	0.7950	0.9287	0.9637	0.8228	0.0820
178	Oktober 2017	0.9635	0.6545	0.6588	0.2219	0.9697	0.9464	0.9704	0.8589	0.0733
179	November 2017	0.9577	0.5994	0.6605	0.2697	0.9545	0.9566	0.9785	0.8592	0.0557
180	Desember 2017	1.0000	0.6219	0.6484	0.2815	0.9388	1.0000	1.0000	0.8639	0.0751

Tabel 4.5 Rekapitulasi Data *Testing* (Pengujian) Normalisasi

No	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Eksport (KG)	Gold Price/Troy Ounce (USD)	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Import (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
1	Februari 2003	0.01902	0.01236	0.02132	0.07299	0.12575	0.00117	0.00166	0.10783	0.32498
2	November 2003	0.04802	0.02520	0.04275	0.02836	0.05182	0.03627	0.01561	0.04319	0.19537
3	Mei 2008	0.27179	0.31266	0.38815	0.91983	0.35440	0.21348	0.16780	0.17218	0.49906
4	Desember 2007	0.26634	0.30939	0.32897	0.60112	0.17850	0.23190	0.16930	0.17911	0.26174
5	Januari 2009	0.20577	0.10934	0.36740	0.12858	0.11055	0.22086	0.21697	0.47645	0.42329
6	September 2009	0.32008	0.35883	0.46290	0.39047	0.36399	0.25640	0.25187	0.27110	0.02630
7	Maret 2010	0.41556	0.50372	0.54375	0.50194	0.37835	0.25967	0.27246	0.15320	0.06387
8	Oktober 2010	0.61556	0.40551	0.70212	0.50846	0.41896	0.31014	0.31575	0.11339	0.20413
9	Juni 2011	0.89446	0.64544	0.83187	0.64432	0.60271	0.37676	0.36281	0.05435	0.19599
10	Desember 2011	0.79902	0.71660	0.90847	0.66607	0.62505	0.44845	0.44079	0.13934	0.08641
11	Juli 2012	0.76334	0.49026	0.87683	0.56528	0.64214	0.48872	0.48042	0.19901	0.13463
12	Juli 2013	0.62429	0.75341	0.66300	0.72383	0.81702	0.57814	0.57925	0.29906	0.38823
13	Maret 2014	0.72362	0.62576	0.69801	0.68725	0.63164	0.55626	0.61314	0.51857	0.30745
14	Agustus 2014	0.81005	0.51650	0.66965	0.64697	0.65611	0.59123	0.66479	0.56392	0.09894
15	Februari 2015	0.85313	0.44661	0.62252	0.21244	0.70361	0.61768	0.73580	0.73306	0.24296
16	Januari 2016	0.71904	0.44332	0.53307	0.03375	0.60372	0.71549	0.79745	0.91777	0.10833
17	Januari 2006	0.04764	0.19308	0.15352	0.35341	0.08131	0.08368	0.06978	0.20495	0.91547
18	Mei 2006	0.13868	0.28716	0.24046	0.40399	0.14702	0.10289	0.08004	0.12258	0.82592
19	Maret 2005	0.05719	0.12308	0.07318	0.24657	0.25814	0.05814	0.03234	0.18511	0.40075
20	Agustus 2004	0.04510	0.03250	0.05009	0.15874	0.14953	0.04861	0.02344	0.16318	0.26675

4.3.2 Input Data Training

Input data pelatihan dilakukan dengan cara meng-*import* data rekapitulasi pada *microsoft office excel* ke MATLAB terlebih dahulu. Data yang di *import* hanya berupa data *training* yang akan diolah dimana terdiri dari 8 variabel *input* dan 1 variabel *output*. Dengan memilih menu “*Import Data*” di MATLAB, kemudian mencari data rekapitulasi *excel* yang telah disimpan. Selanjutnya memilih tipe variabel MATLAB yang di *import* dengan tipe *matriks*. Selanjutnya mengganti *range* data dimana harus disesuaikan dengan letak kolom data yang akan diolah, seperti yang ditunjukkan oleh gambar 4.2, dimana *range* dibuat menjadi “D2:L161”. Hal ini berarti bahwa data yang akan diolah terletak pada *range* tabel tersebut

PEMODELAN											
No	Year	Month	Eksport (KG)	Gold Price/...	oil (WTI) pr...	Import (KG)	Uang Bered...	Uang Bered...	Kurs USD te...	Inflasi (%)	
1	2003	januari	0.0187	0.0249	0.0199	0.0458	0.1639	0	0	0.1084	0.3926
3		maret	0.0226	0.0205	0.0086	0.0511	0.0329	9.3098e-04	9.0049e-04	0.1137	0.2981
4		april	0.0331	0.0595	0	5.6727e-04	0	0.0024	0.0020	0.0943	0.3262
5		mei	0.0385	0.0446	0.0190	0	0.0329	0.0096	0.0043	0.0332	0.2968
6		juni	0.0374	0.0455	0.0195	0.0241	0.0019	0.0125	0.0046	0	0.2862
7		juli	0.0342	0.0474	0.0158	0.0251	0.0459	0.0136	0.0061	0.0173	0.2417
8		agustus	0.0323	0.0744	0.0219	0.0327	0.0294	0.0180	0.0070	0.0445	0.2567
9		september	0.0375	0.0309	0.0352	0.0019	0.0406	0.0227	0.0083	0.0378	0.2455
10		oktober	0.0453	0.0328	0.0351	0.0211	0.0352	0.0268	0.0116	0.0343	0.2549
12		desember	0.0599	0.0960	0.0546	0.0380	0.0210	0.0361	0.0180	0.0419	0.1722
13	2004	januari	0.0566	0.0195	0.0593	0.0586	0.1532	0.0299	0.0162	0.0269	0.1509

Gambar 4.2 Tampilan Jendela Pada Saat *Input* Data ke MATLAB.

Setelah data rekapitulasi dalam bentuk *excel* dapat dibaca oleh MATLAB, selanjutnya dilakukan pendefinisian variabel untuk matriks *input*. Pendefinisian ini dilakukan dengan *syntax* berikut (sesuai dengan nama data yang di *input*-kan).

$$\text{datin}=\text{PEMODELAN}(:,1:2:3:4:5:6:7:8) \dots\dots\dots(4.1)$$

$$\text{datout}=\text{PEMODELAN}(:,9) \dots\dots\dots(4.2)$$

Dengan *syntax* tersebut, data yang telah di-*import* didefinisikan sebagai matriks “*datin*” dan “*datout*”. Matriks “*datin*” merupakan matriks yang sebagai variabel *input* dan matriks “*datout*” merupakan sebagai variabel *output*. Berikut ini gambar 4.3 yang menampilkan situasi dimana MATLAB telah mendefinisikan data variabel *input* dan *output*.

```

Command Window
>> datin=PEMODELAN(:,1:2:3:4:5:6:7:8)
datin =
    0.0187    0.0249    0.0199    0.0458    0.1639         0         0    0.1084
    0.0226    0.0205    0.0086    0.0511    0.0329    0.0009    0.0009    0.1137
    0.0331    0.0595         0    0.0006         0    0.0024    0.0020    0.0943
    0.0385    0.0446    0.0190         0    0.0329    0.0096    0.0043    0.0332
    0.0374    0.0455    0.0195    0.0241    0.0019    0.0125    0.0046         0
    0.0342    0.0474    0.0158    0.0251    0.0459    0.0136    0.0061    0.0173
    0.0323    0.0744    0.0219    0.0327    0.0294    0.0180    0.0070    0.0445
    0.0375    0.0309    0.0352    0.0019    0.0406    0.0227    0.0083    0.0378
    0.0453    0.0328    0.0351    0.0211    0.0352    0.0268    0.0116    0.0343
    0.0599    0.0960    0.0546    0.0380    0.0210    0.0361    0.0180    0.0419
    0.0566    0.0195    0.0593    0.0586    0.1532    0.0299    0.0162    0.0269
    0.0569    0.0448    0.0531    0.0622    0.1723    0.0322    0.0137    0.0318
    .....
    .....

>> datout=PEMODELAN(:,9)
datout =
    0.3926
    0.2981
    0.3262
    0.2968
    0.2862
    0.2417
    .....
    .....

```

Gambar 4.3 Tampilan Hasil *Input* Data di MATLAB

4.3.3 Inisiasi *FIS* Berdasarkan Pengelompokkan Subtraktif

Inisiasi *FIS* bertujuan untuk menentukan harga awal parameter-parameter dalam membentuk struktur *FIS* dengan *subtractive clustering*. Parameter yang ditentukan terlebih dahulu mencakup nilai radius (*influence*) yang digunakan dalam menentukan jarak antara tiap anggota didalam *cluster*, *squash factor* (ditetapkan = 1.5), *squash factor* merupakan konstanta positif yang digunakan untuk mengurangi densitas-densitas dari setiap anggota *cluster*. Selanjutnya dua parameter yang digunakan dalam menentukan suatu anggota tersebut dapat atau tidak diterima menjadi pusat *cluster* yaitu *accept ratio* dan *reject ratio* yang mana masing-masing nilai tersebut akan terpilih secara *default* dalam proses komputasi MATLAB yaitu 0.5 dan 0.2 (Kusumadewi & Purnomo, 2004). Dalam hal ini akan dicontohkan pembentukan struktur *FIS* dengan menggunakan radius 0.2. Pembentukan *FIS* berdasarkan *subtractive clustering* dengan menggunakan MATLAB, dilakukan melalui *syntax* berikut:

$$\text{fismat}=\text{genfis2}(\text{datin},\text{datout},0.2) \dots\dots\dots(4.3)$$

Contoh *syntax* diatas menggunakan nilai radius sebesar 0.2. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, setiap nilai radius yang di-*input* kedalam *syntax* pembangunan *FIS* berdasarkan pengelompokkan subtraktif akan menghasilkan *output* berupa jumlah *cluster*, dimana *rule* yang terbentuk juga akan mengikuti banyaknya *cluster* yang terbentuk. Pada contoh *syntax* diatas akan menghasilkan *output* pada MATLAB yang ditunjukkan oleh gambar 4.4 berikut.


```

>> fismat=genfis2(datin,datout,0.2)

fismat =

         name: 'sug81'
         type: 'sugeno'
    andMethod: 'prod'
     orMethod: 'probor'
    impMethod: 'prod'
    aggMethod: 'max'
 defuzzMethod: 'wtaver'
         input: [1x8 struct]
         output: [1x1 struct]
         rule: [1x47 struct]

```

Gambar 4.4 *Output FIS Menggunakan Radius 0.2*

Hasil dari *output* dengan radius 0.2 berdasarkan gambar diatas dapat diartikan sebagai berikut, dengan menggunakan tipe *fuzzy* Takagi Sugeno serta menggunakan matriks 1 x 8 variabel *input* dan 1 x 1 variabel *output* menghasilkan *rule* atau jumlah *cluster* sebanyak 47 *cluster* (atau *rule*).

4.3.4 *Output Hasil FIS Berdasarkan Data Pelatihan dan Pelatihan Struktur FIS*

Pelatihan struktur *FIS* bertujuan untuk mengetahui performansi dan nilai *error* yang dihasilkan oleh struktur *FIS* dalam mengestimasi data *training*. Dalam hal ini akan dibandingkan perbedaan antara hasil *output* dari struktur *FIS* dengan nilai variabel *output* yang aktual pada data *training*. Dalam mengeluarkan hasil peramalan *fuzzy* menggunakan radius 0.2 sebelumnya dapat melalui *syntax* pada MATLAB seperti berikut.

$$\text{fuzout}=\text{evalfis}(\text{datin},\text{fismat}) \dots\dots\dots(4.4)$$

Output yang dihasilkan dari peramalan *fuzzy* menggunakan data *training*, dapat dihitung performansi serta nilai *error* yang dihasilkan oleh struktur *FIS* tersebut menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), VAF (*Variance Account For*) dan R^2 (Koefisien Determinasi) melalui persamaan yang berturut turut (2.23), (2.24), (2.25), dan (2.26). Dalam pengujian performansi ini data *output* yang dihasilkan oleh struktur *FIS* harus di denormalisasi terlebih dahulu (mentransformasi data kedalam bentuk asli) melalui persamaan 4.5 sebagai berikut.

$$X = (X_{\text{norm}} * (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})) + X_{\text{min}} \dots \dots \dots (4.5)$$

Keterangan:

X_{norm} : Data Normalisasi

X_{max} : Data Maksimum

X_{min} : Data Minimum.

4.3.5 Pengujian Struktur *FIS* Melalui Beberapa Nilai Radius Menggunakan Data *Training*

Pembentukan struktur *FIS* yang optimal berdasarkan pengelompokkan subtraktif, dapat dilakukan dengan menentukan nilai radius yang paling optimal. Sehingga dapat memperoleh hasil peramalan *fuzzy* yang baik dimana memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan nilai *error* yang rendah. Melalui tahap yang telah dipaparkan pada sub bab 4.3.2 hingga 4.3.3, dapat diperoleh hasil peramalan *fuzzy* yang menggunakan nilai radius dari 0,01 hingga 1, yang disajikan melalui tabel 4.6 sebagai berikut:

Tabel 4.6 Hasil *Clustering* dengan Beberapa Radius Menggunakan Data *Training*

No	Radius Cluster	Number of Cluster/Rule	MAPE (%)	Performance Indices		
				RMSE	R2	VAF (%)
1	0.01	160	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
2	0.02	160	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
3	0.03	160	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
4	0.04	160	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
5	0.05	159	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
6	0.06	156	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
7	0.07	154	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
8	0.08	153	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
9	0.09	149	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
10	0.1	149	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
11	0.11	140	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
12	0.12	129	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
13	0.13	120	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
14	0.14	106	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
15	0.15	96	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
16	0.16	85	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
17	0.17	77	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998

No	Radius Cluster	Number of Cluster/Rule	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
18	0.18	66	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
19	0.19	57	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
20	0.2	47	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
21	0.21	38	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
22	0.22	36	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
23	0.23	34	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
24	0.24	31	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
25	0.25	28	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
26	0.26	26	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
27	0.27	25	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
28	0.28	23	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
29	0.29	22	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
30	0.3	21	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
31	0.31	20	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
32	0.32	18	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
33	0.33	18	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
34	0.34	18	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
35	0.35	17	1.104992	0.122336	0.998552	99.855212
36	0.36	16	1.970935	0.168844	0.997242	99.724199
37	0.37	14	5.360858	0.561409	0.969508	96.950808
38	0.38	14	5.371800	0.556075	0.970085	97.008473
39	0.39	14	5.238515	0.548828	0.970859	97.085934
40	0.4	14	5.161587	0.545120	0.971252	97.125177
41	0.41	14	5.133301	0.539045	0.971889	97.188899
42	0.42	13	5.540407	0.504196	0.975406	97.540620
43	0.43	13	5.536184	0.496560	0.976146	97.614556
44	0.44	13	6.157744	0.540011	0.971788	97.178814
45	0.45	12	6.284221	0.517602	0.974081	97.408102
46	0.46	11	7.243567	0.576966	0.967795	96.779471
47	0.47	10	7.585084	0.657145	0.958222	95.822187
48	0.48	9	9.678224	0.867294	0.927229	92.722892
49	0.49	8	10.861635	0.897960	0.921992	92.199181
50	0.5	8	10.886885	0.899099	0.921794	92.179380
51	0.51	8	11.222856	1.176576	0.866074	86.607361
52	0.52	8	11.245951	1.174805	0.866476	86.647633
53	0.53	8	11.196644	1.171768	0.867166	86.716575
54	0.54	8	11.219725	1.169169	0.867754	86.775435
55	0.55	8	11.242027	1.166723	0.868307	86.830711
56	0.56	8	11.132179	1.142292	0.873765	87.376467
57	0.57	8	11.174180	1.140516	0.874157	87.415705
58	0.58	8	11.187793	1.153544	0.871266	87.126553

No	Radius Cluster	Number of Cluster/Rule	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
59	0.59	7	13.541799	1.408000	0.808207	80.820748
60	0.6	7	13.610143	1.410189	0.807611	80.761074
61	0.61	7	13.675875	1.412146	0.807076	80.707639
62	0.62	7	13.739318	1.414305	0.806486	80.648596
63	0.63	7	13.801596	1.416409	0.805910	80.590975
64	0.64	7	13.859568	1.418517	0.805331	80.533148
65	0.65	7	13.637656	1.400793	0.810166	81.016591
66	0.66	7	13.665811	1.401039	0.810099	81.009914
67	0.67	6	13.990843	1.460810	0.793550	79.355049
68	0.68	6	14.081291	1.463318	0.792841	79.284107
69	0.69	6	14.118418	1.464778	0.792427	79.242747
70	0.7	6	14.155290	1.466239	0.792013	79.201309
71	0.71	6	14.191536	1.467721	0.791592	79.159241
72	0.72	6	14.224328	1.469029	0.791221	79.122078
73	0.73	6	14.257971	1.470452	0.790816	79.081614
74	0.74	6	14.284730	1.471763	0.790443	79.044294
75	0.75	6	14.312762	1.473125	0.790055	79.005484
76	0.76	5	14.913685	1.511097	0.779092	77.909229
77	0.77	5	14.944098	1.512498	0.778682	77.868225
78	0.78	5	14.977424	1.513786	0.778305	77.830513
79	0.79	5	15.009597	1.515036	0.777939	77.793888
80	0.8	5	15.041795	1.516330	0.777559	77.755939
81	0.81	5	15.069973	1.517527	0.777208	77.720801
82	0.82	5	15.095676	1.518764	0.776845	77.684486
83	0.83	5	15.561364	1.515517	0.777798	77.779798
84	0.84	5	15.586293	1.516805	0.777420	77.742007
85	0.85	5	15.615461	1.518260	0.776993	77.699280
86	0.86	4	16.624313	1.694043	0.722364	72.236425
87	0.87	4	16.640028	1.694418	0.722241	72.224136
88	0.88	4	16.656612	1.694765	0.722128	72.212751
89	0.89	4	16.675842	1.695226	0.721976	72.197646
90	0.9	4	15.453079	1.467520	0.791650	79.164953
91	0.91	3	18.522333	1.903804	0.649352	64.935241
92	0.92	3	18.548165	1.904763	0.648999	64.899898
93	0.93	3	18.575487	1.905838	0.648603	64.860275
94	0.94	3	18.603002	1.906936	0.648198	64.819763
95	0.95	3	18.627513	1.907987	0.647810	64.780984
96	0.96	3	18.703018	1.909191	0.647365	64.736515
97	0.97	3	18.731938	1.910245	0.646976	64.697563
98	0.98	3	18.770234	1.911386	0.646554	64.655368
99	0.99	3	18.809930	1.912548	0.646124	64.612408

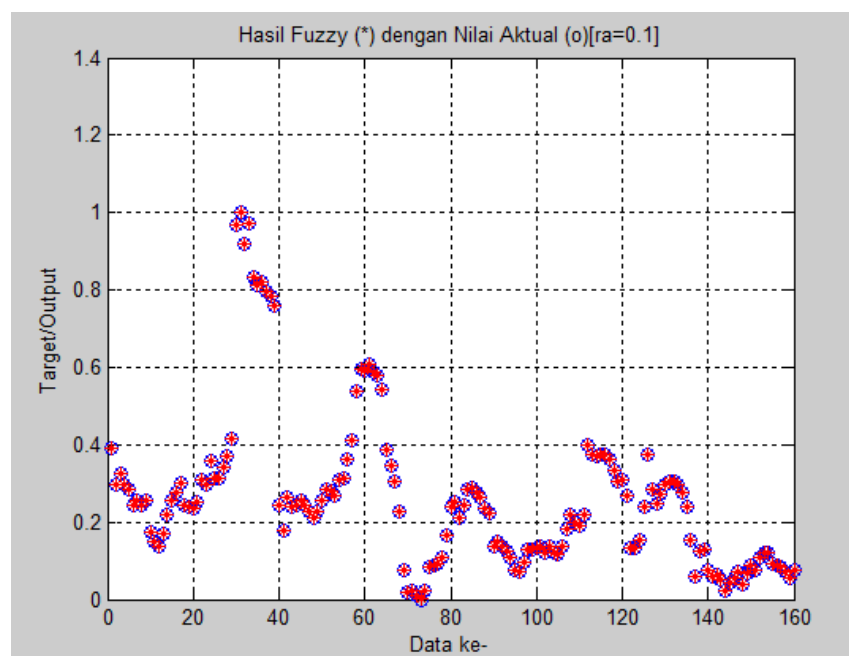
No	Radius Cluster	Number of Cluster/Rule	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
100	1	3	18.847929	1.913703	0.645696	64.569648

Hasil peramalan *fuzzy* dengan beberapa nilai radius melalui pelatihan data *training* diatas, dapat diidentifikasi nilai radius yang menghasilkan struktur *FIS* yang optimal dengan mempertimbangkan hasil akurasi serta *error* yang dihasilkan oleh masing-masing struktur *FIS*. Apabila dilihat dari nilai *error* terkecil dan akurasi terbesar maka radius yang paling optimal adalah 0.01 hingga 0.34, dimana masing-masing struktur *FIS* yang terbentuk memiliki jumlah *cluster* atau *rule* yang berbeda. Untuk menampilkan kurva perbandingan antara hasil peramalan dengan nilai aktual pada radius 0.1 (mewakili radius 0.01 hingga 0.34 dimana memiliki nilai akurasi dan *error* yang sama) ditunjukkan oleh gambar 4.5 yang diperoleh melalui *syntax* berikut.

```
plot([1:size(datout,1)],datout,'bo', [1:size(datout,1)],fuzout,'r*').....(4.6)
```

```
grid;xlabel('Data ke-');ylabel('Target/Output').....(4.7)
```

```
title('Hasil Fuzzy (*) vs Nilai Aktual (o) [ra=0.1]') .....(4.8)
```



Gambar 4.5 Perbandingan Hasil *Fuzzy* dengan Nilai Aktual.

Gambar diatas menunjukkan bahwa tingkat inflasi (o) dan hasil peramalan *Fuzzy* (*) pada radius 0.1 terlihat sama. Dimana letak nilai aktual (o) dan hasil peramalan (*)

berada dilokasi yang sama. Hal ini juga ditunjukkan oleh tingkat *error* yang sangat kecil dan akurasi mencapai 100% yang telah dipaparkan melalui tabel 4.6.

Dalam menetapkan nilai radius yang akan digunakan untuk membangun model estimasi, dapat ditentukan melalui pertimbangan sebagai berikut:

1. Semakin kecil nilai radius, akan menghasilkan jumlah *cluster* sebanyak jumlah data *training* yang ada, dimana hal ini tidak akan terbentuknya kelompok yang terdiri dari beberapa anggota. Seperti contoh dimana dengan radius 0.01 menghasilkan 160 *rule* yang sesuai dengan jumlah data *training*. Akan tetapi *error* yang dihasilkan mayoritas kecil.
2. Apabila beberapa struktur *FIS* yang menghasilkan nilai akurasi serta *error* yang sama besar, dapat diindikasikan bahwa terdapat beberapa *rule* yang terbentuk dalam struktur tersebut memiliki kemiripan yang sama.
3. Pertimbangan dalam menentukan nilai radius yang optimal juga harus berdasarkan pengujian struktur dengan menggunakan data *testing* dimana data tersebut merupakan data yang tidak diikutsertakan dalam membangun model, melainkan digunakan dalam mengukur tingkat akurasi dan *error* dari model.

4.3.6 Pengujian Struktur *FIS* Melalui Beberapa Nilai Radius Menggunakan Data *Testing*

Penentuan model estimasi yang optimal didalam *Fuzzy subtractive clustering* juga harus melalui pengujian struktur *FIS* melalui beberapa nilai radius dengan menggunakan data *testing*, dimana data ini merupakan data yang tidak diikutsertakan dalam pembuatan model struktur *FIS*. Data pengujian yang telah dinormalisasi di *import* terlebih dahulu dari hasil rekaman pada *microsoft excel* yang telah disediakan. Cara *import* data pengujian kedalam MATLAB sama dengan cara ketika meng-*input* data pelatihan sebelumnya.

Setelah data tersebut dapat dibaca oleh MATLAB, selanjutnya dilakukan pendefinisian variabel untuk matriks *output*. Pendefinisian ini dilakukan dengan *syntax* berikut (sesuai dengan nama data yang di *input*-kan).

$$\text{cekin}=\text{PENGETESAN}(:,1:2:3:4:5:6:7:8) \dots\dots\dots(4.9)$$

$$\text{cekout}=\text{PENGETESAN}(:,9) \dots\dots\dots(4.10)$$

Pengujian Struktur *FIS* dilakukan dengan cara membandingkan antara hasil peramalan *FIS* terhadap data pengujian dengan nilai *output* aktual. Dalam mengeluarkan hasil peramalan *fuzzy* dapat melalui *syntax* pada MATLAB seperti berikut.

$$\text{fuzout}=\text{evalfis}(\text{cekin},\text{fismat})\dots\dots\dots (4.11)$$

Data hasil peramalan *fuzzy* pada MATLAB berbentuk nilai normalisasi. Oleh karena itu, dalam menghitung tingkat *error* dari hasil peramalan *fuzzy*, data-data tersebut harus dinormalisasikan terlebih dahulu menjadi data yang sebenarnya. Proses denormalisasi dapat dilakukan menggunakan persamaan (4.5).

Pengujian hasil peramalan berdasarkan data *testing* ini juga menggunakan MAPE, RMSE, VAF, dan R^2 . Banyaknya *cluster* atau *rule* yang terbentuk oleh percobaan beberapa nilai radius juga akan berpengaruh dalam nilai *error* dan akurasi dari model estimasi tersebut. Berikut ini merupakan tabel 4.7 yang menyajikan nilai *error* dan akurasi yang dihasilkan oleh masing-masing jumlah *cluster* yang terbentuk berdasarkan nilai radius yang di gunakan (0,01 hingga 1).

Tabel 4.7 Hasil *Clustering* dengan Beberapa Radius Menggunakan Data *Testing*

No	Radius Cluster	Number of Cluster	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
1	0.01	160	17.38812	1.68019	0.84929	83.86980
2	0.02	160	11.31194	1.05126	0.92804	92.48689
3	0.03	160	11.54904	1.05937	0.92710	92.40687
4	0.04	160	11.80507	1.06952	0.92587	92.29682
5	0.05	159	12.19839	1.09071	0.92335	92.05221
6	0.06	156	12.44925	1.11121	0.92074	91.78159
7	0.07	154	11.88405	1.08411	0.92140	91.65242
8	0.08	153	11.74516	1.08347	0.92134	91.62645
9	0.09	149	11.07520	1.06432	0.92495	92.14622
10	0.1	149	11.05999	1.06908	0.92329	92.00233
11	0.11	140	10.92376	1.06935	0.92368	91.96550
12	0.12	129	11.23613	1.09172	0.92056	91.63775
13	0.13	120	11.42129	1.11245	0.91677	91.26378
14	0.14	106	12.54965	1.18685	0.90480	89.89535
15	0.15	96	29.37181	4.99834	0.30143	-82.73165
16	0.16	85	33.53881	4.88358	0.26635	-77.57280
17	0.17	77	41.50442	6.55664	0.40715	-218.62182
18	0.18	66	24.20807	4.53039	0.55276	-49.20375

No	Radius Cluster	Number of Cluster	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
19	0.19	57	17.96132	1.79922	0.76224	75.83024
20	0.2	47	28.79978	2.81951	0.50465	44.07165
21	0.21	38	31.62379	4.32998	0.49747	-39.94528
22	0.22	36	39.11374	5.45965	0.53387	-119.16505
23	0.23	34	33.13979	4.82763	0.54736	-69.16620
24	0.24	31	63.29417	9.70513	0.00386	-494.89825
25	0.25	28	107.95278	14.83120	0.08889	-1169.76248
26	0.26	26	162.03866	23.12395	0.07823	-3804.39819
27	0.27	25	198.48263	29.41472	0.00828	-5933.24871
28	0.28	23	1264.23646	117.83169	0.03850	-101746.18425
29	0.29	22	118.24593	15.09022	0.06356	-1604.01180
30	0.3	21	387.01462	37.93074	0.00484	-10679.18781
31	0.31	20	114.06668	9.06021	0.07390	-210.07803
32	0.32	18	87.58073	15.91237	0.03838	-1788.33088
33	0.33	18	64.55560	7.49646	0.03790	-238.85930
34	0.34	18	162.20257	26.17128	0.01654	-5032.04007
35	0.35	17	80.61484	12.07147	0.04046	-955.14221
36	0.36	16	2690.98767	867.31570	0.04109	-5376564.71884
37	0.37	14	517.49140	194.06770	0.04565	-270008.86883
38	0.38	14	400.99256	147.26118	0.04724	-155329.74486
39	0.39	14	319.05947	114.58873	0.04914	-93940.70203
40	0.4	14	272.54509	98.22102	0.05125	-69060.28453
41	0.41	14	223.19525	78.81494	0.05392	-44396.59591
42	0.42	13	183.42837	59.35712	0.05512	-25068.24153
43	0.43	13	151.10698	46.94768	0.05911	-15620.75345
44	0.44	13	424.47132	169.25432	0.04522	-202993.66726
45	0.45	12	342.04863	121.08442	0.04688	-103303.28557
46	0.46	11	287.15104	94.31941	0.02980	-63746.42318
47	0.47	10	52.90275	14.60469	0.00166	-1453.10444
48	0.48	9	17.13890	1.77819	0.79514	76.30327
49	0.49	8	17.40398	1.81349	0.78940	75.35692
50	0.5	8	17.78659	1.84807	0.78264	74.40713
51	0.51	8	22.54526	3.45803	0.54284	12.14953
52	0.52	8	22.15837	3.37228	0.55253	16.50427
53	0.53	8	20.68057	3.33325	0.57368	19.35328
54	0.54	8	20.50101	3.22032	0.58703	24.78300
55	0.55	8	20.37871	3.12219	0.59898	29.36112
56	0.56	8	21.84938	3.45699	0.53385	13.50930
57	0.57	8	21.44184	3.32340	0.55032	20.10676
58	0.58	8	22.96088	5.12243	0.39433	-89.18164

No	Radius Cluster	Number of Cluster	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R2	VAF (%)
59	0.59	7	10.94046	0.97629	0.94365	93.14523
60	0.6	7	11.09436	0.98360	0.94246	93.01864
61	0.61	7	11.28611	0.99097	0.94122	92.88920
62	0.62	7	11.49791	0.99867	0.93993	92.75498
63	0.63	7	11.69961	1.00703	0.93853	92.60853
64	0.64	7	11.89166	1.01547	0.93711	92.46140
65	0.65	7	18.71500	2.91461	0.58975	37.53253
66	0.66	7	18.86338	2.91104	0.58913	37.70019
67	0.67	6	12.96927	1.21344	0.89905	89.01635
68	0.68	6	12.83939	1.22571	0.89749	88.85814
69	0.69	6	12.78943	1.22263	0.89826	88.91003
70	0.7	6	12.73846	1.21935	0.89905	88.96442
71	0.71	6	12.68085	1.21565	0.89994	89.02686
72	0.72	6	12.62162	1.21189	0.90084	89.08957
73	0.73	6	12.56883	1.20814	0.90173	89.15213
74	0.74	6	12.50816	1.20401	0.90269	89.22087
75	0.75	6	12.45289	1.20021	0.90360	89.28420
76	0.76	5	15.71185	1.27112	0.89306	87.89151
77	0.77	5	15.59894	1.26783	0.89389	87.95403
78	0.78	5	15.49660	1.26510	0.89458	88.00584
79	0.79	5	15.39616	1.26307	0.89513	88.04434
80	0.8	5	15.30520	1.26153	0.89556	88.07356
81	0.81	5	15.22219	1.26053	0.89590	88.09262
82	0.82	5	15.14809	1.25995	0.89612	88.10381
83	0.83	5	18.28032	1.51019	0.83846	83.11198
84	0.84	5	18.29750	1.50989	0.83842	83.10941
85	0.85	5	18.30123	1.50940	0.83845	83.11165
86	0.86	4	19.87561	1.68114	0.80208	78.91692
87	0.87	4	19.83941	1.68049	0.80242	78.93083
88	0.88	4	19.80316	1.67958	0.80287	78.95157
89	0.89	4	19.76855	1.67881	0.80326	78.96849
90	0.9	4	20.53522	1.71841	0.78006	77.87049
91	0.91	3	22.48170	2.12806	0.69142	66.09812
92	0.92	3	22.49840	2.13162	0.69017	65.98207
93	0.93	3	22.50822	2.13472	0.68911	65.88073
94	0.94	3	22.52923	2.13851	0.68775	65.75717
95	0.95	3	22.54160	2.14212	0.68644	65.63913
96	0.96	3	22.58980	2.15470	0.68093	65.22778
97	0.97	3	22.60285	2.15795	0.67977	65.12076
98	0.98	3	22.61464	2.16109	0.67864	65.01745

No	Radius Cluster	Number of Cluster	Performance Indices			
			MAPE (%)	RMSE	R ²	VAF (%)
99	0.99	3	22.63493	2.16467	0.67732	64.89981
100	1	3	22.65014	2.16796	0.67613	64.79146

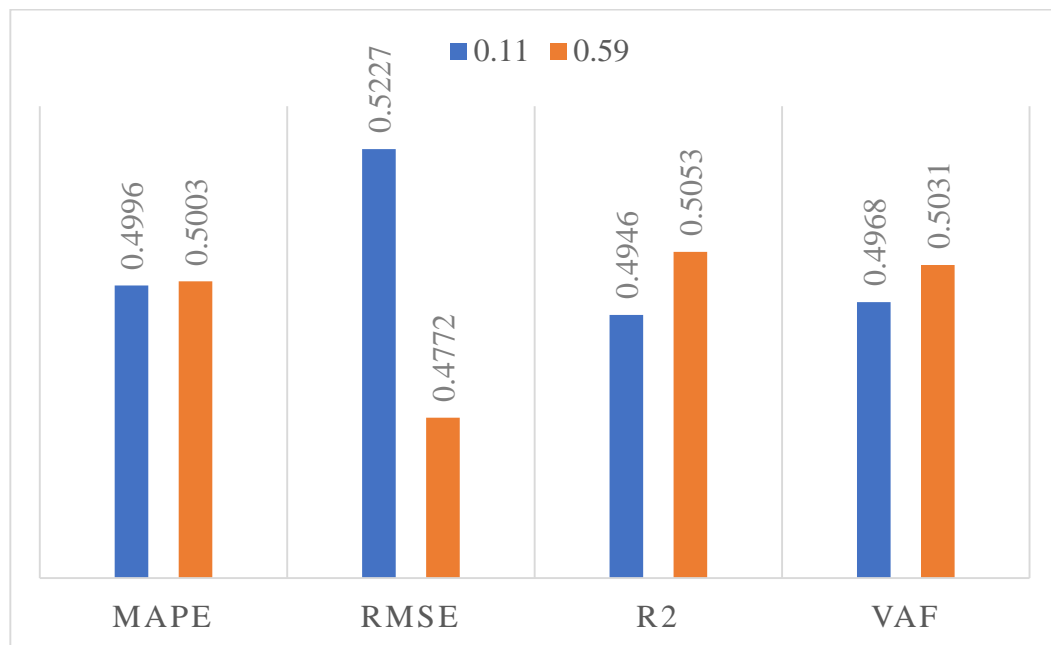
Pengujian beberapa struktur *FIS* yang terbentuk pada tabel 4.7 menunjukkan hasil dari nilai *error* dan akurasi yang bervariasi. Model yang paling optimal merupakan model yang memiliki karakteristik hasil pengujian menggunakan data *testing* yaitu, nilai RMSE yang terkecil, nilai akurasi (VAF) yang tertinggi, nilai koefisien determinasi (R^2) tertinggi, dan nilai MAPE yang terendah. Apabila nilai MAPE berada di rentang 10% hingga 20%, maka model estimasi dapat dikategorikan bagus, dan jika nilai MAPE berada di bawah angka 10%, maka model estimasi dikategorikan sangat bagus (Septiawan & Astuti, 2016). Namun karakteristik model yang diinginkan berdasarkan karakteristik model yang baik tidaklah tersedia sepenuhnya, namun terdapat beberapa yang mendekati.

Terdapat beberapa struktur *FIS* yang memiliki karakteristik yang baik yang dapat dijadikan sebagai model estimasi dalam mengestimasi tingkat inflasi di Indonesia. Namun, berdasarkan subjektivitas peneliti dalam memilih struktur *FIS* yang akan dijadikan sebagai model yang optimal, dapat dipertimbangkan melalui nilai *error* (MAPE) terlebih dahulu. Nilai MAPE yang terkecil serta pertimbangan setelahnya berdasarkan nilai RMSE, VAF, dan koefisien determinasi (R^2) akan dipertimbangkan menjadi model optimal. Hal ini diidentifikasi berdasarkan hasil pengujian data *testing* dan *training*. Antara dua pengujian tersebut akan difokuskan terlebih dahulu pada hasil pengujian data *testing*, dikarenakan oleh banyaknya karakteristik yang baik pada hasil pengujian data *testing*, selanjutnya kemudian dilakukannya identifikasi terhadap hasil pengujian data *training*. Pengujian *Clustering* dengan Beberapa Radius Menggunakan Data *Testing* memperoleh Karakteristik model yang optimal terdapat pada radius 0.11 dan 0.59, namun terdapat pula kelebihan maupun kekurangan yang dapat dilihat pada masing-masing struktur *FIS* berdasarkan tabel sebesar 4.8 berikut.

Tabel 4.8 Perbandingan Hasil Optimal Data *Testing*

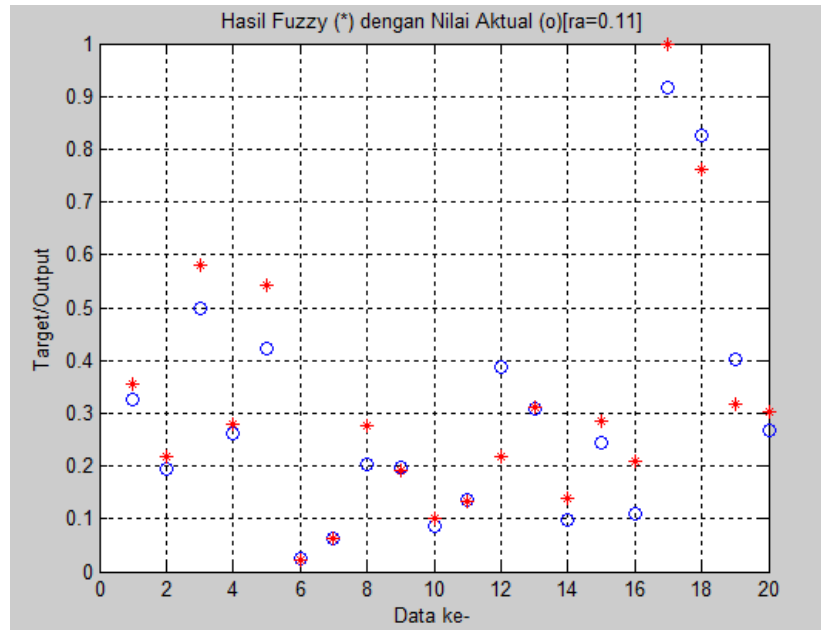
No	Radius Cluster	Number of Cluster	MAPE (%)	Performance Indices		
				RMSE	R2	VAF (%)
1	0.11	140	10.923	1.069	0.923	91.965
2	0.59	7	10,9404	0.976	0.943	93.145

Unutk memudahkan dalam mengidentifikasi dari keunggulan berdasarkan masing-masing karakteristik, gambar 4.6 merupakan grafik yang menyajikan perbandingan probabilitas antara seluruh *performance indices* di setiap radius *cluster* sebagai berikut.

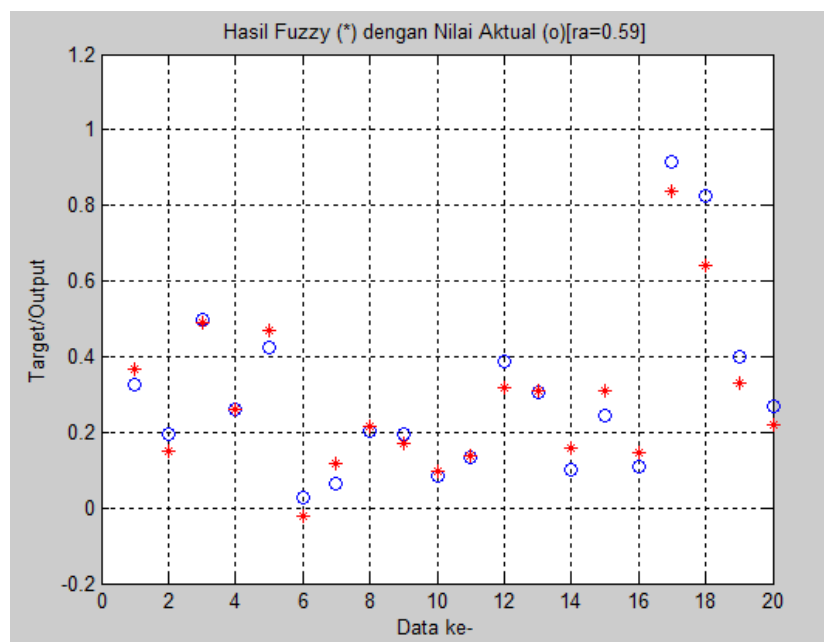


Gambar 4.6 Perbandingan Probabilitas *Performance Indices* Setiap Radius Cluster

Radius *cluster* 0.11 menghasilkan hanya nilai MAPE yang unggul, namun untuk nilai R^2 , VAF, RMSE yang unggul adalah Radius *cluster* 0.59. Berikut ini merupakan kurva perbandingan antara hasil peramalan dengan nilai aktual pada radius 0.11 dan 0.59 menggunakan data *testing*.



(a)



(b)

Gambar 4.7 Perbandingan Hasil *Fuzzy* dengan Nilai Aktual Pada (a) Radius 0.11, dan(b) Radius 0.59 (Pengujian Data *Testing*)

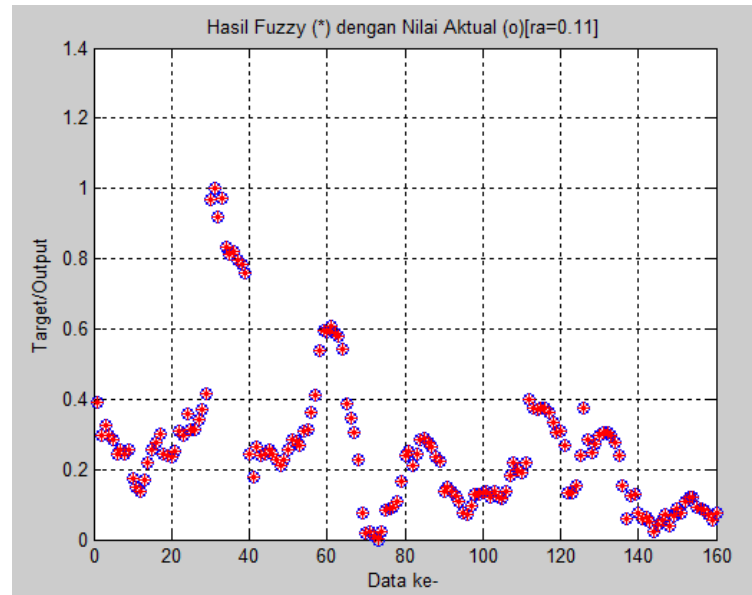
Gambar 4.7 menunjukkan bahwa hasil peramalan *fuzzy* (*) yang cenderung mendekati nilai aktual (o) adalah model peramalan yang menggunakan radius 0.59. Namun, secara keseluruhan keduanya dapat dijadikan sebagai model estimasi yang

optimal dikarenakan indikator performansi yang dihasilkan sangat baik. Pada penelitian ini juga menguji model estimasi dengan menggunakan data *training*, hasil tersebut juga akan diikutsertakan dalam pertimbangan pemilihan model yang optimal. Oleh karena itu, dalam memilih Radius *cluster* yang paling optimal dari 2 hasil diatas, akan dilihat juga berdasarkan *performance indices* hasil pengujian data *training* yang disajikan oleh tabel 4.9 berikut.

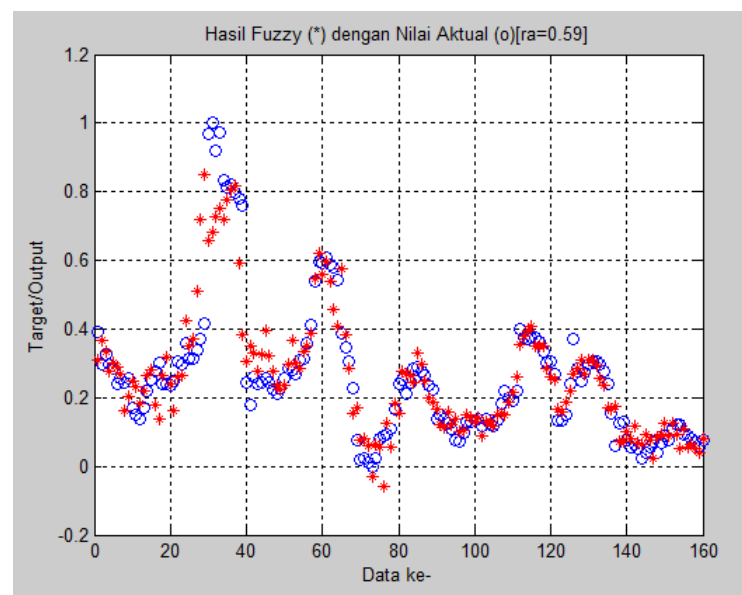
Tabel 4.9 Perbandingan Hasil Optimal Data *Training*

No	Radius Cluster	Number of Cluster	MAPE (%)	Performance Indices		
				RMSE	R2	VAF (%)
1	0.11	140	0.007431	0.000473	1.000000	99.999998
2	0.59	7	13.541799	1.408000	0.808207	80.820748

Tabel diatas menunjukkan bahwa Radius *cluster* yang optimal adalah 0.11 dengan jumlah *cluster* sebanyak 140 *cluster (rule)* yang terbentuk, Apabila dibandingkan dengan nilai *error* yang dihasilkan oleh keduanya, maka nilai *error* yang paling minimum dihasilkan oleh radius *cluster* 0.11. Nilai akurasi yang dihasilkan oleh radius 0.11 hampir mencapai 100 %, berbeda dengan akurasi yang dimiliki radius 0.59 yang hanya sebesar 80.82%. Hal ini dapat diartikan bahwa struktur *FIS* yang terbentuk dengan menggunakan radius *cluster* sebesar 0.11 dapat mengestimasi data *training* dengan sangat baik sebesar 99.999% tepat secara keseluruhan. Dalam mendukung pernyataan diatas, gambar 4.7 menyajikan kurva perbandingan antara hasil peramalan dengan nilai aktual pada radius 0.11 dan 0.59 menggunakan data *training*. Pada pengujian data *training* berdasarkan gambar 4.7 menunjukkan bahwa model estimasi yang dibangun melalui radius 0.11 (gambar a) jauh lebih baik dari pada 0.59. Gambar tersebut menunjukkan bahwa hasil peramalan (*) menggunakan radius 0.11 sangat mendekati bahkan sama dengan data aktual inflasi (o). Namun, jika dilihat hasil peramalan dengan model estimasi yang dibangun melalui 0.59 (gambar b) memiliki perbedaan yang cukup signifikan antara nilai hasil peramalan (*) dengan data aktual inflasi (o). Oleh karena itu Radius yang dipilih dalam membentuk model estimasi tingkat inflasi di Indonesia adalah radius 0.11.



(a)



(b)

Gambar 4.8 Perbandingan Hasil *Fuzzy* dengan Nilai Aktual Pada (a) Radius 0.11, dan (b) Radius 0.59 (Pengujian Data *Training*)

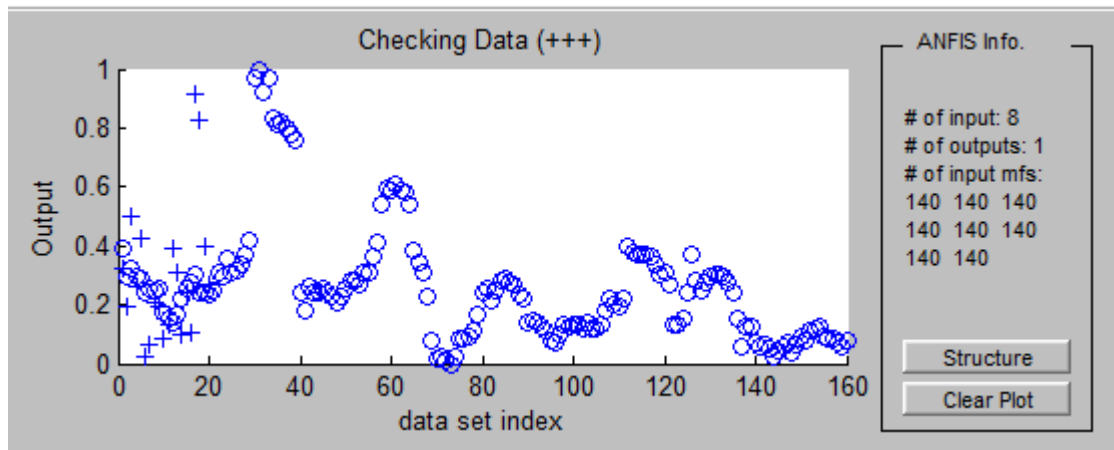
4.3.7 Pembangkitan Struktur *FIS* Berdasarkan Radius Optimal

Pembangkitan struktur *FIS* berdasarkan *subtractive clustering* dilakukan dengan menggunakan menu *anfisedit* di MATLAB. Hal ini dilakukan untuk memperoleh

membership function, aturan-aturan yang terbentuk, serta *rule generated* yang dihasilkan. Tahap awal yang dilakukan dalam membangkitkan struktur *FIS* dengan menggunakan MATLAB adalah melalui *syntax* sebagai berikut.

anfisedit(4.11)

Selanjutnya melakukan *input* data pelatihan (*training*) dan juga data pengujian (*testing*) dengan menu *load data*. Kemudian memilih menu *sub. Clustering* dalam melakukan pembangkitan *FIS*, kemudian meng-*input* nilai radius optimal yang telah diperoleh sebesar 0.11 dengan *squash factor*, *accept ratio*, dan *reject ratio* diabaikan (*default*). Maka akan muncul tampilan seperti gambar 4.9 sebagai berikut.



Gambar 4.9 Plot data *Training* (o) dan *Testing* (+)

Pada sisi kanan gambar 4.9, terdapat informasi ANFIS dengan keterangan sebagai berikut

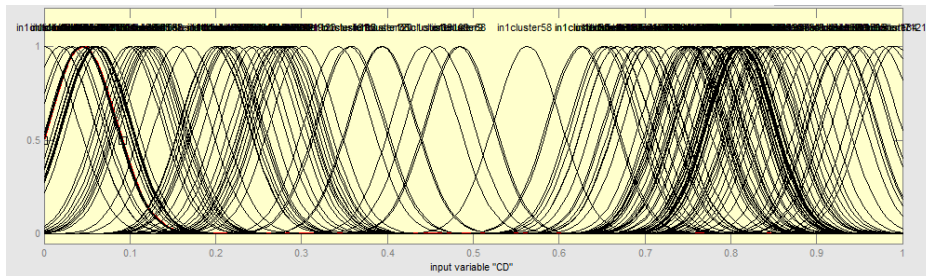
of inputs : 8, menyatakan jumlah variabel *input*, yaitu sebanyak 8 variabel

of outputs : 1, menyatakan jumlah variabel *output*, yaitu sebanyak 1 variabel.

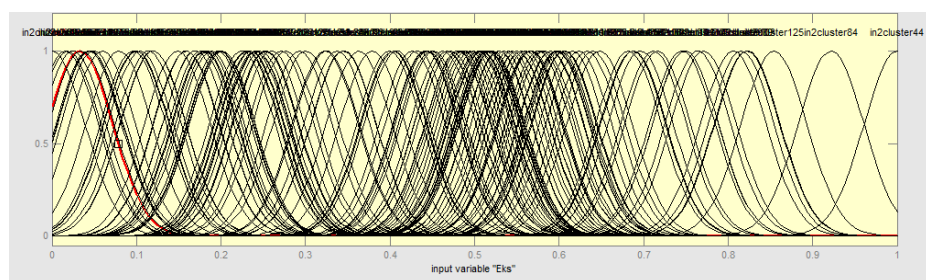
of input mfs : 140 140 140 140 140 140 140 140 , menyatakan jumlah *membership function* data *input*

Membership function pada struktur *FIS* berdasarkan *subtractive clustering* akan terbentuk secara otomatis melalui komputasi dari MATLAB. Berdasarkan gambar 4.8, dapat diidentifikasi bahwa terdapat 8 variabel *input* yang memiliki masing-masing sebanyak 140 *membership function* yang berbentuk *cluster*. Penentuan fungsi keanggotaan (*membership function*) dilakukan melalui pengelompokkan subtraktif

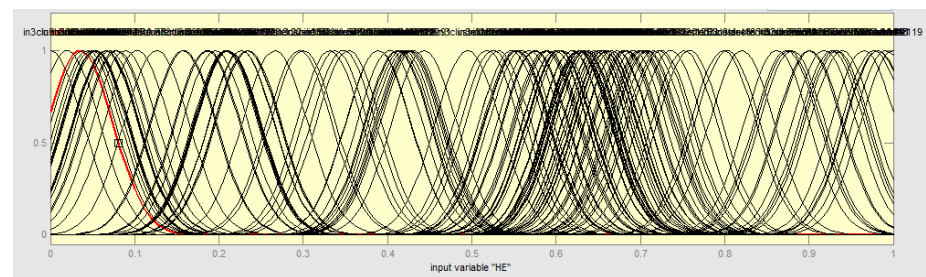
melalui beberapa iterasi, sehingga fungsi keanggotaan tersebut berbentuk seperti gambar 4.10.



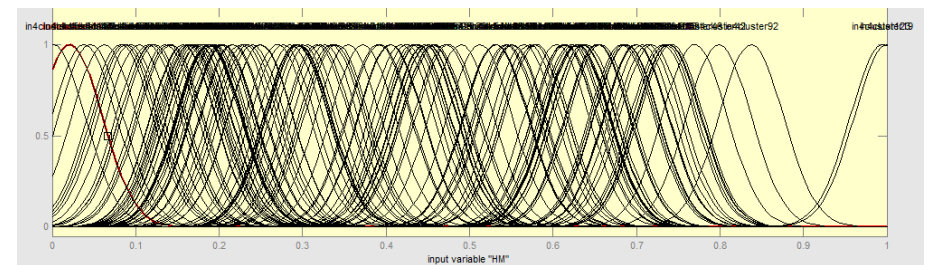
(a)



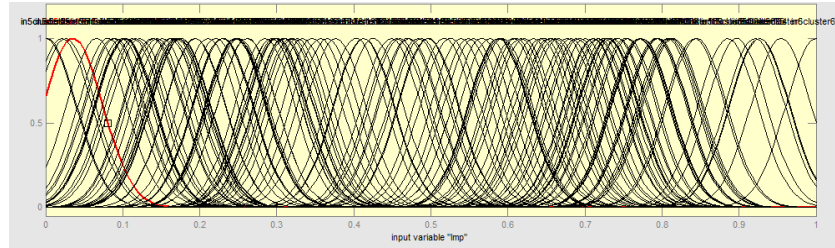
(b)



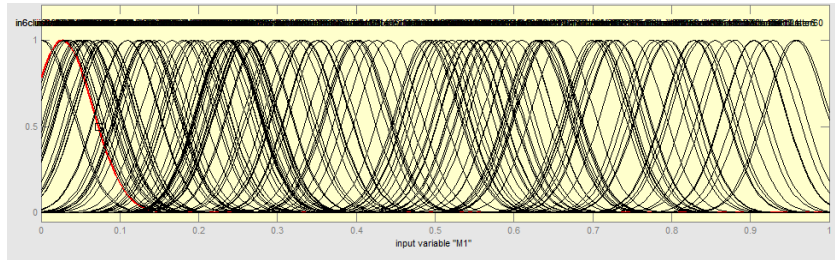
(c)



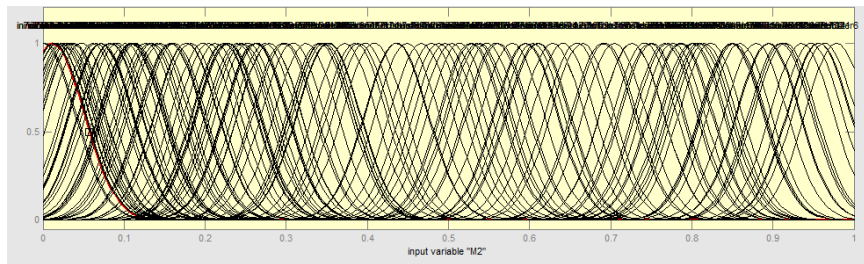
(d)



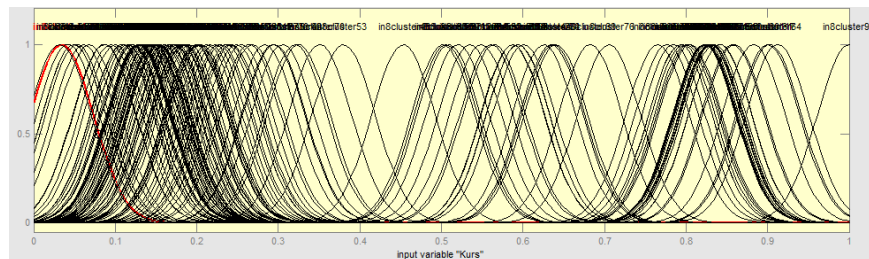
(e)



(f)



(g)



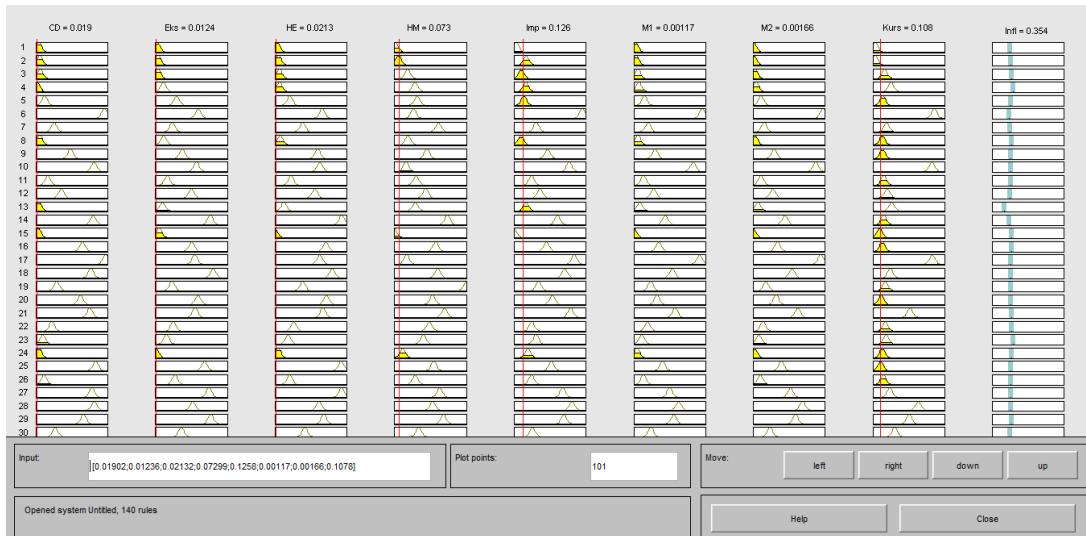
(h)

Gambar 4.10 *Membership Function* : (a) Cadangan Devisa, (b) Ekspor, (c) Harga Emas, (d) Harga Minyak, (e) Impor, (f) M1, (g) M2, (h) Kurs.

Radius *cluster* sebesar 0.11 yang digunakan, menghasilkan 140 *rule* yang terbentuk berdasarkan *membership function* diatas, sebagai berikut:

1. *If (CD is in1Cluster1) and (Eksp is in2Cluster1) and (HE is in3Cluster1) and (HM is in4Cluster1) and (Imp is in5Cluster1) and (M1 is in6Cluster1) and (M2 is in7Cluster1) and (Kurs is in8Cluter1) **then** (Infl is out1Cluster1)(1).*
2. *If (CD is in1Cluster2) and (Eksp is in2Cluster2) and (HE is in3Cluster2) and (HM is in4Cluster2) and (Imp is in5Cluster2) and (M1 is in6Cluster2) and (M2 is in7Cluster2) and (Kurs is in8Cluter2) **then** (infl is out1Cluster2)(1).*
3. *If (CD is in1Cluster3) and (Eksp is in2Cluster3) and (HE is in3Cluster3) and (HM is in4Cluster3) and (Imp is in5Cluster3) and (M1 is in6Cluster3) and (M2 is in7Cluster3) and (Kurs is in8Cluter1) **then** (infl is out1Cluster3)(1)..*
-
-
-
4. *If (CD is in1Cluster139) and (Eksp is in2Cluster139) and (HE is in3Cluster139) and (HM is in4Cluster139) and (Imp is in5Cluster139) and (M1 is in6Cluster139) and (M2 is in7Cluster139) and (Kurs is in8Cluter1) **then** (infl is out1Cluster139)(1).*
5. *If (CD is in1Cluster140) and (Eksp is in2Cluster140) and (HE is in3Cluster140) and (HM is in4Cluster140) and (Imp is in5Cluster140) and (M1 is in6Cluster140) and (M2 is in7Cluster140) and (Kurs is in8Cluter1) **then** (infl is out1Cluster140)(1).*

Berikut ini adalah gambar 4.11 yang merupakan *rules generated* yang dihasilkan oleh pembangkitan struktur *FIS* berdasarkan 140 *rule* yang dibentuk oleh radius *cluster* 0.11.



Gambar 4.11 *Rules Generated Fuzzy Model Sugeno* (Dalam Mengestimasi Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Februari 2003).

Gambar 4.11 menunjukkan bahwa hasil estimasi tingkat inflasi pada bulan Januari 2018 di Indonesia adalah sebesar 0.354. Nilai hasil estimasi tersebut berbentuk nilai normalisasi (berada di rentang 0 hingga 1), dengan menggunakan persamaan (4.5) maka nilai tersebut akan berubah kedalam bentuk angka riil inflasi sebesar 8.061%.

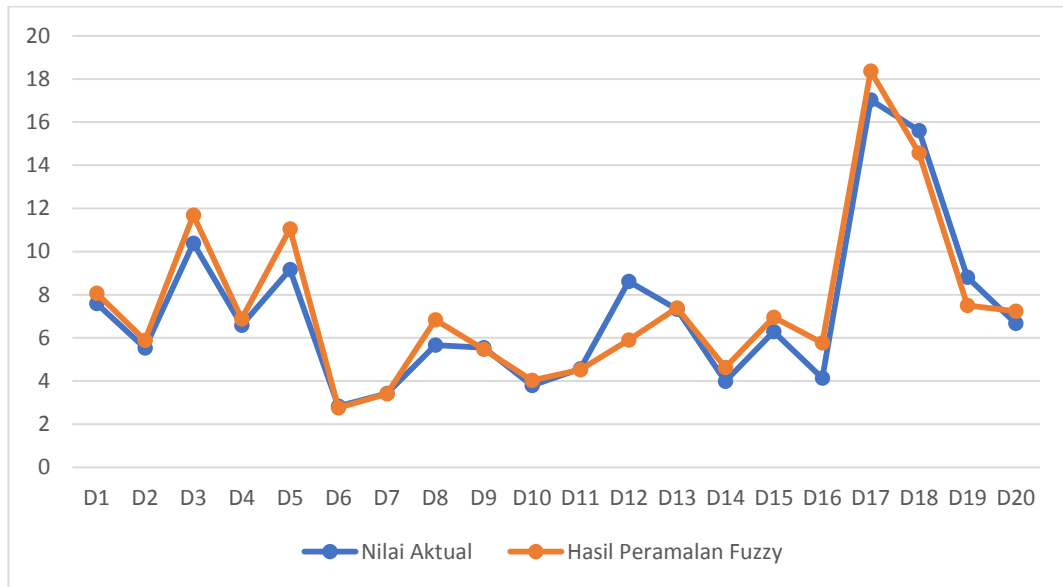
4.3.8 Evaluasi Hasil Pengujian Struktur *FIS*

Pengujian struktur *FIS* yang terbentuk dievaluasi dengan membandingkan nilai hasil peramalan *fuzzy* dengan nilai *output* aktual. Berikut ini merupakan tabel 4.10 yang memaparkan nilai dari hasil peramalan *fuzzy* serta nilai aktual inflasi berdasarkan 20 data *testing* yang telah didenormalisasi, sebagai berikut:

Tabel 4.10 Perbandingan Nilai Aktual dengan Hasil Estimasi Data *Testing*

No	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Eksport (KG)	Gold Price/Troy Ounce (USD)	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Import (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)	Hasil Peramalan F _{t+h}
1	Februari 2003	32218	16675811308	358.97	35.83	6555298623	181530.00	881215.00	8938.45	7.6	8.06
2	November 2003	35114	17358389069	389.91	31.11	5841489464	224019.00	944647.00	8537.80	5.53	5.89
3	Mei 2008	57464	32645184972	888.66	125.4	8763040882	438544.00	1636383.00	9337.30	10.38	11.69
4	Desember 2007	56920	32471196329	803.2	91.69	7064672779	460842.00	1643203.00	9380.27	6.59	6.88
5	Januari 2009	50870	21833053447	858.69	41.71	6408533613	447476.00	1859891.00	11223.11	9.17	11.05
6	September 2009	62287	35100515919	996.59	69.41	8855612703	490502.00	2018510.00	9950.39	2.83	2.75
7	Maret 2010	71823	42805393284	1113.34	81.2	8994268257	494460.84	2112082.70	9219.68	3.43	3.41
8	Oktober 2010	91799	37582744074	1342.02	81.89	9386386703	555548.88	2308845.97	8972.90	5.67	6.84
9	Juni 2011	119655	50341916416	1529.36	96.26	11160604730	636206.14	2522783.81	8607.00	5.54	5.47
10	Desember 2011	110123	54125738295	1639.97	98.56	11376313248	722991.17	2877219.57	9133.76	3.79	4.04
11	Juli 2012	106559	42089792231	1594.29	87.9	11541325367	771738.77	3057335.75	9503.59	4.56	4.53
12	Juli 2013	92671	56083727696	1285.52	104.67	13229872058	879986.02	3506573.60	10123.70	8.61	5.90
13	Maret 2014	102592	49294993519	1336.08	100.8	11439923450	853502.40	3660605.98	11484.15	7.32	7.39
14	Agustus 2014	111224	43484960834	1295.13	96.54	11676185855	895827.12	3895374.36	11765.24	3.99	4.62
15	Februari 2015	115527	39768342676.62	1227.08	50.58	12134877571	927847.53	4218122.76	12813.53	6.29	6.96
16	Januari 2016	102134	39593480160.23	1097.91	31.68	11170356250	1046257.23	4498361.28	13958.35	4.14	5.77
17	Januari 2006	35076	26286164720	549.86	65.49	6126245658	281412.00	1190834.00	9540.40	17.03	18.36
18	Mei 2006	44169	31288971107	675.39	70.84	6760669230	304663.00	1237504.00	9029.86	15.6	14.56
19	Maret 2005	36030	22563426157	433.85	54.19	7833671793	250492.00	1020693.00	9417.43	8.81	7.50
20	Agustus 2004	34822	17746834271	400.51	44.9	6784911171	238959.00	980223.00	9281.52	6.67	7.23

Gambar 4.12 merepresentasikan tabel 4.10 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan antara hasil peramalan *fuzzy* dengan nilai aktual inflasi data *testing*.



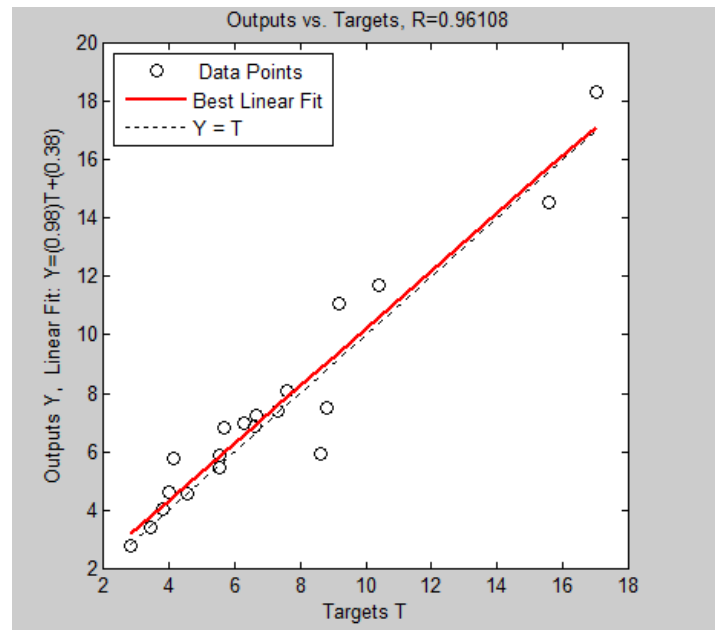
Gambar 4.12 Grafik Perbandingan Nilai Aktual Inflasi dengan Hasil Peramalan *Fuzzy*

Berdasarkan Gambar 4.11, menunjukkan bahwa nilai hasil peramalan *fuzzy* secara dominan mengikuti alur pergerakan nilai aktual inflasi pada data *testing*, hal ini didukung dengan hasil nilai MAPE, RMSE, dan VAF yang baik yaitu berturut-turut: 10.92%, 1.069, dan 91.965%.

Evaluasi dilakukan dengan mengidentifikasi hubungan linear antara hasil peramalan *fuzzy* dengan nilai inflasi aktual data *testing*. *Syntax* yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan linear pada hasil pengujian adalah sebagai berikut.

$$\text{reg=postreg(peramalan,aktual)} \dots\dots\dots(4.12)$$

Output hubungan linear antara hasil peramalan *fuzzy* dengan nilai inflasi aktual data *testing* dapat dilihat pada gambar 4.13 berikut.



Gambar 4.13 *Output* Regresi Linear Hasil Peramalan *Fuzzy* dengan Nilai Aktual Inflasi

Dari gambar tersebut diperoleh nilai R antara hasil peramalan *fuzzy* dengan nilai aktual inflasi yaitu sebesar 0.96108. Koefisien korelasi (R) yang diperoleh hampir mendekati 1 sehingga menunjukkan kecocokan yang cukup baik antara hasil peramalan *fuzzy* terhadap nilai aktual inflasi dengan *output* struktur *FIS*. Persamaan garis untuk kecocokan terbaik adalah sebagai berikut.

$$Y = (0.98)T + 0.38 \dots\dots\dots (4.13)$$

Keterangan:

0.98 : Nilai gradien garis terbaik

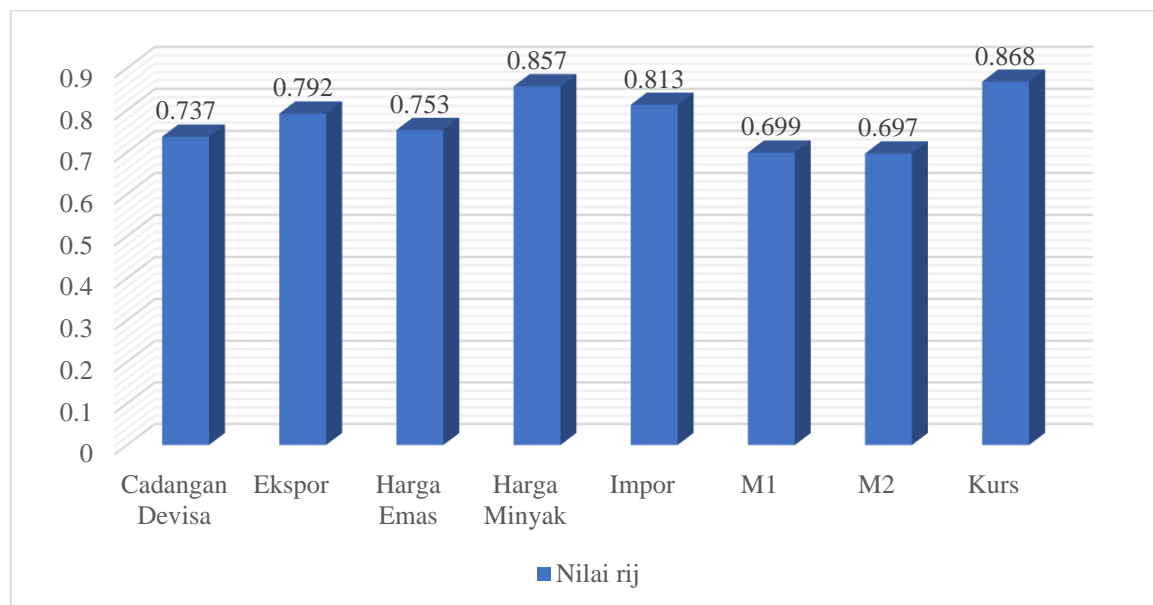
0.38 : Harga Konstanta a

4.3.9 Analisis Sensitivitas

Analisis sensitivitas menggunakan *Cossin Amplitude Method* (CAM) bertujuan untuk menemukan seberapa besar dampak yang diberikan dari setiap variabel *input* terhadap variabel *output* (Monjezi, Ahmadi, & Khandelwal, 2012). Dalam menerapkan metode ini, setiap variabel yang menjadi variabel prediktor dalam meramalkan tingkat inflasi akan dilakukan pengujian terhadap tingkat inflasi dengan menggunakan persamaan (3.2).

Nilai r_{ij} yang mendekati 0, menandakan semakin lemahnya kekuatan hubungan antara variabel *input* dan *output*, namun variabel *input* yang memiliki kekuatan hubungan yang kuat dengan variabel *output* ditandai dengan nilai r_{ij} yang hampir mendekati atau sama dengan 1. Tanda positif atau negatif menunjukkan hubungan positif atau negatif terhadap *output*. (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013).

Kekuatan dari setiap hubungan antara variabel *input* dan *output* dapat dilihat melalui masing-masing nilai r_{ij} pada setiap variabel. Berikut ini gambar 4.14 yang memaparkan urutan tingkat sensitivitas (r_{ij}) dari masing-masing faktor dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia.



Gambar 4.14 Analisis Sensitivitas dari Variabel *input*

Variabel yang memiliki nilai r_{ij} tertinggi merupakan variabel yang sangat sensitif dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia. Dari gambar 4.13 menunjukkan bahwa variabel yang memiliki nilai r_{ij} tertinggi adalah variabel kurs sebesar 0,868. Model peramalan tingkat inflasi pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa urutan variabel *input* yang memiliki tingkat sensitif yang sangat tinggi hingga yang terendah dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia adalah Kurs (nilai tukar rupiah terhadap USD), harga minyak dunia, impor, ekspor, harga emas dunia, cadangan devisa, M1, dan M2. Dari hasil tersebut, dapat memudahkan pemerintah dalam menetapkan tingkat inflasi berdasarkan kebijakan-kebijakan yang dilakukan terhadap faktor yang sangat sensitif dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Model Peramalan Tingkat Inflasi dengan *Fuzzy Subtractive Clustering*

Dalam penelitian ini, penentuan tingkat inflasi di Indonesia dilakukan dengan membuat model peramalan tingkat inflasi menggunakan metode *fuzzy subtractive clustering*. Model *fuzzy* yang digunakan dalam metode ini adalah model Takagi Sugeno orde satu. Model Takagi Sugeno merupakan *tool* yang sangat berguna untuk model yang kompleks dan sistem non-linear, hal ini dikarenakan metode ini mampu mentransfer sistem non linear kedalam bentuk subsistem linear (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013).

Rule yang dihasilkan terbentuk melalui teknik pengelompokan subtraktif (*subtractive clustering*). Secara konsep, terdapat dua algoritma dalam teknik pengelompokan yaitu *supervised* (terawasi) dan *unsupervised* (tidak terawasi). Perbedaan keduanya terletak pada penentuan jumlah *cluster* yang terbentuk. Untuk algoritma yang terawasi perlu mengetahui terlebih dahulu jumlah *cluster* yang ingin dibentuk, dimana metode yang biasanya digunakan adalah *Fuzzy C-means* (FCM). *Output* dari FCM pada dasarnya bukan merupakan *fuzzy inference system* (IF-THEN), namun merupakan kumpulan pusat *cluster* serta beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data, kemudian informasi tersebut dapat digunakan untuk membangun suatu *fuzzy inference system*. Berbeda dengan algoritma yang terawasi, pengelompokan pada algoritma yang tidak terawasi tidak dapat menentukan jumlah *cluster* terlebih dahulu, dimana metode yang biasanya digunakan adalah metode *subtractive clustering* (Kusumadewi & Purnomo, 2004). Metode *subtractive clustering* adalah satu dari metode yang sangat umum digunakan dalam menyelesaikan permasalahan *engineering* dari berbagai sudut pandang (Chamzini, Razani, & Yakhchali, 2013).

Pada penelitian ini, metode *fuzzy subtractive clustering* digunakan dalam membentuk model peramalan untuk mengestimasi tingkat inflasi di Indonesia. Terdapat 8 variabel *input* yang digunakan pada penelitian ini, yaitu cadangan devisa, ekspor, harga

emas dunia, harga minyak dunia, impor, jumlah uang beredar (M1 dan M2), serta nilai tukar rupiah terhadap USD (*kurs*). Pemilihan variabel ini dilakukan berdasarkan studi literatur penelitian yang dilakukan oleh Thakur *et al* (2016) dalam membuat model peramalan tingkat inflasi di India serta didukung oleh beberapa penelitian dalam Negeri mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia. Data yang digunakan dalam membuat model estimasi adalah data dari tahun 2003 hingga 2017 dalam bentuk bulanan (*monthly*). Terdapat sumber yang menyediakan data dalam bentuk hari, hal ini peneliti melakukan transformasi data tersebut kedalam bentuk bulan dengan menghitung rata-rata dari beberapa hari pada setiap bulannya.

5.2 Pemilihan Data *Traning* dan Data *Testing*

Pada penelitian ini, dalam memilih data *training* digunakan ketentuan bahwa data harus bersifat representatif, hal ini berarti bahwa data *input* dipilih berdasarkan data yang paling rendah dan yang paling tinggi dari setiap variabel, kemudian sisanya dipilih secara acak (*random*). Hal ini bertujuan agar saat melakukan pengujian, data *inputan* yang dimasukkan masih berada dalam *range* yang sudah dilakukan proses pembelajaran sebelumnya. Misalnya terdapat kasus pemilihan data yang digunakan untuk data *training*, variabel harga minyak dunia berada pada *range* 28.11 USD/*barrel* hingga 133.88 USD/*barrel* , apabila terdapat data variabel harga minyak dunia pada pengujian (*testing*) yang berada diluar *range* tersebut akan berakibat harga minyak dunia yang ditetapkan pada variabel itu dipilih berdasarkan batas masing-masing (contoh, apabila lebih dari 133.88 USD/*barrel* maka akan dikategorikan sama dengan 133.88 USD/*barrel*). Sedangkan penentuan anggota data *training* dan *testing* secara acak didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Roy *et al* (2008) yang menyatakan bahwa metode yang secara umum digunakan adalah dengan pemilihan data secara acak (*random selection*).

Selain itu, hal yang penting lainnya adalah penentua rasio *training* dan *testing*. Untuk menentukan rasio perbandingannya dilakukan 4 mekanisme pengujian, yaitu 160, 140, 120, dan 90 data *training* dimana sisanya di setiap mekanisme merupakan data *testing*. Pemilihan mekanisme dilakukan berdasarkan tingkat kesalahan (MAPE) terkecil yang dihasilkan oleh mekanisme tersebut. Dari hasil pengujian tersebut diperoleh mekanisme yang memberikan tingkat kesalahan yang kecil adalah 160 data *training*.

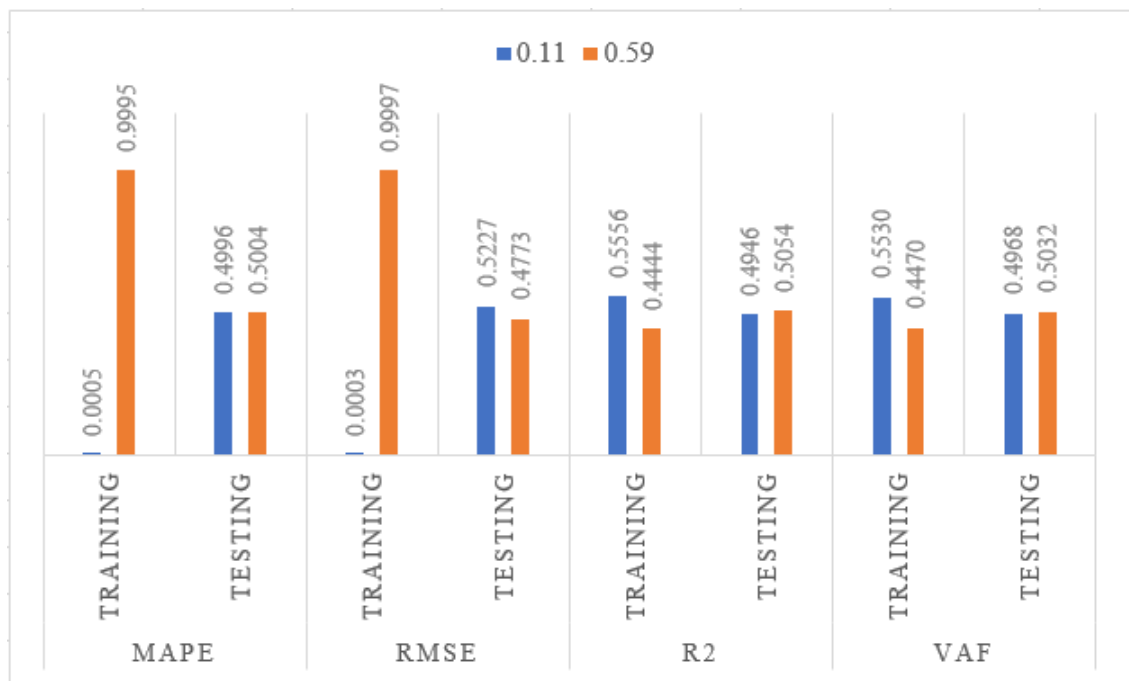
5.3 Pembentukan FIS (*Fuzzy Inference System*)

Pengolahan data dalam membentuk model estimasi berdasarkan pengelompokan subtraktif memiliki parameter khusus dalam membentuk jumlah *cluster* yaitu parameter radius (*influanse range*). Radius yang digunakan biasanya berada pada rentang 0 hingga 1. Semakin tinggi radius yang digunakan maka akan menghasilkan jumlah *cluster* yang sedikit, dan begitu juga sebaliknya. Disisi lain apabila semakin tinggi atau rendahnya radius yang digunakan tidak dapat menjanjikan hasil estimasi yang baik, dimana hal ini dihitung berdasarkan beberapa parameter pengujian tingkat akurasi dari model prediksi seperti MAPE, RMSE, VAF, dan R^2 . Seperti penelitian yang dilakukan oleh Chamzini *et al* (2013) yang menghasilkan bahwa indikator performansi tidak bergantung kepada semakin kecil atau besarnya radius yang digunakan dalam membentuk model estimasi. Hal ini berarti bahwa tingkat *error* yang dihasilkan bersifat fluktuatif antara radius 0 hingga 1. Oleh karena itu pada penelitian ini penulis menguji beberapa radius yang berada di rentang 0 hingga 1 (contoh, 0.01, 0.02, 0.03, dan seterusnya). Berdasarkan pengujian performansi dari hasil estimasi di setiap model, maka akan dipilih yang memiliki tingkat *error* minimum dan tingkat akurasi yang maksimum.

Berdasarkan pengujian data *training* dan data *testing* beberapa kali menggunakan nilai radius dari rentang 0 hingga 1 menghasilkan nilai akurasi dan *error* yang fluktuatif. Namun, indikator yang paling diprioritaskan dalam penelitian ini adalah nilai MAPE yang dihasilkan. Apabila nilai MAPE berada direntang 0% hingga 10%, maka model estimasi dikategorikan sangat baik, dan apabila berada direntang 10% hingga 20%, maka model estimasi dianggap baik (Septiawan & Astuti, 2016). Menurut Chamzini *et al* (2013) berpendapat bahwa model estimasi yang memiliki tingkat akurasi lebih besar dari 90% dapat dikategorikan *excellent performance*. Kemudian indikator pendukung lainnya seperti R^2 yang menunjukkan tingkat keeratan hubungan, serta RMSE untuk menghitung nilai *error* yang dikuadratkan.

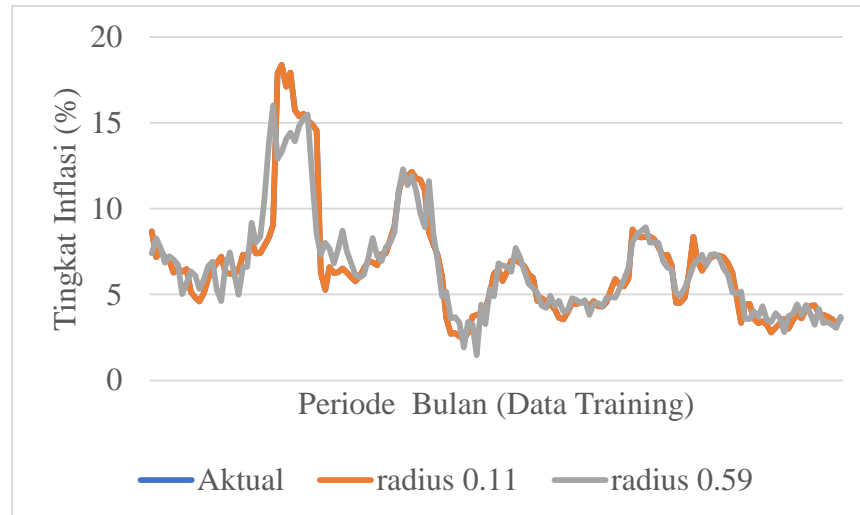
Berdasarkan pengujian data *testing*, terdapat dua radius yang menghasilkan model estimasi yang sangat baik, yaitu 0.11 dan 0.59. Nilai *error* keduanya berada direntang 0% hingga 20%, nilai akurasi diatas 90%, nilai koefisien determinasi diatas 0.9 (hubungan kuat), serta nilai RMSE dibawah 1.1. Hal ini dapat menjadikan kedua model yang dihasilkan oleh masing-masing nilai radius tersebut menjadi model yang sangat baik.

Namun, apabila dilihat kembali hasil pengujian model estimasi dengan menggunakan data *training*, nilai radius 0.11 memberikan nilai indikator performansi yang jauh lebih baik dari pada radius 0.59. Oleh karena itu radius 0.11 dipilih dalam membangun model estimasi tingkat inflasi di Indonesia. Hal ini juga dikarenakan untuk menghindari kasus seperti apabila terdapat data baru yang sama dengan data *training*, dan jika model estimasi menggunakan radius 0.59, maka hasil *error* yang akan diberikan cukup tinggi dari pada model estimasi menggunakan radius 0.11. Berdasarkan penjelasan diatas, berikut merupakan gambar 5.1 yang menyajikan grafik perbandingan nilai indikator performansi model (nilai probabilitas) dari masing-masing radius berdasarkan pengujian data *training* dan *testing*.



Gambar 5.1 Perbandingan MAPE (probabilitas) antara Data *Training* dan *Testing*.

Gambar 5.1 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang sangat signifikan antara nilai indikator performansi model estimasi dengan radius 0.11 dan 0.59. Pengujian model dengan menggunakan data *training* memberikan hasil yang paling baik apabila menggunakan radius 0.11. berikut ini gambar 5.2 yang menyajikan perbedaan antara nilai aktual dan hasil estimasi dari masing-masing radius.



Gambar 5.2 Perbandingan Antara Nilai Inflasi Aktual, Hasil Estimasi Radius 0.11, dan 0.59 (Pengujian Data *Training*)

Gambar grafik 5.2 menunjukkan bahwa hasil estimasi dengan menggunakan radius 0.11 cenderung berada diatas garis nilai inflasi aktual, hal ini menandakan kesamaan nilai antara tingkat inflasi aktual dengan hasil estimasi yang diberikan oleh radius 0.11. Sebaliknya, berbeda dengan hasil estimasi yang diberikan oleh radius 0.59 (garis berwarna abu-abu) yang bergerak secara fluktuatif, dimana secara umum terlihat perbedaan yang cukup signifikan.

Dari beberapa pemaparan diatas, dapat disimpulkan bahwa berdasarkan hasil pengujian menggunakan data *testing*, yang memiliki kategori model estimasi yang sangat baik yaitu radius 0.11 dan 0.59. Hal ini memungkinkan keduanya dapat dijadikan radius dalam membangun model estimasi tingkat inflasi di Indonesia. Namun, radius yang dipilih adalah 0.11, dimana memiliki nilai indikator performansi (MAPE, RMSE, VAF, dan R^2) yang sangat baik dibandingkan dengan radius 0.59 apabila dilihat dari hasil pengujian model estimasi menggunakan data *training*.

5.4 Hasil Tingkat Sensitivitas

Analisis sensitivitas dilakukan untuk mengidentifikasi faktor-faktor apa saja yang dominan dalam mempengaruhi variabel *output*. Analisis sensitivitas dapat dilakukan sebelum atau setelah dilakukannya pembentukan model estimasi. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Bazzazi dan Esmaeili (2012) melakukan penyeleksian kembali variabel

input yang mempengaruhi variabel *output*, setelah diketahui beberapa variabel yang secara signifikan sensitif dalam mempengaruhi *output*, maka variabel tersebut akan dijadikan sebagai variabel *input*.

Namun pada penelitian ini yang mengacu kepada penelitian yang dilakukan oleh Chamzini *et al* (2013) melakukan uji sensitivitas setelah model estimasi terbentuk. Tanpa menguji kembali keakuratan hubungan yang telah diidentifikasi berdasarkan penelitian terdahulu mengenai pengaruh yang dimiliki oleh variabel *input* terhadap variabel *output*, maka Chamzini *et al* (2013) melakukan analisis sensitivitas untuk identifikasi mengenai urutan variabel *input* yang sensitif dalam mempengaruhi tingkat performansi *road header*. Berlandaskan kepada penelitian tersebut, maka penelitian ini melakukan analisis sensitivitas dengan tujuan untuk menemukan urutan tingkat sensitif dari beberapa variabel dalam mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia. Dengan demikian dapat diidentifikasi bahwa variabel mana yang dominan sensitif, sehingga dapat membantu dalam menemukan variabel yang akan diprioritaskan untuk dilakukannya kebijakan dalam memperoleh target inflasi yang stabil di masa yang akan datang.

Terdapat dua variabel prediktor yang memiliki nilai sensitivitas terendah yaitu M1 dan M2. Pembentukan model estimasi tingkat inflasi dilakukan apabila dua variabel yang memiliki nilai sensitif terendah dihilangkan, maka akan memperoleh hasil seperti yang ditunjukkan oleh table 5.1. Namun pada kondisi ini, dengan menggunakan radius yang tetap sebesar 0.11 menghasilkan nilai rata-rata *error* (MAPE) yang meningkat dari 10.923% menjadi 11.14%. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa, pembentukan model dengan menggunakan variabel prediktor yang dipilih berdasarkan nilai sensitivitas terbesar tidak dapat menjamin terbentuknya nilai *error* yang lebih kecil.

Tabel 5.1 Hasil Estimasi Tingkat Inflasi Tanpa Menggunakan JUB

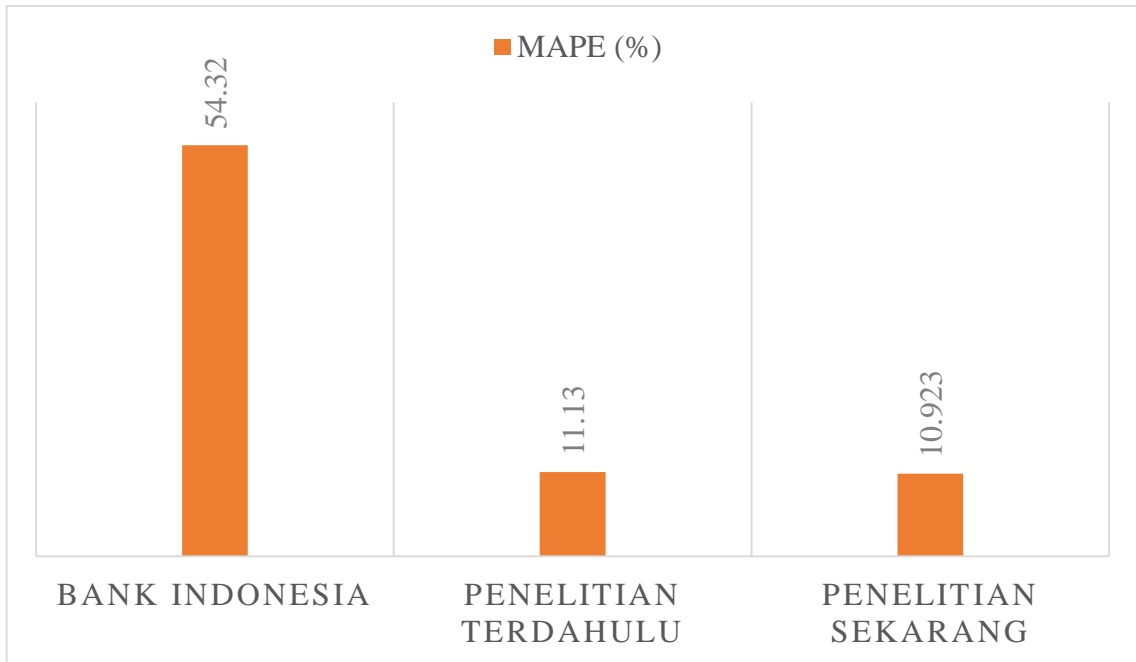
No	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar)	Eksport (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barr)	Import (KG)	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)	Hasil Peramalan <i>Fuzzy</i>
1	Februari 2003	32218	16675811308	358.97	35.83	6555298623	8938.45	7.6	7.90
2	November 2003	35114	17358389069	389.91	31.11	5841489464	8537.80	5.53	5.94
3	Mei 2008	57464	32645184972	888.66	125.4	8763040882	9337.30	10.38	11.66
4	Desember 2007	56920	32471196329	803.2	91.69	7064672779	9380.27	6.59	6.87
5	Januari 2009	50870	21833053447	858.69	41.71	6408533613	11223.11	9.17	11.05
6	September 2009	62287	35100515919	996.59	69.41	8855612703	9950.39	2.83	2.75
7	Maret 2010	71823	42805393284	1113.34	81.2	8994268257	9219.68	3.43	3.45
8	Oktober 2010	91799	37582744074	1342.02	81.89	9386386703	8972.90	5.67	6.85
9	Juni 2011	119655	50341916416	1529.36	96.26	11160604730	8607.00	5.54	5.52
10	Desember 2011	110123	54125738295	1639.97	98.56	11376313248	9133.76	3.79	4.17
11	Juli 2012	106559	42089792231	1594.29	87.9	11541325367	9503.59	4.56	4.53
12	Juli 2013	92671	56083727696	1285.52	104.67	13229872058	10123.70	8.61	5.90
13	Maret 2014	102592	49294993519	1336.08	100.8	11439923450	11484.15	7.32	7.31
14	Agustus 2014	111224	43484960834	1295.13	96.54	11676185855	11765.24	3.99	4.64
15	Februari 2015	115527	39768342676.62	1227.08	50.58	12134877571	12813.53	6.29	6.68
16	Januari 2016	102134	39593480160.23	1097.91	31.68	11170356250	13958.35	4.14	5.86
17	Januari 2006	35076	26286164720	549.86	65.49	6126245658	9540.40	17.03	18.34
18	Mei 2006	44169	31288971107	675.39	70.84	6760669230	9029.86	15.6	13.69
19	Maret 2005	36030	22563426157	433.85	54.19	7833671793	9417.43	8.81	7.47
20	Agustus 2004	34822	17746834271	400.51	44.9	6784911171	9281.52	6.67	7.22

5.5 Perbandingan Hasil Model Estimasi Tingkat Inflasi

Peran pemerintah dalam melakukan target inflasi melalui bank sentral terus dilakukan pada setiap tahunnya. Untuk menetapkan target inflasi, sebaiknya dilakukan berdasarkan model estimasi yang dapat mengestimasi tingkat inflasi dengan mengetahui variabel-variabel *predictor* yang mempengaruhi inflasi di Indonesia.

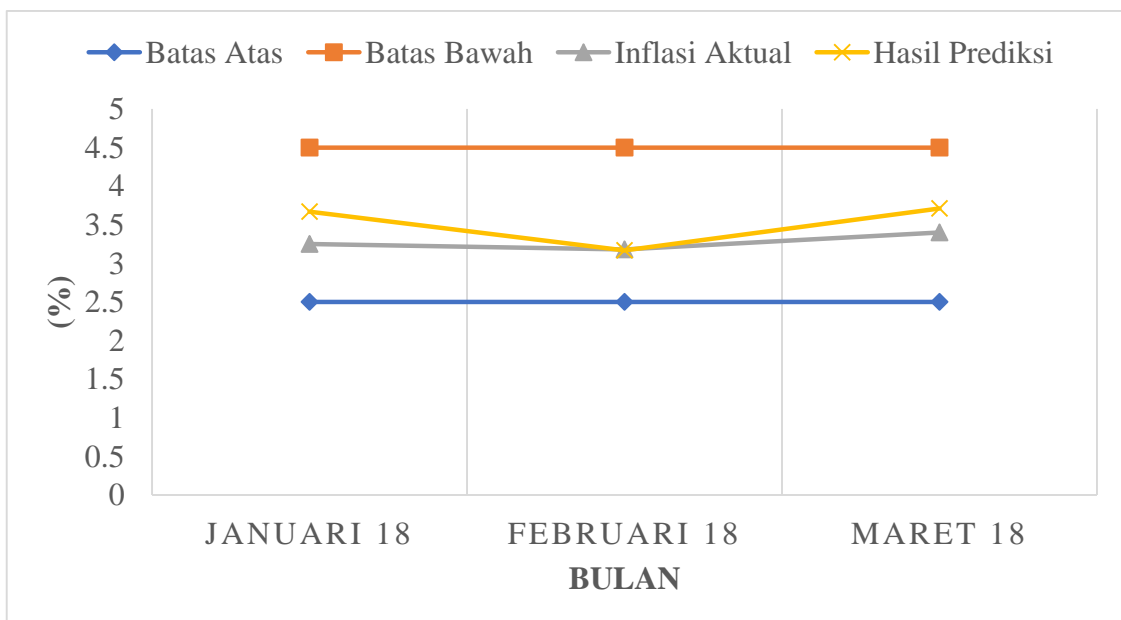
Bank Indonesia telah memasang target tingkat inflasi di Indonesia setiap tahunnya, tercatat dari tahun 2001 hingga 2016. Namun, seperti yang telah dipaparkan pada latar belakang, masih terdapat penyimpangan target inflasi dengan nilai inflasi aktual. Tingkat kesalahan (*error*) yang dihasilkan oleh target inflasi bank sentral menghasilkan MAPE sebesar 54.32%. Hal ini menunjukkan bahwa teknik estimasi dalam memasang target inflasi yang digunakan oleh bank sentral masih menghasilkan tingkat kesalahan yang cukup besar.

Terkait dengan model estimasi, hasil penelitian yang dilakukan oleh Akhirson dan Heruseto (2016) menghasilkan tingkat kesalahan MAPE sebesar 11.33% dalam mengestimasi tingkat inflasi di Indonesia menggunakan beberapa data *testing* yang tidak dilibatkan dalam pembentukan model estimasi. Oleh karena itu, model estimasi pada penelitian ini yang menghasilkan MAPE sebesar 10.923% (pengujian data *testing*) dan 0.007431% (pengujian data *training*) dapat dikatakan model estimasi yang lebih baik dari pada model estimasi bandingan. Maka, model estimasi pada penelitian ini dapat untuk dijadikan sebagai alternatif bank sentral dalam mengurangi kesalahan estimasi tingkat estimasi di Indonesia. Berikut merupakan gambar grafik dalam memvisualisasikan perbandingan MAPE dari pemaparan diatas.



Gambar 5.3 Perbandingan MAPE Beberapa Model Estimasi

Model estimasi tingkat inflasi ini juga dapat digunakan untuk mengestimasi data-data baru yang akan dilakukan estimasi tingkat inflasi dengan menggunakan data 8 variabel *input*. Berikut ini merupakan hasil estimasi tingkat inflasi Indonesia dengan menggunakan data Januari 2018 hingga Maret 2018.



Gambar 5.4 Hasil Estimasi Tingkat Inflasi Tahun 2018

Gambar 5.4 diatas menunjukkan bahwa model estimasi tingkat inflasi menggunakan *fuzzy subtractive clustering* dapat dijadikan sebagai model estimasi tingkat

inflasi di Indonesia. Bank Indonesia telah menetapkan target tingkat inflasi tahun 2018 berada pada rentang 2,5% hingga 4.5%. Tingkat inflasi aktual telah berada didalam rentang tersebut, namun hasil estimasi tingkat inflasi dengan menggunakan model ini dapat dilihat kedekatan perbandingan nilainya yang tidak begitu signifikan. Hasil estimasi dari ketiga bulan tersebut dapat dihitung rata-rata *error* (MAPE) yang dihasilkan sebesar 7.46% (berada pada rentang 0% hingga 10%). Oleh karena itu, model estimasi tingkat inflasi menggunakan *fuzzy subtractive clustering* dapat dijadikan sebagai pertimbangan untuk mengestimasi tingkat inflasi Indonesia dikarenakan menghasilkan *error* yang rendah.

5.6 Keterbatasan Model Estimasi

Model estimasi dapat dikatakan baik apabila perbandingan hasil estimasi dengan data aktual memiliki kesamaan yang signifikan (tingkat akurasi tinggi), dan memiliki tingkat kesalahan yang dihasilkan sangat kecil. Maka dari itu, untuk menuju kepada terbentuknya model estimasi yang baik, pada penelitian ini dilakukan pemilihan data *input* yang akan dijadikan sebagai pembentuk model estimasi. Pada hakikatnya model estimasi yang terbentuk ini ditujukan untuk memberikan hasil estimasi tingkat inflasi yang stabil di masa yang akan datang. Namun, ketentuan dalam melakukan estimasi pada periode yang katakanlah periode x membutuhkan beberapa data yang dijadikan variabel *input*. Seperti yang diketahui bahwa data variabel *input* seperti cadangan devisa, harga minyak dunia, harga emas dunia, hingga variabel lainnya baru dapat diketahui nilai riilnya pada saat periode x berlangsung.

Secara prakteknya, melakukan estimasi tingkat inflasi di Indonesia yang bertujuan untuk mengendalikan laju inflasi, dapat menggunakan variabel *input* berupa data perkiraan pemerintah, dimana data ini merupakan data perkiraan setelah dilakukannya kebijakan-kebijakan pada variabel tersebut. Sehingga pemerintah dapat memantau sejauh mana target laju inflasi yang dibutuhkan berdasarkan pengendalian variabel-variabel *input* tersebut.

Mengacu kepada hasil perhitungan penelitian ini, data yang dijadikan sebagai data *testing* merupakan data yang tidak diikutsertakan dalam membentuk model estimasi yang mana data tersebut telah dipastikan berada dalam *range* data model. Data tersebut dapat memberikan penyimpangan dari nilai aktual. Dalam hal ini tidak menutup kemungkinan

bahwa data yang di *input* kedalam model estimasi merupakan data yang berada pada *out of range* (diluar dari batasan) model estimasi juga memungkinkan adanya penyimpangan hasil estimasi jika dibandingkan dengan nilai aktual. Oleh karena itu pada penelitian ini, permasalahan tersebut dapat dikatakan sebagai keterbatasan model dalam melakukan estimasi.

Model estimasi menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering* memerlukan 8 data *input* variable prediktor. Oleh karena itu model estimasi ini tidak dapat melakukan estimasi selama beberapa periode kedepan selain dengan tersedianya data kedelapan variable *input* yang ditetapkan. Data *input* yang digunakan untuk mengestimasi tingkat inflasi merupakan data perkiraan masing-masing variabel pada periode yang diinginkan. Oleh karena itu, juga tidak menutup kemungkinan bahwa akan terjadi penyimpangan yang besar apabila data perkiraan variabel *input* juga mengalami penyimpangan.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data yang dilakukan, maka kesimpulan yang diperoleh dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan model estimasi tingkat inflasi di Indonesia dilakukan melalui nilai radius yang ditentukan dalam rentang 0 hingga 1. Masing-masing nilai radius menghasilkan jumlah *cluster*, dimana jumlah *rule* yang terbentuk didasari oleh jumlah *cluster*. Setiap radius yang digunakan dalam membentuk model estimasi menghasilkan nilai indikator performansi yang fluktuatif. Berdasarkan pengujian *FIS* yang dilakukan dengan menggunakan data *testing* diperoleh 2 radius yang paling baik diantara 100 radius, yaitu 0.11 dan 0.59. Pembentukan model pada penelitian ini hanya menggunakan 1 radius yang paling optimal dari radius lainnya. Oleh karena itu satu radius yang paling optimal berdasarkan pengujian data *training* yang menghasilkan nilai indikator performansi terbaik antara 2 radius yang dipilih sebelumnya adalah radius 0.11 dengan jumlah *cluster (rule)* sebanyak 140 *cluster (rule)*
2. Pada penelitian ini menggunakan beberapa indikator performansi untuk mengukur performansi dari model yang telah terbentuk yaitu MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), VAF (*Variance Account For*), dan R^2 (koefisien determinasi. Melalui radius 0.11 yang digunakan dalam membentuk model estimasi tingkat inflasi di Indonesia menghasilkan nilai indikator performansi berturut-turut yaitu 10.923%, 1.069, 91.965%, 0.923 (pengujian data *testing*), dan 0.007431%, 0.000473, 1.00, 99.998% (pengujian data *training*). Koefisien determinasi kedua pengujian tersebut menunjukkan kecocokan yang baik antara nilai aktual dengan hasil estimasi dengan menggunakan model (radius 0.11), hal ini ditunjukkan oleh nilai R^2 yang hampir mendekati (pengujian data *testing*) dan sama dengan (pengujian data *training*) 1.

3. Delapan variabel *input* yang digunakan untuk membentuk model estimasi tingkat inflasi di Indonesia dapat diketahui masing-masing kesensitivitasannya dalam mempengaruhi laju inflasi di Indonesia. Variabel *input* (*predictor*) yang memiliki nilai sensitif tertinggi hingga terendah adalah nilai tukar rupiah terhadap USD (*kurs*), harga minyak dunia, impor, ekspor, harga emas dunia, cadangan devisa, M1 dan M2.
4. Perbandingan hasil estimasi yang telah diidentifikasi menunjukkan bahwa model estimasi pada penelitian ini menghasilkan MAPE sebesar 10.923%, dimana nilai ini lebih kecil dari hasil estimasi bank Indonesia serta model estimasi tingkat inflasi pada penelitian terdahulu dengan MAPE berturut-turut sebesar 54.32% dan 11.33%.

6.2 Saran

Adapun saran yang diberikan oleh penulis kepada pihak Bank Indonesia dan peneliti untuk pengembangan penelitian selanjutnya sebagai berikut:

6.2.1 Bagi Pihak Bank Indonesia

Model estimasi tingkat inflasi yang diperoleh dengan metode *fuzzy subtractive clustering* dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan dan evaluasi dalam kebijakan yang akan dilakukan untuk mengendalikan laju inflasi di Indonesia sehingga dapat memasang target inflasi yang mendekati nilai aktual di masa yang akan datang.

6.2.2 Bagi Peneliti Selanjutnya

1. Diperlukannya metode formal untuk memiliki *sample* yang akan dijadikan sebagai pembentuk model estimasi (*training set*)
2. Perlu menambahkan variabel dominan yang mempengaruhi laju inflasi di Indonesia lainnya seperti tingkat bunga yang ditetapkan oleh Bank Indonesia.
3. Diperlukannya metode formal untuk menentukan nilai radius yang paling optimal dalam membangun model estimasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Akhirson, A., & Heruseto, B. (2016). Pendekatan Adaptive Neuro Fuzzy Sebagai Alternatif Bagi Bank Indonesia dalam Menentukan Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis Vol. XIX No. 2*, ISSN 1979-6471.
- Altug, S., & Cakmakli, C. (2016). Forecasting Inflation Using Survey Expectations and Target Inflation: Evidence for Brazil and Turkey. *International Journal of Forecasting Vo.32*, 138-153.
- Badan Pusat Statistik, B. (2018, Maret 22). *Informasi Umum Tentang BPS*. Diambil kembali dari Badan Pusat Statistik. [online]: <https://www.bps.go.id/menu/1/tentang-bps.html>
- Badan Pusat Statistik, I. (2018, February 20). *Ekspor-Impor*. Diambil kembali dari Badan Pusat Statistik. [online]: <https://www.bps.go.id/subject/8/ekspor-impor.html#subjekViewTab3>
- Badan Pusat Statistik, I. (2018, Maret 19). *Inflasi*. Diambil kembali dari Badan Pusat Statistik. [online]: <https://www.bps.go.id/subject/3/inflasi.html#subjekViewTab1>
- Bank Indonesia, B. (2018, February 20). *Inflasi*. Diambil kembali dari Bank Indonesia: Bank Sentral Republik Indonesia [online]: <https://www.bi.go.id/id/moneter/inflasi/data/Default.aspx>
- Bank Indonesia, B. (2018, February 20). *Informasi Kurs*. Diambil kembali dari Bank Indonesia: Bank Sentral Republik Indonesia. [online]: <https://www.bi.go.id/id/moneter/informasi-kurs/transaksi-bi/Default.aspx>
- Bank Indonesia, B. (2018, February 20). *Statistika Ekonomi dan Keuangan (SEKI)*. Diambil kembali dari Bank Indonesia: Bank Sentral Republik Indonesia. [online]: <https://www.bi.go.id/id/statistik/seki/terkini/eksternal/Contents/Default.aspx>
- Bank Indonesia, B. (2018, Maret 19). *Target Inflasi Indonesia*. Diambil kembali dari Bank Indonesia: Bank Sentral Republik Indonesia. [online]: <https://www.bi.go.id/id/moneter/inflasi/bi-dan-inflasi/Contents/Penetapan.aspx>
- Bazzazi, A. A., & Esmaili, M. (2012). Prediction of Backbreak In Open Pit Blasting by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Arch. Min. Sci. Vol. 57 No. 4*, p. 933-943.
- Bezdek, J. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithm*. New York: Plenum.

- Bizer, C., Boncz, P., Brodie, M. L., & Erling, O. (2011). The Meaningful Use of Big Data: Four Perspective- Four Challenges. *SIGMOD Record*, pp. 56-60.
- Boediono. (1985). *Ekonomi Moneter Edisi 3*. Yogyakarta: BPFE.
- Castillo, P., Montor, C., & Tuesta, V. (2010). Inflation, Oil Price Volatility and Monetary Policy. *Banco Central de Reserva del Peru Working Papers*.
- Chamzini, A. Y., Razani, M., & Yakhchali, S. H. (2013). Developing a Fuzzy Model Based on Subtractive Clustering for Road Header Performance Prediction. *Automation in Construction Vol.35*, 113.
- Chen, M., Liu, Y., & Mao, S. (2014). Big Data: A survey Mobile Network and Applications. pp. 1-14.
- Chiu, S. (1994). Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation. *Journal of Intelligent and Fuzzy System*, 267-278.
- Elgendy, N., & Elragal, A. (2014). Big Data Analytics: A Literature Review Paper. St. Petersburg. *Springer International Publishing*, pp. 214-227.
- Endri. (2008). Analisis Faktor yang mempengaruhi Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pembangunan Vol.13 No.1*, 1-13.
- Enke, D., & Mehdiyev, N. (2014). A hybrid Neuro-Fuzzy Model to Forecast Inflation. *Procedia Computer Science Vol.36*, 254-260.
- Fan, J., Han, F., & Liu, H. (2014). Challenges of Big Data Analysis. *Oxford Journals*, pp. 293-314.
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the Hype: Big data Concept, Methods, and Analytics. *International Journal of Information Management*, pp. 137-144.
- Halim, E. A., Yuliati, L., & Santosa, S. H. (2015). Pengaruh Harga Minyak Dunia, Harga Emas, JUB, dan Kurs Terhadap Inflasi di Indonesia. *Artikel Ilmiah Mahasiswa Universitas Jember*, 1-7.
- Hanafiah, M. S., Sudjana, N., & Sulasmiyati, S. (2015). Pengaruh Harga Minyak Dunia, Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar, dan Tingkat Inflasi Terhadap Harga Saham. *Jurnal Administrasi Bisnis Vol.28 No.2*.
- IndexMundi. (2018, February 22). *Gold Futures End of Day Settlement Price*. Diambil kembali dari Index Mundi [online]: <https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=gold&months=240>

- Indriyani, S. N. (2016). Analisis Pengaruh Inflasi dan Suku Bunga Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia Tahun 2005-2015. *Jurnal Manajemen Bisnis Krisnadwipayana*, ISSN: 2338-4794 Vol.4 No.2.
- Janssen, M., Voort, H., & Wahyudi, A. (2016). Factor Influencing big data decision making quality. *Journal of Business Research* , pp. 1-8.
- Kementrian Perdagangan, K. (2018, February 20). *Jumlah Uang Beredar*. Diambil kembali dari Kementrian Perdagangan Republik Indonesia: <http://www.kemendag.go.id/id/economic-profile/economic-indicators/amount-of-circulate-money>
- Known, G., McFarlane, L., & Robinson, W. (2006). Public Debt, Money Supply, and Inflation: A Cross-Country Study and its Application to Jamaica. *IMF Working Paper 06/121*, 1-39.
- Kusumadewi, S. (2002). *Analisis Desain Sistem Fuzzy Menggunakan Tool Box Matab*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Hartiati, S. (2006). *Neuro Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Purnomo, H. (2004). *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lin, M., & Wang, J. (2005). Foreign Exchange Reserves and Inflation: an Empirical Study of Five East Asian Economies. *2010 Conference Economics and Business*.
- Lipsey, R. G., Steiner, P. O., & Purvis, D. D. (1990). *Pengantar Makroekonomi Edisi Kedelapan (Terjemahan)*. Jakarta: Erlangga.
- Lohani, A., Goel, N., & Bhatia, K. (2006). Takagi-Sugeno Fuzzy Inference System for Modeling Stage - discharge Relationship. *Journal of Hydrology* 331, 146-160.
- Maggi, R., & Saraswati, B. D. (2013). Faktor-Faktor yang mempengaruhi Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan Vol. 6 No. 2*, 71-77.
- Mangkoesebroto, G., & Algifari. (1998). *Teori Ekonomi Makro Edisi Ketiga*. Yogyakarta: STIE YKPN.
- Mankiw, G. N. (2006). *Principle of Economics : Pengantar Ekonomi Makro Edisi 3*. Jakarta: Selemba Empat.
- Mccarthy, J. (2000). Pass-Through of Exchange Rates and Import Price to Domestic Inflation in Some Industry-alyzed economies. *FRB of New York Staff Report Vo.111*.

- MohanRao, U., Sood, Y., & Jarial, R. (2015). Subtractive Clustering Fuzzy Expert System for Engineering Applivations. *Procedia Computer Science Vol.48*, 77-83.
- Monjezi, M., Ahmadi, Z., & Khandelwal, M. (2012). Aplication of Neural Network For Prediction of Rock Fragmentation in Chadormalu Iron Mine. *Arch. Min. Sci. Vol.57*, pp.787-798.
- Panjaitan, M. N., & Wardoyo. (2016). Faktor-Faktor yang mempengaruhi Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Bisnis Vol.21 No.3*, 182-193.
- Purnama, H. M., Topowijono, & Achmad, H. (2014). Analisis Penerapan Manajemen Resiko Pada Perusahaan Eksportir yang Menggunakan Metode Pembayaran Letter of Credit. *Jurnal Administrasi Bisnis Vol16 No.1*, 1-10.
- Rao, U. M., Sood, Y., & Jarial, R. (2015). Subtractive Clustering Fuzzy Expert System for Engineering Applications. *Procedia Computer Science Vo.48*, 77-83.
- Reza, A. (2016). *Model Estimasi Penilaian Kualitas Bahan Baku Menggunakan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Pada Pabrik Spritus Madukismo*. Yogyakarta: Industrial Engineering FTI UII.
- Roy, P. P., Leonard, J. T., & Roy, K. (2008). Exploring the Impact of Size of Training Sets for the Development of Predictive QSAR Models. *Chemometrics and Intellegent Laboratory System. Vol.90*, 31-42.
- Sayoga, P., & Tan, S. (2017). Analisis Cadangan Devisa Indonesia dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya. *Jurnal Paradigma Ekonomika Vo. 12 No.1*, ISSN: 2085-1960.
- Sedyaningrum, M., Suhadak, & Nuzula, N. F. (2016). Pengaruh Jumlah Nilai Ekspor, Impor, dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Nilai Tukar dan Daya Beli Masyarakat di Indonesia. *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB) Vol.34 No.1*, 114-121.
- Septiawan, R. B., & Astuti, E. Z. (2016). Perbandingan Metode Setengah Rata-Rata dan Metode Kuadrat Terkecil Untuk Peramalan Pendapatan Perusahaan di BLU UPTD Terminal Mangkang Semarang. *Techno Com Vol.12 No.2*, 132-139.
- Sukirno, S. (2010). *Pengantar Teori Makroekonomi Edisi Kedua*. Jakarta: Rajawali Pers.
- Suseno, & Astiyah, S. (2009). *Inflasi (Seri Kebanksentralan) No.22*. Jakarta: Bank Indonesia.
- Thakur, G. S., Bhattacharyya, R., & Mondal, S. S. (2016). Artificial Neural Network Based Model for Forecasting of Inflation in India. *Fuzzy Inf. Eng. Vol.8*, 87-100.

- U.S Energy Information, A. (2018, Februari 25). *Petroleum & Other Liquids*. Diambil kembali dari Independent Statistic & Analysis: U.S Energy Information Administration. [online]:
<https://www.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=pet&s=rwtc&f=m>
- Uli, L. B. (2016). Analisis Cadangan Devisa Indonesia. *Jurnal Perspektif pembiayaan dan Pembangunan Daerah Vol. 4*, ISSN 2338-4603 (print); 2355-8520 (online).
- Utami, A. T., & Soebagiyo, D. (2013). Penentu Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Studi Pembangunan Vol.14 No.2*, 144-152.

LAMPIRAN

1. Lampiran Tabel

Tabel Rekapitulasi Data *Input* dan *Output* Dari Tahun 2003 Hingga 2017

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
1	2003	Januari	32182	17342660410	356.86	32.95	6923745916	180112.00	873683.00	8942.24	8.68
2		Februari	32218	16675811308	358.97	35.83	6555298623	181530.00	881215.00	8938.45	7.6
3		Maret	32578	17109838088	340.55	33.51	5659182419	181239.00	877776.00	8974.90	7.17
4		April	33626	19182552927	328.18	28.17	5341149756	182963.00	882808.00	8854.60	7.62
5		Mei	34162	18390116454	355.68	28.11	5658409106	191707.00	893029.00	8475.79	7.15
6		Juni	34057	18439461470	356.35	30.66	5359329390	195219.00	894554.00	8270.14	6.98
7		Juli	33733	18541448011	351.02	30.76	5784067077	196589.00	901389.00	8377.43	6.27
8		Agustus	33540	19975546354	359.77	31.57	5624970195	201859.00	905498.00	8545.65	6.51
9		September	34068	17662524783	378.95	28.31	5733150699	207587.00	911224.00	8504.43	6.33
10		Oktober	34842	17764833965	378.92	30.34	5680903336	212614.00	926325.00	8482.78	6.48
11		November	35114	17358389069	389.91	31.11	5841489464	224019.00	944647.00	8537.80	5.53
12		Desember	36296	21123652336	406.95	32.13	5543441477	223799.00	955692.00	8530.00	5.16
13		Januari	35975	17053449615	413.79	34.31	6820450619	216343.00	947277.00	8437.00	4.82
14	2004	Februari	36001	18399787816	404.88	34.69	7004776990	219033.00	935745.00	8467.17	4.6
15		Maret	37419	18431094768	406.67	36.74	7024438870	218998.00	935156.00	8611.73	5.11

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
16		April	37081	18635689704	403.26	36.75	6522858089	215447.00	930831.00	8651.25	5.92
17		Mei	36470	16018337638	383.78	40.28	6185820290	223690.00	952961.00	9010.11	6.47
18		Juni	34851	18323811229	392.37	38.03	6470946933	234726.00	976166.00	9429.24	6.83
19		Juli	34811	16861279781	398.09	40.78	7212657341	238059.00	975091.00	9082.10	7.2
20		Agustus	34822	17746834271	400.51	44.9	6784911171	238959.00	980223.00	9281.52	6.67
21		September	34802	26584772615	405.28	45.94	7027560618	240911.00	986808.00	9228.50	6.27
22		Oktober	35353	20531870334	420.46	53.28	6239258766	247603.00	995935.00	9141.57	6.22
23		November	35927	22389112943	439.38	48.47	6287925835	250221.00	1000338.00	9076.59	6.18
24		Desember	36321	21341431524	442.08	43.15	7738953827	253818.00	1033527.00	9269.26	6.4
25		Januari	36092	18199471723	424.03	46.84	6610980128	248175.00	1015874.00	9250.30	7.32
26		Februari	36542	18427299528	423.35	48.15	6325228427	250433.00	1012144.00	9291.00	7.15
27		Maret	36030	22563426157	433.85	54.19	7833671793	250492.00	1020693.00	9417.43	8.81
28		April	36429	17858237575	429.23	52.98	7553525438	246296.00	1044253.00	9586.95	8.12
29		Mei	34613	24451653964	421.87	49.83	7376557748	252500.00	1046192.00	9526.95	7.4
30	2005	Juni	33865	20891284384	430.66	56.35	7192198896	267635.00	1073746.00	9664.55	7.42
31		Juli	32208	22084696682	424.48	59	6969781503	266870.00	1088376.00	9848.29	7.84
32		Agustus	31180	23942289511	437.93	64.99	7235557062	274841.00	1115874.00	10037.09	8.33
33		September	30318	21306687366	456.05	65.59	6676511436	273954.00	1150451.00	10283.81	9.06
34		Oktober	32646	21765274416	469.9	62.26	7308577045	286715.00	1165741.00	10143.90	17.89
35		November	33240	25661349221	476.67	58.32	5589344016	276729.00	1168267.00	10090.82	18.38
36		Desember	34723	21579875237	510.1	59.41	6992602402	281905.00	1203215.00	9906.55	17.11

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
37	2006	Januari	35076	26286164720	549.86	65.49	6126245658	281412.00	1190834.00	9540.40	17.03
38		Februari	35535	22369166676	555	61.63	6431506470	277265.00	1193864.00	9299.35	17.92
39		Maret	40488	20240606430	557.09	62.69	6347445163	277293.00	1195067.00	9217.48	15.74
40		April	42811	25033137820	610.65	69.44	6209362200	282400.00	1198013.00	8981.67	15.4
41		Mei	44169	31288971107	675.39	70.84	6760669230	304663.00	1237504.00	9029.86	15.6
42		Juni	40107	24484261304	596.15	70.95	8323977501	313153.00	1253757.00	9409.64	15.53
43		Juli	41125	25596630621	633.71	74.41	7474742599	311822.00	1248236.00	9171.00	15.15
44		Agustus	41995	30418657755	632.59	73.04	6736679813	329372.00	1270378.00	9139.65	14.9
45		September	42352	26719553385	598.19	63.8	8167804927	333905.00	1291396.00	9189.10	14.55
46		Oktober	39895	32035229169	585.78	58.89	6812062854	346414.00	1325658.00	9233.12	6.29
47		November	41579	30712085762	627.83	59.08	7725107463	342645.00	1338555.00	9180.59	5.27
48		Desember	42586	31987805427	629.79	61.96	6693262248	361073.00	1382074.00	9132.15	6.6
49	2007	Januari	43266	27973563163	631.17	54.51	7564142824	344840.00	1363907.00	9111.82	6.26
50		Februari	45690	28314289761	664.75	59.28	6335359342	346573.00	1366820.00	9112.85	6.3
51		Maret	47221	25044134561	654.9	60.44	7737887684	341833.00	1375947.00	9209.95	6.52
52		April	49309	28730669633	679.37	63.98	6923226055	351259.00	1383577.00	9142.90	6.29
53		Mei	50113	26039848341	667.31	63.46	8441332380	352629.00	1393097.00	8888.48	6.01
54		Juni	50924	23906696056	655.66	67.49	7738717598	381376.00	1451974.00	9028.55	5.77
55		Juli	51880	33949179281	665.38	74.12	7037552022	397823.00	1472952.00	9112.36	6.06
56		Agustus	51426	29831498397	665.41	72.36	8232188059	402035.00	1487541.00	9413.55	6.51
57		September	52875	29427666910	712.65	79.92	7762817511	411281.00	1512756.00	9356.50	6.95

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
58		Oktober	54154	28914276332	754.6	85.8	6897048588	414996.00	1530145.00	9152.71	6.88
59		November	54897	28170511019	806.25	94.77	8200635971	424435.00	1556200.00	9310.68	6.71
60		Desember	56920	32471196329	803.2	91.69	7064672779	460842.00	1643203.00	9380.27	6.59
61		Januari	55999	28773492041	889.6	92.97	8348821589	420298.00	1588962.00	9453.30	7.36
62		Februari	57125	26738309601	922.3	95.39	8975081428	411327.00	1596090.00	9226.95	7.4
63		Maret	58987	33279921595	968.43	105.45	8407307563	419746.00	1586795.00	9230.83	8.17
64		April	58770	34342951916	909.71	112.58	9332487726	427028.00	1608874.00	9254.64	8.96
65		Mei	57464	32645184972	888.66	125.4	8763040882	438544.00	1636383.00	9337.30	10.38
66	2008	Juni	59453	28550953600	889.49	133.88	8681091282	466708.00	1699480.00	9342.29	11.03
67		Juli	60563	31580970263	939.77	133.37	8782228964	458379.00	1679020.00	9209.45	11.9
68		Agustus	58356	29121970675	839.03	116.67	8317156498	452445.00	1675431.00	9195.10	11.85
69		September	57108	28498449197	829.93	104.11	8172480300	491729.00	1768250.00	9387.40	12.14
70		Oktober	50580	29484759006	806.62	76.61	7867576749	471354.00	1802932.00	10098.65	11.77
71		November	50182	25409918524	760.86	57.31	6894664898	475053.00	1841163.00	11769.85	11.68
72		Desember	51639	26627088815	816.09	41.12	6122404080	466379.00	1883851.00	11381.53	11.06
73		Januari	50870	21833053447	858.69	41.71	6408533613	447476.00	1859891.00	11223.11	9.17
74		Februari	50564	17010589073	943	39.09	5353812083	444035.00	1890430.00	11912.15	8.6
75	2009	Maret	54840	26431788781	924.27	47.94	5977694304	458581.00	1909681.00	11908.80	7.92
76		April	56566	28870407041	890.2	49.65	6805889327	464922.00	1905475.00	11080.25	7.31
77		Mei	57934	28242528793	928.65	59.03	7567751961	467735.00	1917092.00	10444.65	6.04
78		Juni	57576	25855871805	945.67	69.64	8208625834	482621.00	1977532.00	10257.59	3.65

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
79		Juli	57418	35327713659	934.23	64.15	7865271031	468944.00	1960950.00	10161.86	2.71
80		Agustus	57943	37719828035	949.38	71.05	8493600211	490128.00	1995294.00	10027.50	2.75
81		September	62287	35100515919	996.59	69.41	8855612703	490502.00	2018510.00	9950.39	2.83
82		Oktober	64528	42329715017	1043.16	75.72	9229601000	485538.00	2021517.00	9530.00	2.57
83		November	65844	37472629540	1127.04	77.99	7715424547	495061.00	2062206.00	9517.20	2.41
84		Desember	66105	42804459704	1134.72	74.47	8872589281	515824.00	2141384.00	9504.85	2.78
85		Januari	69562	43728031415	1117.96	78.33	8244314490	496526.84	2073859.77	9321.95	3.72
86		Februari	69731	34365506564	1095.41	76.39	8087892289	490083.79	2066480.99	9395.11	3.81
87		Maret	71823	42805393284	1113.34	81.2	8994268257	494460.84	2112082.70	9219.68	3.43
88		April	78583	37246261411	1148.69	84.29	9322467216	494717.69	2116023.54	9072.33	3.91
89		Mei	74587	39517382367	1205.43	73.74	8562152396	514005.04	2143234.05	9229.16	4.16
90	2010	Juni	76321	39882450381	1232.92	75.34	10011964480	545405.37	2231144.33	9194.00	5.05
91		Juli	78794	36176018308	1192.97	76.32	9877129572	539745.86	2217588.81	9094.45	6.22
92		Agustus	81317	39589239893	1215.81	76.6	9643683306	555494.78	2236459.45	9016.76	6.44
93		September	86551	33193394348	1270.98	75.24	7218710612	549941.24	2274954.57	9020.84	5.8
94		Oktober	91799	37582744074	1342.02	81.89	9386386703	555548.88	2308845.97	8972.90	5.67
95		November	92759	47750908307	1369.89	84.25	10544653530	571337.17	2347806.86	8983.29	6.33
96		Desember	96207	47009467280	1390.55	89.15	10807379467	605410.53	2471205.79	9067.62	6.96
97		Januari	95332	43079006755	1360.46	89.17	9742084622	604169.16	2436678.95	9082.38	7.02
98	2011	Februari	99619	39675423843	1374.68	88.58	9446513223	585890.08	2420191.14	8957.11	6.84
99		Maret	105709	43300354495	1423.26	102.86	10336712208	580601.21	2451356.92	8805.48	6.65

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
100		April	113814	42104466228	1480.89	109.53	11197018167	584633.81	2434478.39	8694.30	6.16
101		Mei	118109	52298466219	1512.58	100.9	11008941300	611790.51	2475285.98	8598.80	5.98
102		Juni	119655	50341916416	1529.36	96.26	11160604730	636206.14	2522783.81	8607.00	5.54
103		Juli	122671	50468063649	1572.75	97.3	11766305270	639687.98	2564556.13	8576.19	4.61
104		Agustus	124638	48729818148	1759.01	86.33	11021766281	662806.24	2621345.74	8574.79	4.79
105		September	114502	49677982009	1772.14	85.52	10048394239	656095.74	2643331.45	8809.45	4.61
106		Oktober	113962	52558546328	1666.43	86.32	10411631977	664999.95	2677786.93	8939.67	4.42
107		November	111316	55859996898	1739	97.16	10705349201	667587.23	2729538.27	9060.23	4.15
108		Desember	110123	54125738295	1639.97	98.56	11376313248	722991.17	2877219.57	9133.76	3.79
109		Januari	111991	46111050690	1654.05	100.27	9670613447	696281.03	2857126.93	9154.76	3.65
110		Februari	112220	46809344350	1744.82	102.2	11041167920	683208.48	2852004.94	9070.81	3.56
111		Maret	110493	56650974567	1675.95	106.16	11234783756	714215.03	2914194.47	9211.29	3.97
112		April	116413	56984747251	1649.2	103.32	11579459958	720875.99	2929610.37	9221.50	4.5
113		Mei	111528	50037143958	1589.04	94.66	11877761174	749403.19	2994474.39	9336.57	4.45
114	2012	Juni	106502	42563479244	1598.76	82.3	12279593528	779366.60	3052786.10	9498.14	4.53
115		Juli	106559	42089792231	1594.29	87.9	11541325367	771738.77	3057335.75	9503.59	4.56
116		Agustus	108990	41876363720	1630.31	94.13	10127266344	772377.53	3091568.49	9547.16	4.58
117		September	110172	45281036940	1744.81	94.51	10806825885	795459.72	3128179.27	9614.25	4.31
118		Oktober	110297	52612600648	1746.58	89.49	12379019206	774922.64	3164443.15	9645.14	4.61
119		November	111285	59388239071	1721.64	86.53	12498589864	801344.63	3207908.29	9675.95	4.32
120		Desember	112781	59732574280	1684.76	87.86	11337015107	841652.12	3307507.55	9693.94	4.3

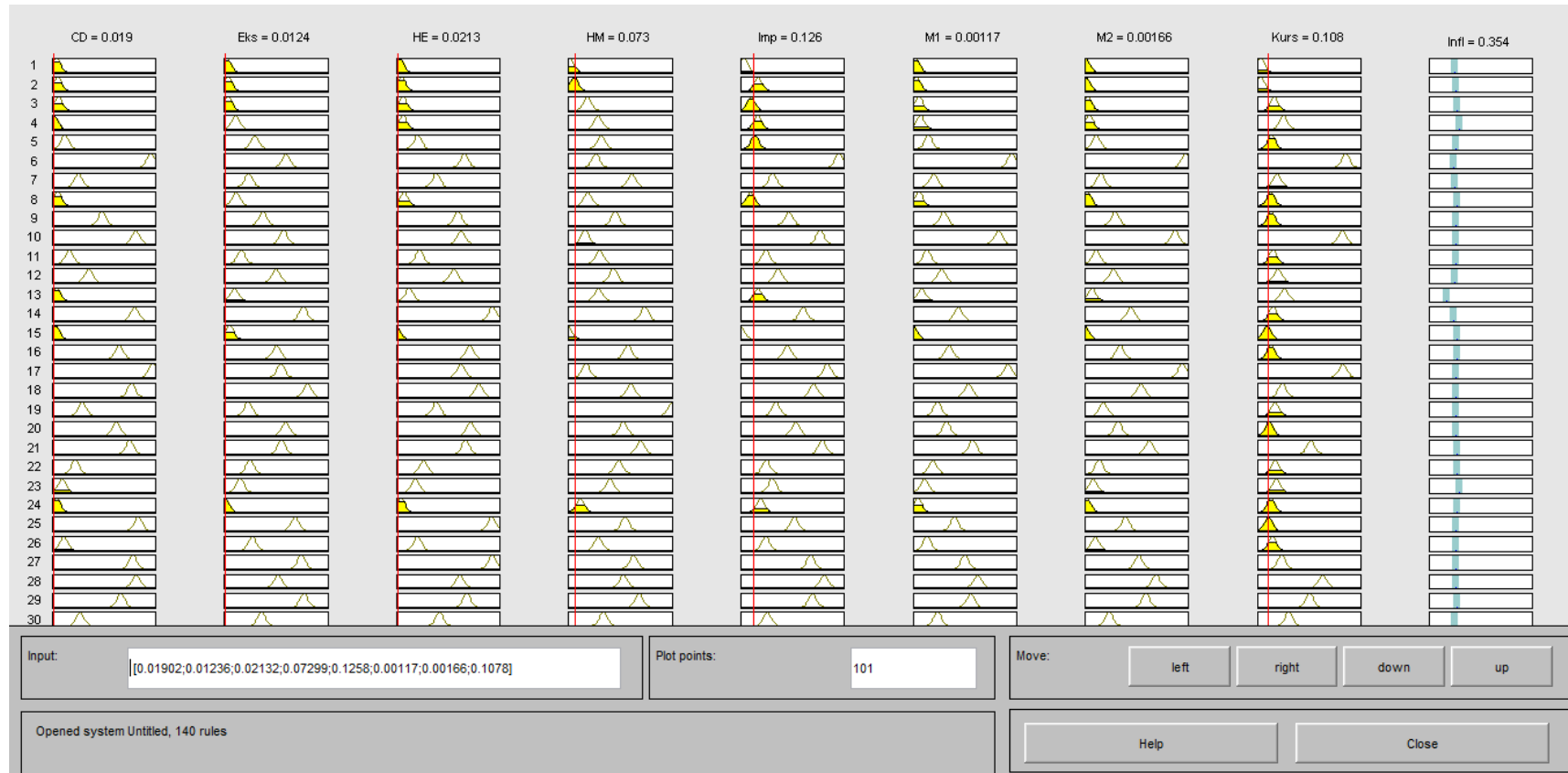
No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
121	2013	Januari	108780	55661972692	1671.85	94.76	11925159622	787859.68	3268789.15	9735.57	4.57
122		Februari	105183	53861770156	1627.57	95.31	10904690188	786548.67	3280420.25	9735.05	5.31
123		Maret	104800	59776509210	1593.09	92.94	11018318050	810054.88	3322528.96	9758.11	5.9
124		April	107269	58887635554	1487.86	92.02	12210318911	832213.49	3360928.07	9772.95	5.57
125		Mei	105149	61440502451	1414.03	94.51	12610027739	822876.47	3426304.92	9809.91	5.47
126		Juni	98095	54121878206	1343.35	95.77	11925604333	858498.99	3413378.66	9931.00	5.9
127		Juli	92671	56083727696	1285.52	104.67	13229872058	879986.02	3506573.60	10123.70	8.61
128		Agustus	92997	53046541725	1351.74	106.57	9897645784	855782.79	3502419.80	10625.28	8.79
129		September	95675	55867989989	1348.6	106.29	11291921789	867714.92	3584080.54	11402.95	8.4
130		Oktober	96996	57019945829	1316.58	100.54	12103233550	856171.21	3576869.35	11423.86	8.32
131		November	96960	65039844044	1275.86	93.86	11653190043	870416.85	3615972.96	11671.25	8.37
132		Desember	99387	69196719738	1221.51	97.63	12339606067	887081.01	3730197.02	12147.55	8.38
133	2014	Januari	108780	49154463234	1244.27	94.62	11590996964	842677.91	3652349.28	12240.55	8.22
134		Februari	100651	43416276659	1299.58	100.82	10640029636	834532.41	3643059.46	11994.75	7.75
135		Maret	102592	49294993519	1336.08	100.8	11439923450	853502.40	3660605.98	11484.15	7.32
136		April	105563	45541763971	1298.45	102.07	13005419405	880470.30	3730376.45	11492.95	7.25
137		Mei	107048	47417662483	1288.74	102.18	12197088101	906726.69	3789278.64	11583.72	7.32
138		Juni	107678	44989025020	1277.38	105.79	12811352690	945717.83	3865890.61	11952.10	6.7
139		Juli	110542	43624545260	1310.59	103.59	11541376167	918565.80	3895981.20	11747.50	4.53
140		Agustus	111224	43484960834	1295.13	96.54	11676185855	895827.12	3895374.36	11765.24	3.99
141		September	111164	46043270716	1236.55	93.21	13158825424	949168.33	4010146.66	11950.36	4.53

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
142	2015	Oktober	111973	43705182026	1222.49	84.4	13184342274	940348.73	4024488.87	12205.57	4.83
143		November	111144	46182204245	1175.33	75.79	12258277328	955534.99	4076669.88	12219.25	6.23
144		Desember	111862	46611395611	1200.62	59.29	14230464750	942221.34	4173326.50	12500.48	8.36
145		Januari	114250	43443195035.04	1250.75	47.22	11995411291	918079.49	4174825.91	12641.95	6.96
146		Februari	115527	39768342676.62	1227.08	50.58	12134877571	927847.53	4218122.76	12813.53	6.29
147		Maret	111554	48209231343.05	1178.63	47.82	12815242585	957580.46	4246361.19	13132.09	6.38
148		April	110867	44113167148.17	1198.93	54.45	13205353501	959376.46	4275711.11	13012.62	6.79
149		Mei	110771	41543644059.26	1198.63	59.27	11452923855	980915.30	4288369.26	13206.26	7.15
150		Juni	108030	40886554950.92	1181.5	59.82	12789548820	1039517.98	4358801.51	13379.95	7.26
151		Juli	107553	40908711754.63	1128.31	50.9	9777959395	1031905.82	4373208.10	13441.79	7.26
152		Agustus	105346	41703962147.89	1117.93	42.87	12392071524	1026322.91	4404085.03	13850.70	7.18
153		September	101720	41130727933.85	1124.77	45.48	12517106390	1063038.71	4508603.17	14468.00	6.83
154	Oktober	100712	43492324675.64	1159.25	46.22	11725231343	1036310.68	4443078.08	13864.76	6.25	
155	November	100240	41572222679.35	1086.44	42.44	12396999154	1051190.74	4452324.65	13740.95	4.89	
156	Desember	105931	42889680221.37	1075.74	37.19	13890623811	1055285.07	4546743.03	13923.75	3.35	
157	2016	Januari	102134	39593480160.23	1097.91	31.68	11170356250	1046257.23	4498361.28	13958.35	4.14
158		Februari	104544	38699176125.86	1199.5	30.32	12777162927	1035550.68	4521951.20	13583.20	4.42
159		Maret	107543	43029049633.14	1245.14	37.55	14280888506	1064737.89	4561872.52	13259.14	4.45
160		April	107711	39558381868.75	1242.26	40.75	12028222569	1089212.20	4581877.87	13245.81	3.6
161		Mei	103591	40622406240.97	1260.95	46.71	13132879687	1118768.26	4614061.82	13486.70	3.33
162	Juni	109789	44766894584.67	1276.4	48.76	13501715838	1184328.91	4737451.23	13421.68	3.45	

No	Tahun	Bulan	Cadangan Devisa (Miliar USD)	Ekspor (KG)	Gold Price/Troy Ounce	Oil (WTI) Price (USD/Barrel)	Impor (KG)	Uang Beredar (M1) Miliar	Uang Beredar (M2) Miliar	Kurs USD Terhadap Rupiah (Rerata)	Inflasi (%)
163		Juli	111409	39032046988.71	1336.65	44.65	10138881648	1144500.83	4730379.68	13184.53	3.21
164		Agustus	113538	45800576791.74	1340.17	44.72	14001735399	1135548.18	4746026.68	13230.91	2.79
165		September	115671	44146271670.66	1326.61	45.18	12809168012	1126046.04	4737630.76	13183.76	3.07
166		Oktober	115037	47378384671.57	1266.55	49.78	12391159183	1142785.81	4778478.89	13082.24	3.31
167		November	111466	46606206087.96	1238.35	45.66	12804703935	1182729.89	4868651.16	13377.05	3.58
168		Desember	116362	45551700747.95	1157.36	51.97	12988497126	1237642.57	5004976.79	13484.76	3.02
169		Januari	116890	43595887615.63	1192.1	52.5	11677887404	1191499.69	4936881.99	13425.67	3.49
170		Februari	119863	37537677296.42	1234.2	53.47	12640301804	1196036.61	4942919.76	13407.84	3.83
171		Maret	121806	48003832988.27	1231.42	49.33	13474016869	1215856.68	5017643.55	13412.50	3.61
172		April	123249	44438347750.70	1266.88	51.06	12432054821	1245927.39	5033780.29	13372.89	4.17
173		Mei	124953	44119400089.98	1246.04	48.48	14996662994	1275892.50	5126370.15	13390.10	4.33
174	2017	Juni	123094	40038089514.52	1260.26	45.18	11067266662	1341851.26	5225165.76	13364.63	4.37
175		Juli	127759	45248717432.65	1236.85	46.63	13474009386	1293234.84	5178078.75	13409.10	3.88
176		Agustus	128787	47784904309.64	1283.04	48.04	14290326822	1274803.26	5219647.63	13408.82	3.82
177		September	129402	48269334997.51	1314.07	49.82	13017265350	1304373.83	5254138.51	13370.00	3.72
178		Oktober	126547	50823401576.81	1279.51	51.58	14703970177	1325762.33	5284320.16	13593.68	3.58
179		November	125967	47893959288.25	1281.9	56.64	14557794979	1338143.33	5321431.77	13595.36	3.3
180		Desember	130196	49090974228.59	1264.45	57.88	14405809364	1390670.68	5418998.22	13624.21	3.61

2. Lampiran Gambar

Melalui lampiran gambar ini, berikut merupakan struktur *FIS* yang digunakan dalam meramalkan 20 data *testing* (data normalisasi) yang dibentuk menggunakan radius 0.11.



Gambar Lampiran 1. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Februari 2003



Gambar Lampiran 2. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan November 2003



Gambar Lampiran 3. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Mei 2008



Gambar Lampiran 4. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Desember 2007



Gambar Lampiran 5. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Januari 2009



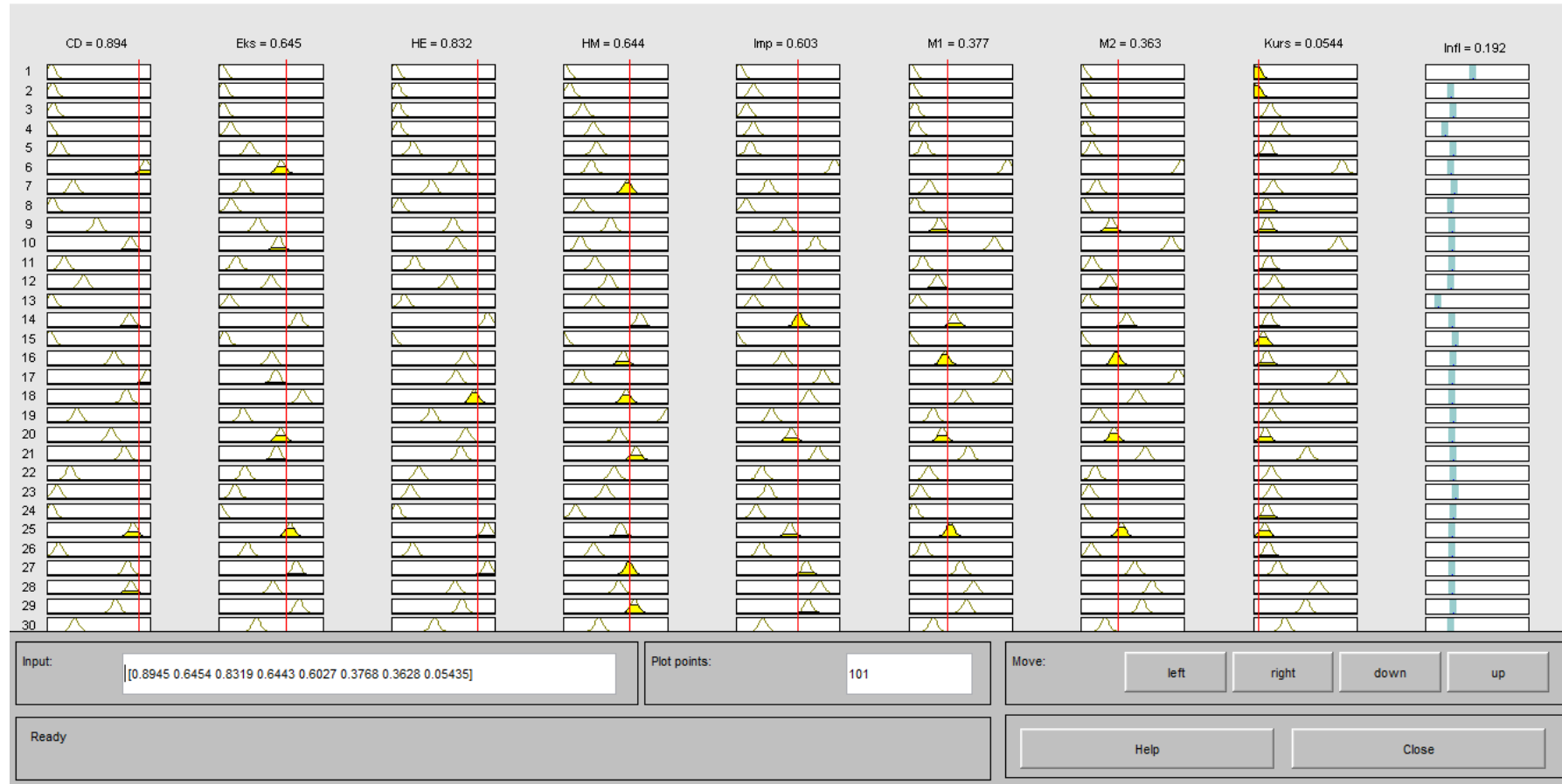
Gambar Lampiran 6. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan September 2009



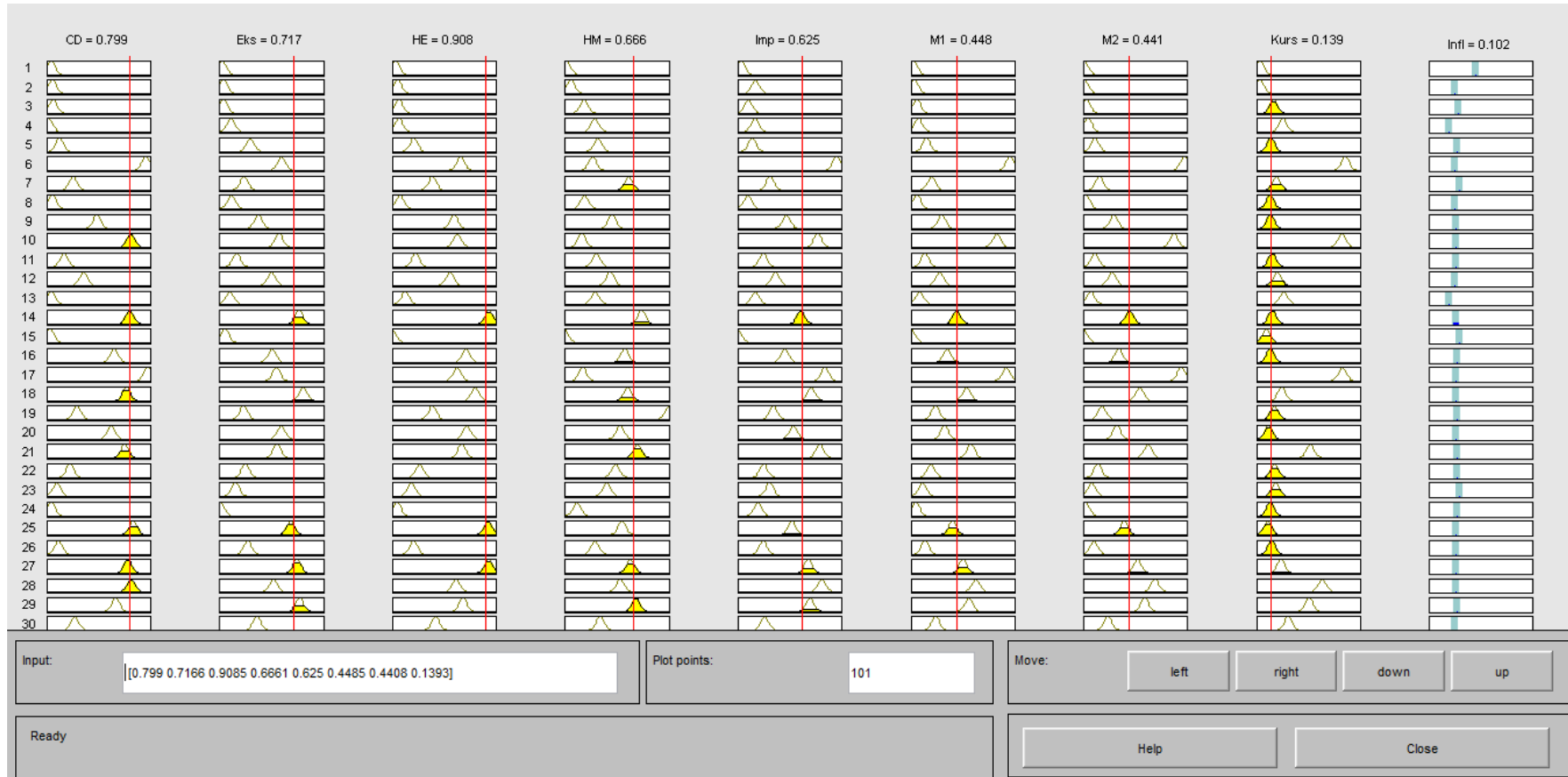
Gambar Lampiran 7. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Maret 2010



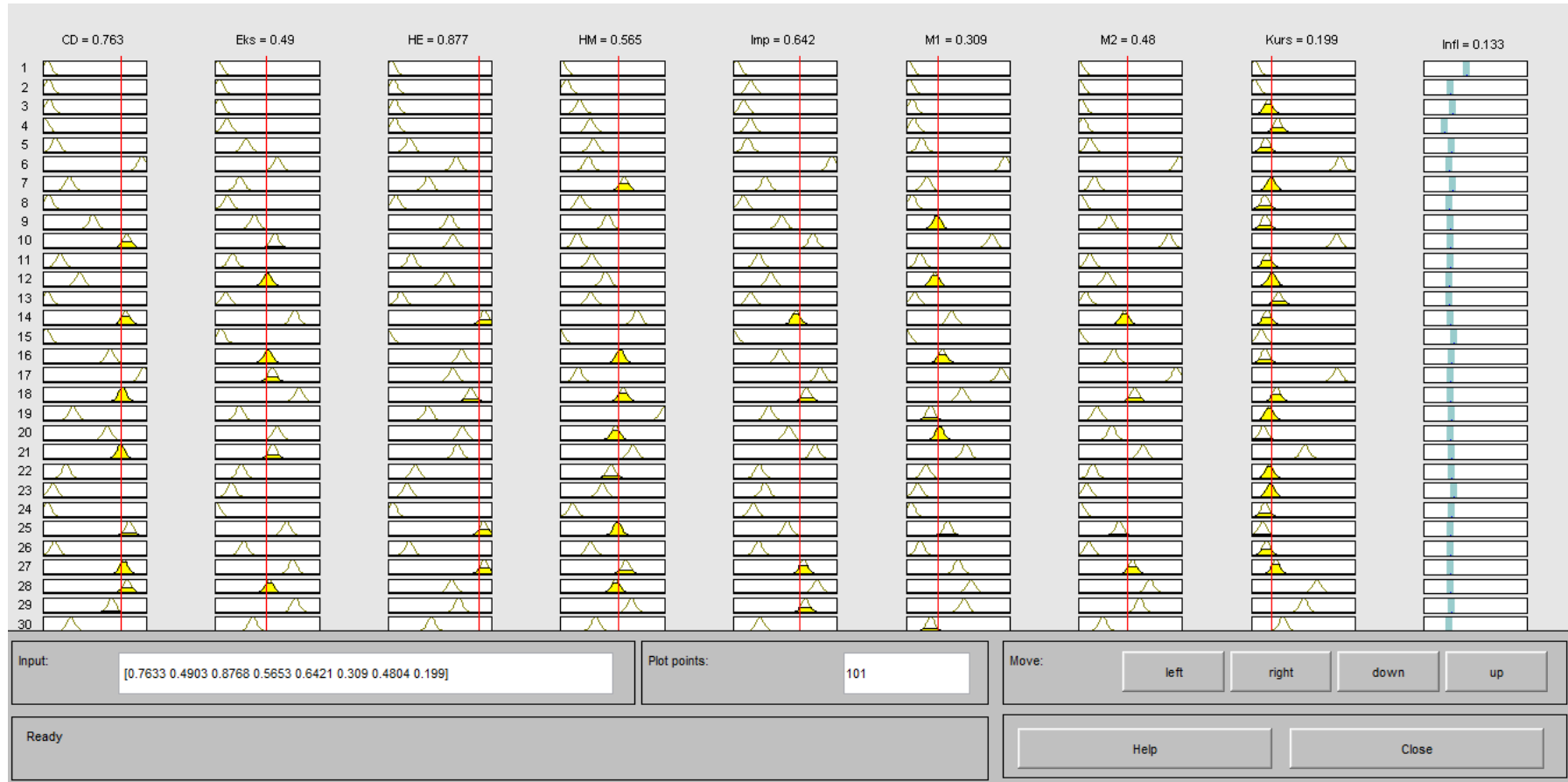
Gambar Lampiran 8. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Oktober 2010



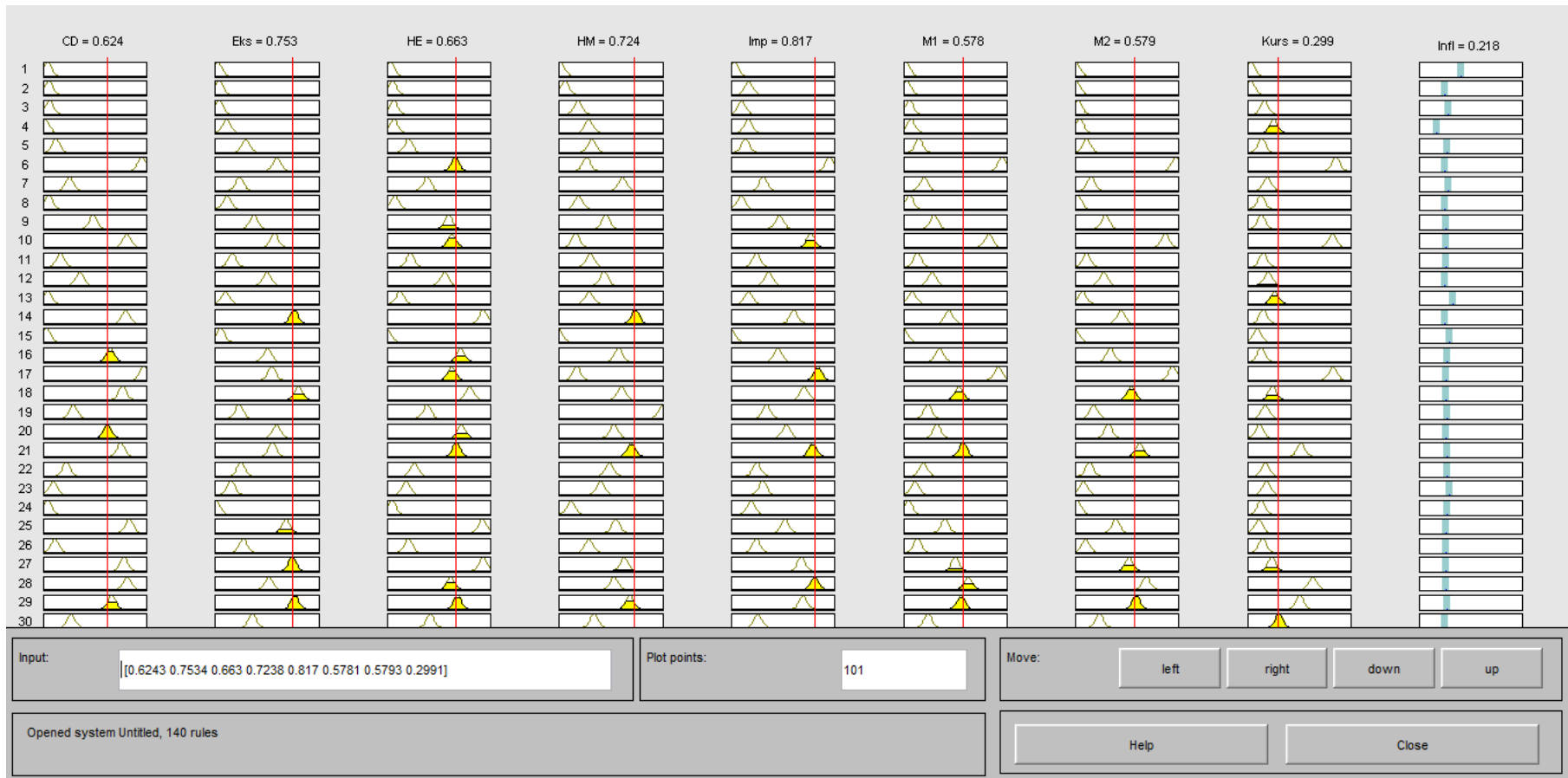
Gambar Lampiran 9. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Juni 2011



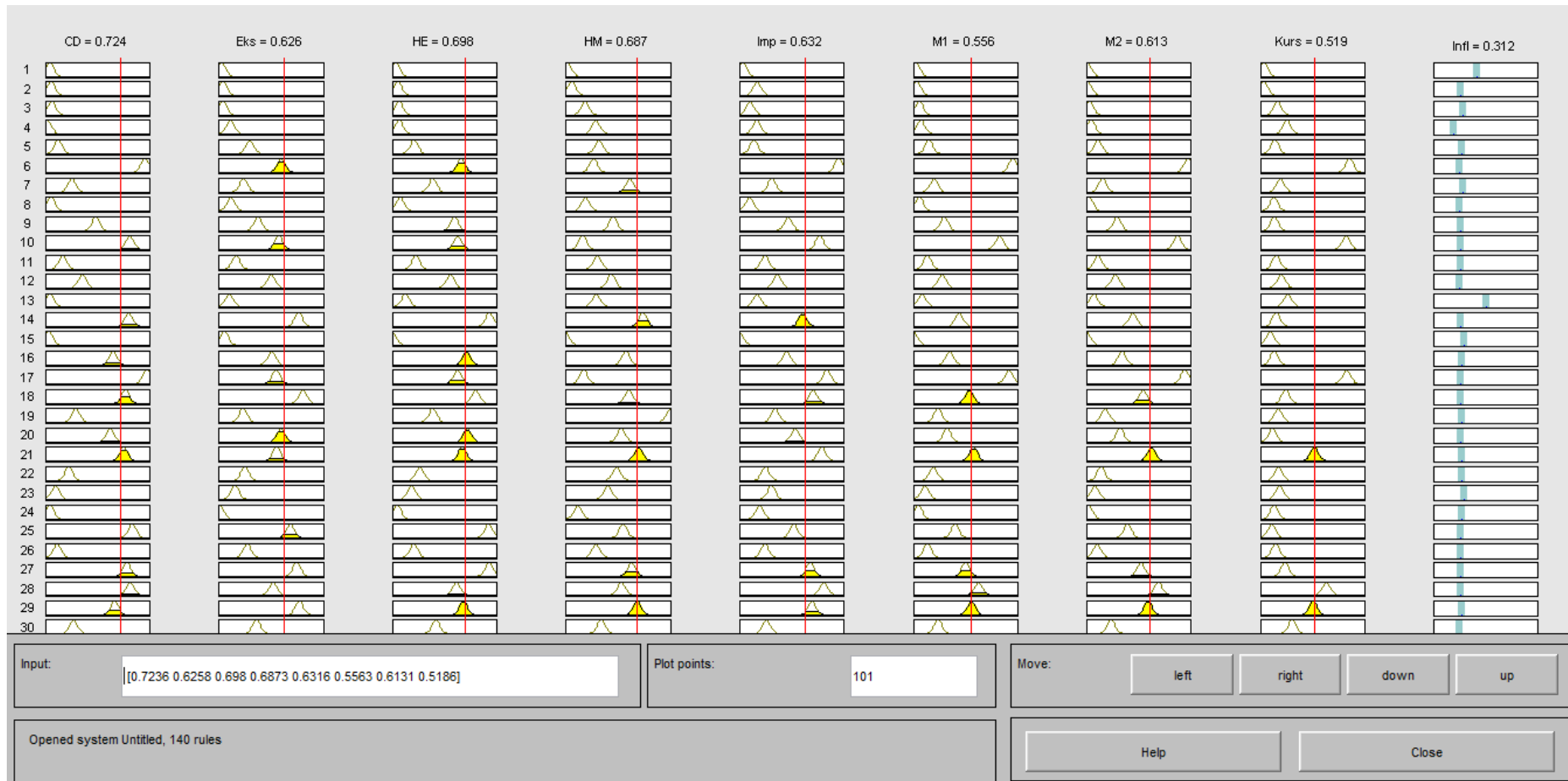
Gambar Lampiran 10. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Desember 2011



Gambar Lampiran 11. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Juli 2012



Gambar Lampiran 12. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Juli 2013



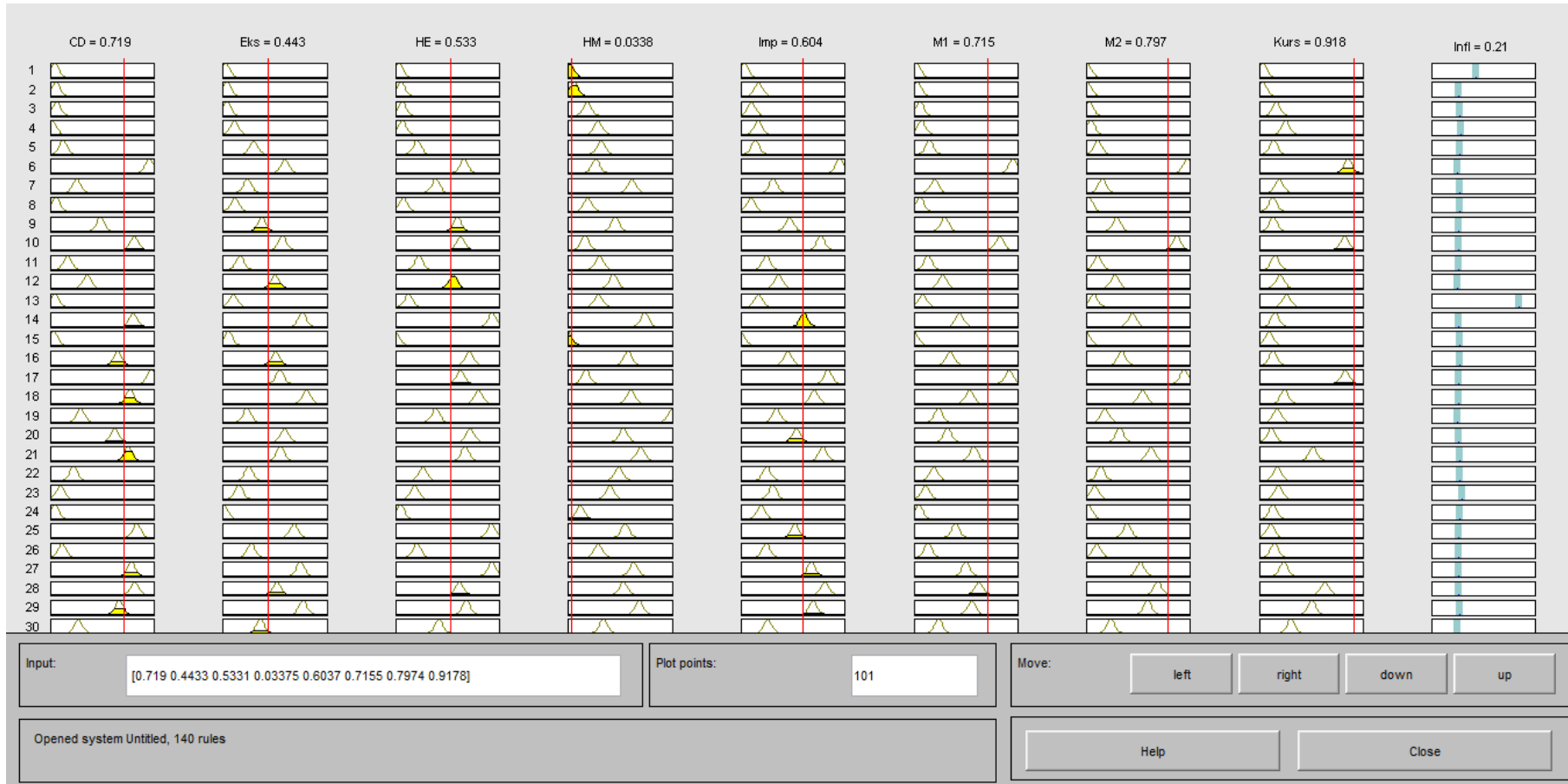
Gambar Lampiran 13. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Maret 2014



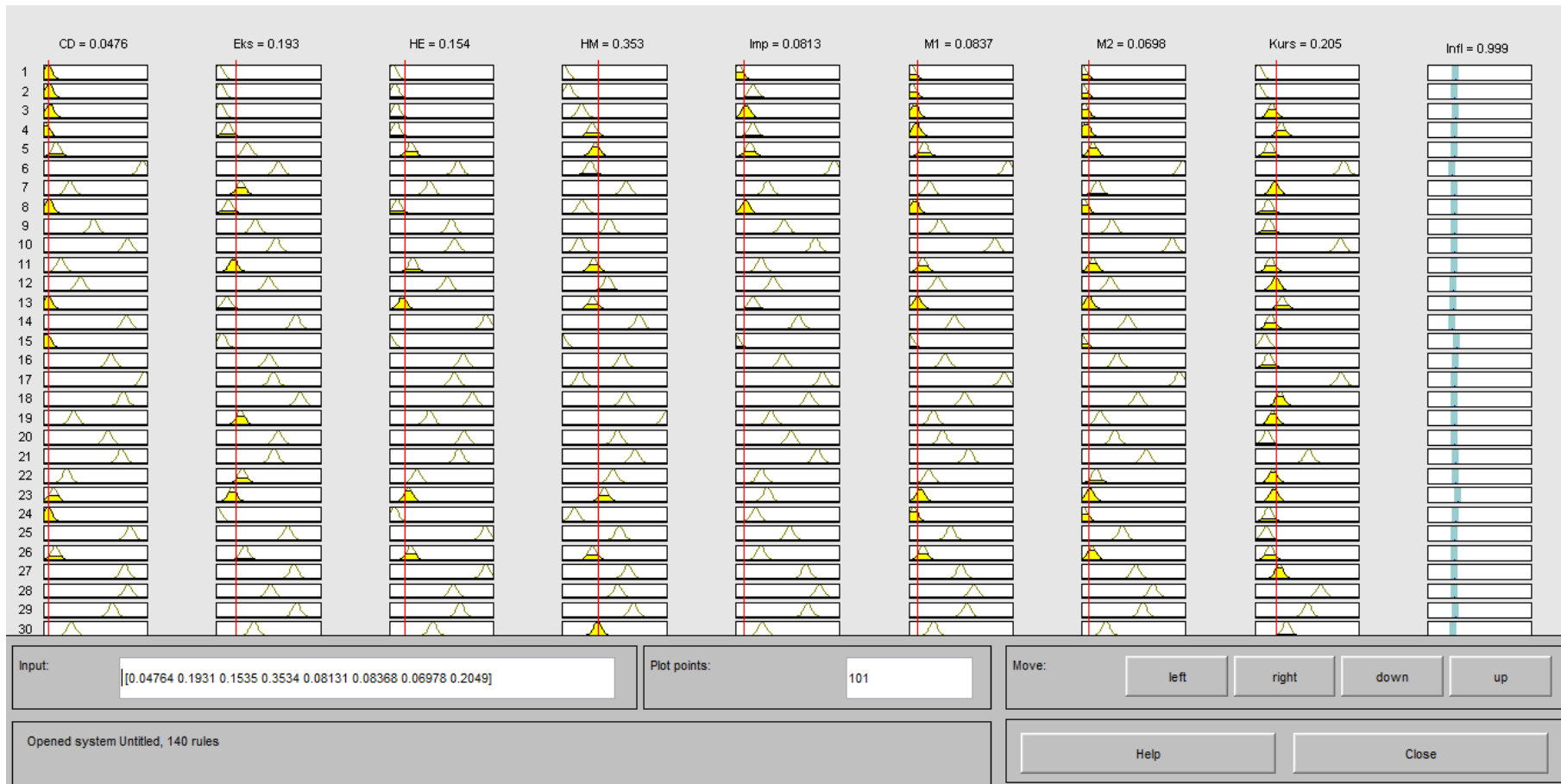
Gambar Lampiran 14. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Agustus 2014



Gambar Lampiran 15. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Februari 2015



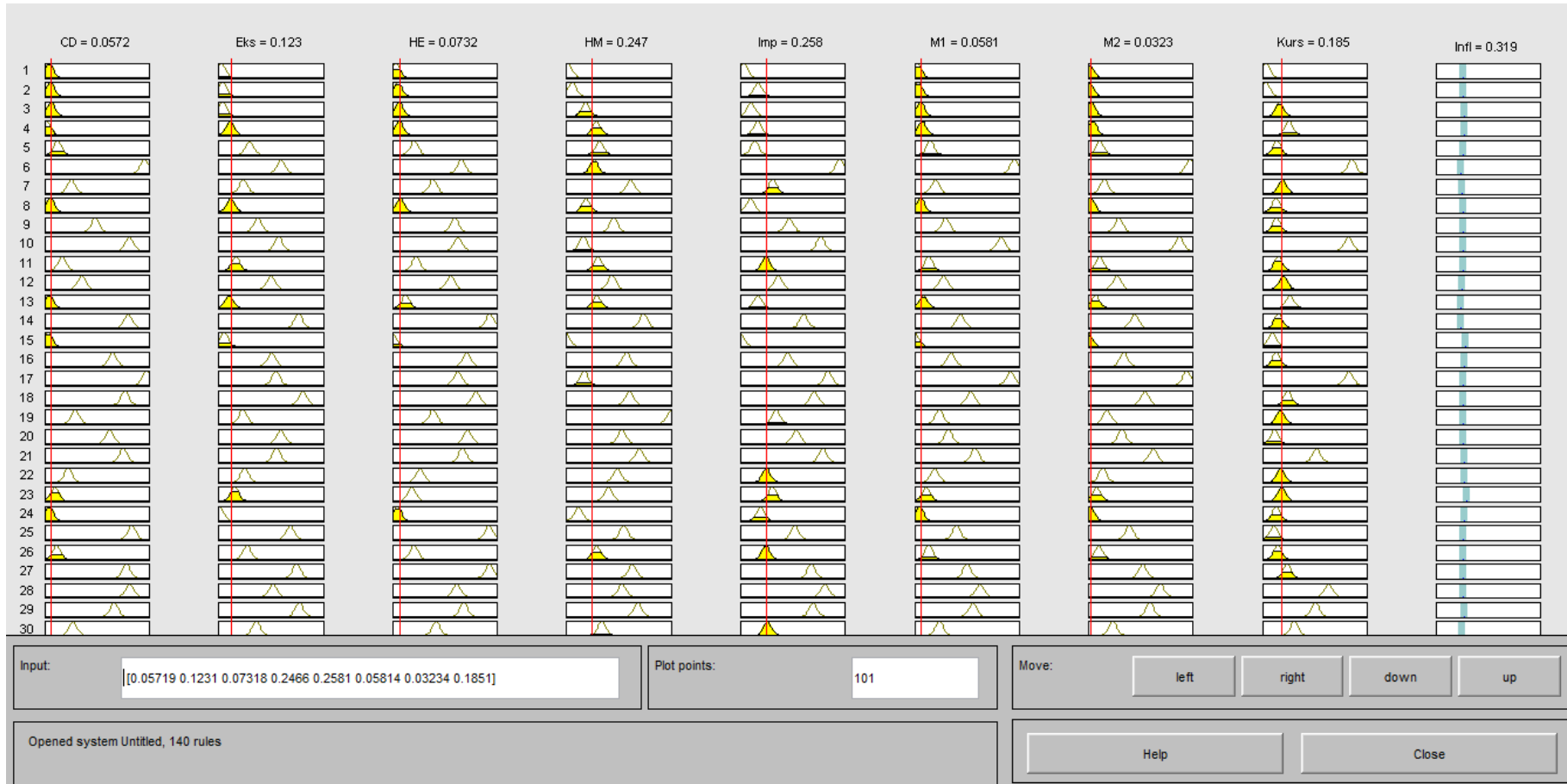
Gambar Lampiran 16. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Januari 2016



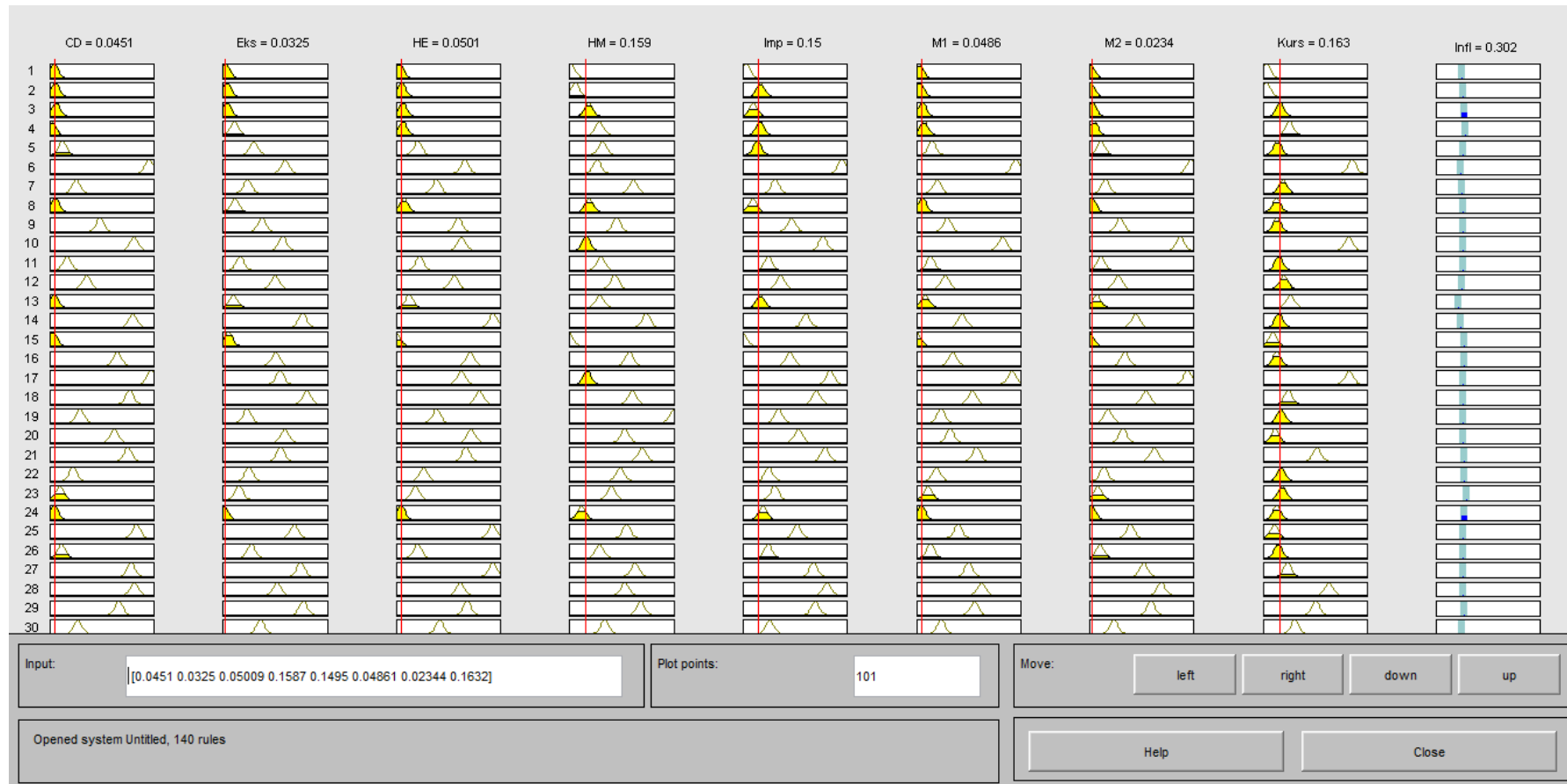
Gambar Lampiran 17. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Januari 2006



Gambar Lampiran 18. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Mei 2006



Gambar Lampiran 19. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Maret 2005



Gambar Lampiran 20. Hasil Peramalan Tingkat Inflasi Data *Testing* Bulan Agustus 2004