

**PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA
MENGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian
persyaratan untuk mencapai gelar Sarjana Komputer



Disusun oleh :
FAIZI NOVITA HODA
NIM. 0810960045

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
PROGRAM TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2015**

LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA MENGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

SKRIPSI



Disusun oleh :
FAIZI NOVITA HODA
NIM. 0810960045

Telah diperiksa dan disetujui oleh :

Dosen Pembimbing I,

Dosen Pembimbing II,

Budi Darma Setiawan, S.Kom, M.Cs
NIP. 19841015 201404 1 002

Drs. Marji, M.T.
NIP. 19670801 199203 1 001

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA MENGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh:

FAIZI NOVITA HODA

NIM. 0810960045

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada tanggal 14 Agustus 2015

Penguji I

Drs. Achmad Ridok, M. Kom
NIP. 19680825 199403 1 002

Penguji II

Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si.,MT.Ph.
NIP. 19720919 199702 1 001

Penguji III

Randy Cahya W, S.ST.,M.Kom
NIK. 201405 880206 1 1 001

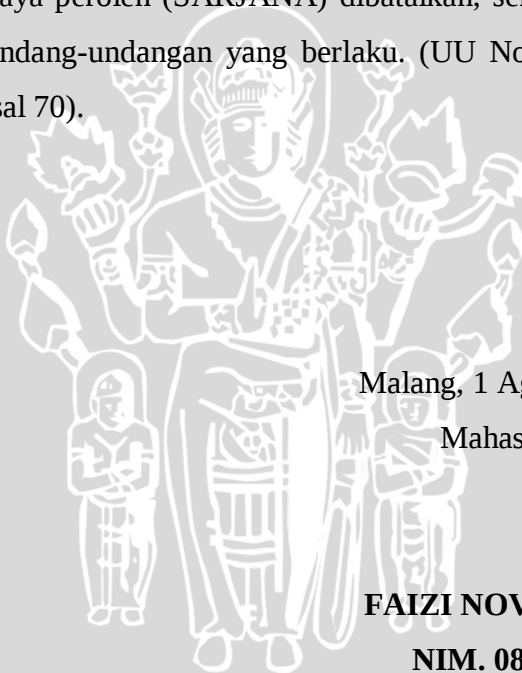
Mengetahui
Ketua Program Studi Informatika/Ilmu Komputer

Drs. Marji, M.T.
NIP. 196708011992031001

PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah SKRIPSI ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah SKRIPSI ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur PLAGIASI, saya bersedia SKRIPSI ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (SARJANA) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku. (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).



Malang, 1 Agustus 2015

Mahasiswa,

FAIZI NOVITA HODA

NIM. 0810960045

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya. Shalawat serta salam semoga tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW. Dengan mengucap syukur dan penuh kerendahan hati, akhirnya penulis dapat menyelesaikan, Skripsi yang berjudul **“Peramalan Laju Inflasi Bulanan Indonesia Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System”**.

Skripsi ini disusun dan diajukan sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Informatika / Ilmu Komputer, Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.

Dalam penyelesaian skripsi ini, penulis telah mendapat begitu banyak bantuan baik moral maupun materil dari banyak pihak. Atas bantuan yang telah diberikan, penulis ingin menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada:

1. Budi Dharma Setiawan, S.Kom., M.Cs., selaku dosen pembimbing utama yang telah meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan dan masukan bagi penulis.
2. Drs. Marji, MT., selaku pembimbing kedua dan Ketua Program Studi Teknik Informatika Program Teknologi Informasi & Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
4. Candra Dewi, S.Kom., M.Sc., selaku Dosen Penasehat Akademik.
5. Ir. Sutrisno, MT, selaku Ketua Program Teknologi Informasi & Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
6. Segenap Bapak dan Ibu dosen yang telah mendidik dan mengajarkan ilmunya kepada Penulis selama menempuh pendidikan di Program Teknologi Informasi & Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
7. Segenap staf dan karyawan di Program Teknik Informatika Program Teknologi Informasi & Ilmu Komputer Universitas Brawijaya yang telah banyak membantu Penulis dalam pelaksanaan penyusunan skripsi ini
8. Papa saya Jasim Hoda, Bunda saya Fadhilla Hatala, dan ade tersayang Rizky Syakinah Hoda. Serta keluarga besar saya tercinta, terima kasih atas

semua doa, kasih sayang dan perhatian yang tulus serta dukungan yang telah diberikan.

9. Keluarga besar BB18, sahabat-sahabat yang selalu setia menyemangati dan menghibur, Enggar Pradipta Sary, Cezia Pesurnay, Moh Ichsan A, Prasetyo DM, Feby Fifi Nuhung dan Kiki Waris.
10. Richard Kadmaerubun, partner terbaik yang selalu memberikan support dan dukungan moril serta doanya. Terlalu banyak kata bila dituliskan untukmu.
11. Keluarga besar Maerz Blok O Jogja. Kak Lizha Maerz, Christina R, ade Michelle Maerz, ade Ella, dan bong Michael Maerz.
12. Sahabat sekaligus saudara saya Matheos Jupyter Tahitu, Antonius Bill Bryan Selitubun, all crew Buronan, KB Janti dan Maguo.
13. Rekan-rekan seperjuangan Program Studi Ilmu Komputer angkatan 2008 yang telah memberikan dukungan serta semangat kepada penulis selama mengerjakan skripsi ini
14. Mas Arif, atas waktu dan bimbingan dalam pengerjaan skripsi ini. Serta semua pihak yang telah terlibat baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tentunya tidak terlepas dari berbagai kekurangan dan kesalahan. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan dari berbagai pihak demi penyempurnaan penulisan skripsi ini.

Akhirnya penulis berharap agar skripsi ini dapat memberikan sumbangan dan manfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Malang, 1 Agustus 2015

FAIZI NOVITA HODA

NIM. 0810960045

PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA MENGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE* SYSTEM

ABSTRAK

Inflasi adalah meningkatnya harga barang secara umum dan terus menerus. Tingkat inflasi suatu negara bisa diketahui dengan menggunakan suatu indikator inflasi yaitu Indeks Harga Konsumen (IHK), indeks tingkat harga barang dan jasa yang harus dibeli konsumen dalam periode tertentu. Karena besarnya pengaruh inflasi terhadap perekonomian suatu negara, banyak dilakukan peramalan (*forecasting*) laju inflasi. Dalam penelitian ini digunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*), yaitu perpaduan antara konsep Jaringan Syaraf Tiruan dan konsep Logika Fuzzy. Data penelitian yang digunakan adalah IHK 4 kelompok pengeluaran selama 8 tahun yang diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS). Pengujian dilakukan dengan mencari nilai laju pembelajaran (*learning rate*) terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil dari 3 data latih yang berbeda, yaitu 8 tahun, 6 tahun, dan 4 tahun. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, nilai laju pembelajaran terbaik adalah 0.1 dengan data latih 8 tahun (96 data) menghasilkan RMSE 0,4554110029593322 dengan tingkat akurasi 55.56%.

Kata kunci: Inflasi, ANFIS, IHK, Laju Pembelajaran, Peramalan.

INDONESIA'S MONTHLY INFLATION RATE FORECASTING USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

ABSTRACT

Inflation is a continuous rise of a goods price in general. The country's inflation rate can be learned by using an inflation indicator named Consumer Price Index (CPI) which is the price level index of goods and services that must be purchased by consumer in several period. Because of the massive influence of the inflation to the economical sector of a country, many have forecasted the inflation rate. This study uses ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System), which fusions Neural Network and Fuzzy Logic concept. The data used are from the 4 groups of CPI in 8 years which taken from the Badan Pusat Statistik (BPS). The validation is done by searching for the best value of learning rate based on the 3 smallest RMSE different training data values: 8 years period, 6 years period, and 4 years period. Based on the evaluation, the best learning rate is 0.1 with training data on 8 years (96) data that produces RMSE of 0.4554110029593322 with accuracy rate of 55.56%

Key word : Inflation, ANFIS, CPI, Learning Rate, Forecasting.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI	iii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR SOURCE CODE.....	xiv
 BAB I PENDAHULUAN	 1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 SistematikaPenulisan	4
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	 6
2.1. Laju Inflasi.....	6
2.2. Indeks Harga Konsumen (IHK).....	7
2.2.1. Perhitungan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi	8
2.3. Logika <i>Fuzzy</i>	9
2.3.1. Himpunan Tegas (<i>Crisp</i>).....	10
2.3.2. Himpunan <i>Fuzzy</i>	10
2.3.3. Fungsi Keanggotaan <i>Generalized Bell</i>	11
2.4. Alogaritma K-Means	12
2.4.1. Penerapan Algoritma K-Means	13
2.5. Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	15

2.5.1 Metode Takagi Sugeno Kang (TSK)	16
2.6 Jaringan Syaraf Tiruan.....	17
2.6.1. Definisi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	17
2.6.2. Struktur Jaringan Syaraf Biologis.....	18
2.6.3. Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	19
2.6.4. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST).....	20
2.6.5. Proses Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan (JST).....	21
2.6.6. Fungsi Aktivasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	22
2.7. <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS).....	22
2.7.1. Arsitektur ANFIS	23
2.7.2. <i>Least Square Estimator</i> (LSE)	25
2.7.3. Model Propagasi <i>Error</i>	25
2.7.3.1. <i>Error</i> Pada Lapisan 5	26
2.7.3.2. <i>Error</i> Pada Lapisan 4	26
2.7.3.3. <i>Error</i> Pada Lapisan 3	26
2.7.3.4. <i>Error</i> Pada Lapisan 2	27
2.7.3.5. <i>Error</i> Pada Lapisan 1	27
2.8. Akurasi Hasil Pengujian	28
 BAB III METODE PENELITIAN DAN PERANCANGAN.....	29
3.1 Analisa Umum	29
3.2 Data Penelitian.....	30
3.3 Analisa dan Perancangan.....	30
3.3.1. Deskripsi Sistem.....	30
3.3.2. Rancangan Sistem	31
3.4. Diagram Alir Rancangan Sistem.....	32
3.4.1. Diagram Alir Pelatihan ANFIS	32
3.4.2. Diagram Alir Pengujian Derajat Keanggotaan ANFIS	35
3.4.3. Diagram Alir Perhitungan K-Means <i>Clustering</i>	36
3.4.4. Diagram Alir Derajat Perhitungan Mean dan SD	38
3.4.5. Diagram Alir Derajat Perhitungan <i>Fire Strength</i>	39
3.4.6. Diagram Alir Derajat Normalisasi <i>Fire Strength</i>	40

3.4.7. Diagram Alir Perhitungan Matriks Desain	41
3.4.8. Diagram Alir Parameter Konsekuen dan <i>LSE</i>	41
3.4.9. Diagram Alir Perhitungan <i>Output</i> Lapisan-4.....	43
3.4.10. Diagram Alir Perhitungan <i>Output</i> Jaringan	44
3.4.11. Diagram Alir Perbaikan Parameter Premis.....	44
3.5. Perhitungan Manual.....	45
3.5.1. <i>Output</i> Lapisan-1.....	46
3.5.2. <i>Output</i> Lapisan-2.....	52
3.5.3. <i>Output</i> Lapisan-3.....	53
3.5.4. <i>Output</i> Lapisan-4.....	54
3.5.5. <i>Output</i> Lapisan-5.....	56
3.6. Perancangan Antarmuka	57
3.6.1. Antarmuka Pelatihan	57
3.6.2. Antarmuka Pengujian	58
3.7. Perancangan Uji Coba dan Analisis	59
 BAB IV IMPLEMENTASI.....	 61
4.1 Lingkungan Implementasi.....	61
4.1.1 Lingkungan Perangkat Keras (<i>Hardware</i>)	61
4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak (<i>Software</i>).....	61
4.2 Implementasi Program	62
4.2.1 Implementasi Proses Peramalan.....	62
4.2.1.1. Proses Load Data	62
4.2.1.2. Proses Normalisasi Data	63
4.2.1.3. Proses K-Means <i>Clustering</i>	64
4.2.1.4. Proses Perhitungan Parameter premis.....	66
4.2.1.5. Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan.....	67
4.2.1.6. Proses Perhitungan <i>Fire Strength</i>	68
4.2.1.7. Proses Normalisasi <i>Fire Strength</i>	68
4.2.1.8. Proses Perhitungan Matriks Desain	69
4.2.1.9. Proses Perhitungan Parameter Konsekuen.....	69
4.2.1.10. Proses Perhitungan <i>Output</i> Lapisan-4.....	70

4.2.1.11. Proses Perhitungan <i>Output</i> Jaringan	71
4.2.1.12. Proses Perhitungan <i>Error</i>	71
4.2.1.13. Proses Perhitungan Pembaharuan Parameter Premis....	73
4.2.1.13. Proses Perhitungan <i>Output</i> Akhir ANFIS	74
4.2.2 Implementasi Proses Pengujian	76
 BAB V PENGUJIAN DAN ANALISIS.....	78
5.1 Implementasi Uji Coba.....	78
5.1.1. Pengujian Laju Pembelajaran	78
5.1.2. Pengujian Jumlah Data Latih	78
5.2. Proses Pengujian Laju Pembelajaran (<i>Learning Rate</i>)	78
5.3. Proses Pengujian Data Aktual dan <i>Output</i> ANFIS	80
5.3.1. Pengujian Dengan Jumlah Data 8 Tahun	80
5.2.1. Pengujian Dengan Jumlah Data 6 Tahun	81
5.3.1. Pengujian Dengan Jumlah Data 4 Tahun	82
5.4. Analisa Hasil	83
5.4.1. Analisa Hasil Pengujian <i>Learning Rate</i>	83
5.4.2. Analisa Hasil Pengujian Data Aktual dan <i>Output</i> ANFIS	84
 BAB VI PENUTUP	86
6.1 Kesimpulan.....	86
6.2 Saran.....	86
 DAFTAR PUSTAKA	88
 LAMPIRAN	91

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Kurva fungsi keanggotaan <i>generalized Bell</i> ($x; 2, 4, 6$).....	12
Gambar 2.2	Diagram Blok Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	15
Gambar 2.3	Susunan Saraf Manusia	18
Gambar 2.4	Jaringan Syaraf Dengan Banyak Lapisan	21
Gambar 2.5	Arsitektur ANFIS.....	23
Gambar 2.6	Arsitektur ANFIS.....	26
Gambar 3.1	Diagram Alir Langkah Penelitian.....	29
Gambar 3.2	Desain Arsitektur ANFIS.....	31
Gambar 3.3	Diagram Alir Proses Pelatihan ANFIS	34
Gambar 3.4	Diagram Alir Perhitungan Derajat Keanggotaan.....	36
Gambar 3.5	Diagram alir Perhitungan K-Means <i>Clustering</i>	37
Gambar 3.6	Diagram Alir Perhitungan <i>Mean</i> dan Standar Deviasi	38
Gambar 3.7	Diagram Alir Perhitungan <i>Fire Strength</i>	39
Gambar 3.8	Diagram Alir Penormalisasian <i>Fire Strength</i>	40
Gambar 3.9	Diagram Alir Perhitungan Matriks Desain	41
Gambar 3.10	Diagram Alir Perhitungan Parameter Konsekuensi dengan <i>LSE</i>	42
Gambar 3.11	Diagram Alir Perhitungan <i>Output</i> Lapisan ke-4	43
Gambar 3.12	Diagram Alir Perbaikan Perhitungan <i>Output</i> Jaringan	44
Gambar 3.13	Diagram Alir Perbaikan Parameter Premis	45
Gambar 3.14	Antarmuka Proses Pelatihan ANFIS.....	58
Gambar 3.15	Antarmuka Proses Pengujian ANFIS	58
Gambar 4.1	Load Data Latih Laju Inflasi.....	63
Gambar 4.2	Hasil Clustering Menggunakan K-Means	66
Gambar 4.3	Perhitungan Parameter Konsekuensi	70
Gambar 4.4	Pembaharuan Premis dan <i>Error</i>	74
Gambar 4.5	<i>Output</i> ANFIS Hasil Pengujian	77
Gambar 4.6	Grafik perbandingan <i>Output</i> ANFIS dan Data Aktual	77
Gambar 5.1	Grafik perbandingan <i>Output</i> ANFIS dan Data Aktual terbaik	85

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Kelompok dan Sub Kelompok Indeks Harga Konsumen (IHK).....	7
Tabel 3.1	Data <i>Input</i> Contoh Perhitungan Manual ANFIS	46
Tabel 3.2	Data Standarisasi Perhitungan Manual ANFIS	46
Tabel 3.3	Jarak Data <i>Input</i> Terhadap Pusat Cluster.....	48
Tabel 3.4	Hasil Clustering Iterasi-1	48
Tabel 3.5	Hasil Akhir Cluster Menggunakan K-means	50
Tabel 3.6	Data aktual Berdasarkan Pengelompokan K-means <i>Clustering</i>	50
Tabel 3.7	Rata-rata Data Hasil <i>Clustering</i>	51
Tabel 3.8	Standart Deviasi Data Hasil <i>Clustering</i>	51
Tabel 3.9	<i>Output</i> lapisan 1 (Derajat Keanggotaan data)	52
Tabel 3.10	<i>Output</i> Lapisan 2 (<i>fire strength</i>).....	53
Tabel 3.11	<i>Output</i> Lapisan 3 (Normalisasi <i>Fire Strength</i>).....	53
Tabel 3.12	Matriks Desain	55
Tabel 3.13	Nilai Parameter Konsekuen.....	55
Tabel 3.14	<i>Output</i> Lapisan 4	56
Tabel 3.15	<i>Output</i> Lapisan 5 dan Perbandingan Data Aktual	57
Tabel 3.16	Rancangan Uji coba Laju Pembelajaran	59
Tabel 3.17	Rancangan Perbandingan <i>Output</i> Jaringan dan <i>Output</i> Aktual.....	59
Tabel 3.18	Rancangan Perbandingan Tingkat Akurasi.....	60
Tabel 5.1	Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 8 Tahun.....	79
Tabel 5.2	Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 6 Tahun.....	79
Tabel 5.3	Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 4 Tahun.....	79
Tabel 5.4	Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 8 Tahun	80
Tabel 5.5	Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 6 Tahun	81
Tabel 5.6	Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 4 Tahun	82
Tabel 5.7	RMSE minimum Berdasarkan Laju Pembelajaran.....	83
Tabel 5.8	Perbandingan Tingkat Akurasi Hasil Pengujian	84

DAFTAR SOURCE CODE

Source Code 4.1	Proses <i>Load Data</i>	62
Source Code 4.2	Proses Normalisasi Data.....	63
Source Code 4.3	Proses <i>K-Means Clustering</i>	64
Source Code 4.4	Proses Perhitungan Parameter Premis	66
Source Code 4.5	Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan.....	67
Source Code 4.6	Proses Perhitungan <i>Fire Strength</i>	68
Source Code 4.7	Proses Normalisasi <i>Fire Strength</i>	68
Source Code 4.8	Proses Perhitungan Matriks Desain.....	69
Source Code 4.9	Proses Perhitungan Parameter Konsekuen	69
Source Code 4.10	Proses Perhitungan <i>Output</i> Lapisan-4	71
Source Code 4.11	Proses Perhitungan <i>Output</i> Jaringan	71
Source Code 4.12	Proses Perhitungan <i>Error</i>	72
Source Code 4.13	Proses Pembaharuan Parameter Premis.....	73
Source Code 4.14	Proses Perhitungan <i>Output</i> akhir ANFIS.....	74
Source Code 4.15	Proses Pengujian	76

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Salah satu peristiwa modern yang sangat penting dan selalu dijumpai di hampir semua negara di dunia adalah inflasi. Secara sederhana inflasi bisa diartikan sebagai meningkatnya harga secara umum dan terus-menerus [TRI-11]. Inflasi merupakan bagian dari keadaan perekonomian yang dialami oleh setiap negara, baik negara miskin, negara berkembang maupun negara maju dengan tingkatan yang berbeda-beda. Kestabilan inflasi suatu negara merupakan prasyarat bagi pertumbuhan ekonomi yang berkesinambungan yang pada akhirnya memberikan manfaat bagi peningkatan kesejahteraan masyarakat di negara tersebut.

Tingkat inflasi suatu negara bisa diketahui dengan menggunakan suatu indikator inflasi yaitu Indeks Harga Konsumen (IHK). IHK adalah angka indeks yang menunjukkan tingkat harga barang dan jasa yang harus dibeli konsumen dalam satu periode tertentu (Siregar, 2011). IHK dari kelompok komoditi terbagi atas tujuh kelompok pengeluaran, yaitu bahan makanan (X_1), makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_2), perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_3), sandang (X_4), kesehatan (X_5), pendidikan, rekreasi dan olahraga (X_6) dan transportasi, komunikasi dan jasa keuangan (X_7). Kelompok komoditi inilah yang digunakan sebagai acuan dalam penentuan besarnya laju inflasi umum suatu negara.

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan salah satu metode yang sering digunakan untuk prediksi ataupun diagnosis, terutama data *time series*. ANFIS merupakan perpaduan antara konsep Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan konsep logika *fuzzy*. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan struktur jaringan dimana keseluruhan tingkah laku *input-output* ditentukan oleh sekumpulan parameter-parameter yang dimodifikasi. Keunggulan dari sistem JST ini adalah kemampuan belajar terhadap informasi numerik melalui proses pembelajaran untuk memperbaiki parameter pada fungsi pembobot dan fungsi aktivasinya. Sementara sistem *fuzzy* memiliki keunggulan dalam menentukan

aturan-aturan, dan kesulitan yang dijumpai dalam menentukan jumlah lapisan yang akan digunakan dalam struktur jaringan syaraf dapat diatasi dengan menggabungkan kedua sistem ini menjadi *neuro-fuzzy* (ANFIS). Dalam ANFIS jumlah *hidden node* pada jaringan syaraf adalah sesuai dengan sistem *fuzzy* yang terdiri dari tiga bagian yaitu : fuzzyfikasi (layer 1), sistem inferensi *fuzzy* (layer 2 dan 3), dan defuzzyfikasi (layer 4). Arsitektur jaringan syaraf yang dipakai sudah ditentukan yaitu sebanyak lima lapisan yang dibuat tetap dengan mengabaikan nilai IHK yg pengaruhnya sangat kecil [HUS-12].

Penelitian menggunakan teknik komputasi dilakukan oleh Antara (2012) yaitu peramalan laju inflasi bulanan provinsi Bali berdasarkan indikator IHK menggunakan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation*. Indikator IHK digunakan sebagai *input* dari proses peramalan dengan *output* yang diinginkan adalah laju inflasi umum bulanan. Hasil peramalan yang diperoleh mempunyai tingkat akurasi yang cukup tinggi dengan nilai *MSE* proses pelatihan 0.00099927, namun penentuan banyaknya *neuron* pada *hidden layer* menjadi permasalahan sendiri dalam *JST Backpropagation* karena tidak ada parameter yang bisa digunakan dalam menentukan jumlahnya. Penelitian peramalan laju inflasi juga dilakukan dengan teknik statistika oleh Djawoto (2009) menggunakan teknik *ARIMA* yaitu terdapat pengaruh yang signifikan dari variabel Indeks Harga Konsumen (IHK) terhadap laju inflasi. Namun keterbatasan metode ini adalah semua variabel yang mempengaruhi inflasi selain yang digunakan dalam penelitian ini dianggap konstan

Dalam penelitian ini digunakan peramalan laju inflasi Indonesia berdasarkan indikator IHK menggunakan ANFIS. Indikator IHK yang digunakan adalah kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_1), perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_2), kesehatan (X_3) dan pendidikan, rekreasi dan olahraga (X_4). Pemilihan empat indikator ini berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Antara (2012) menggunakan regresi linier berganda dalam analisis faktor yang berpengaruh terhadap laju inflasi. Sedangkan Pemilihan metode ANFIS dalam peramalan laju inflasi ini dikarenakan kemampuan logika *fuzzy* dalam proses penalaran secara bahasa (*linguistic reasoning*), sementara jaringan syaraf tiruan mampu menciptakan suatu pola pengetahuan melalui pengaturan diri atau kemampuan belajar (*self organizing*). Kelebihan yang

dimiliki ANFIS diharapkan mampu meningkatkan keakuratan dalam peramalan laju inflasi Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka permasalahan dalam skripsi ini dapat dirumuskan sebagai berikut :

1. Bagaimana menerapkan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam peramalan laju inflasi bulanan di Indonesia berdasarkan Indeks Harga Konsumen (IHK).
2. Bagaimana evaluasi kinerja *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam peramalan laju inflasi bulanan di Indonesia berdasarkan indeks harga konsumen (IHK) dilihat dari nilai *RMSE* (*Root Mean Square Error*).

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dari skripsi ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah data laju inflasi bulanan berdasarkan Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia mulai Januari 2007 sampai dengan Desember 2012 (60 data).
2. Data kelompok IHK yang digunakan sebanyak 4 kelompok komoditi pengeluaran.
3. Pemilihan model *cluster* yang digunakan dalam peramalan laju inflasi bulanan Indonesia dengan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) hanya K-Means saja tidak menggunakan metode yang lain.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam skripsi ini adalah sebagai berikut :

1. Menerapkan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam peramalan laju inflasi bulanan Indonesia berdasarkan Indeks Harga Konsumen (IHK).
2. Mengetahui kinerja *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam peramalan laju inflasi bulanan Indonesia dilihat dari nilai *RMSE* (*Root Mean Square error*).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari skripsi ini yaitu :

1. Dapat memberikan pengetahuan dalam memilih metode peramalan yang cocok untuk peramalan laju inflasi berdasarkan kelompok IHK.
2. Sebagai metode alternatif peramalan data *time series* selain menggunakan metode statistika konvensional yang telah banyak digunakan saat ini.

1.6 Sistematika Penulisan

Skripsi ini disusun dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi uraian dasar pemikiran dan latar belakang yang melandasi pembuatan skripsi ini, perumusan masalah, batasan permasalahan serta tujuan skripsi dan metodologi yang diterapkan dalam proses penyelesaian skripsi ini.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang teori-teori penunjang dalam perancangan dan pembuatan peramalan laju inflasi bulanan menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*). Pembahasan meliputi dasar-dasar inflasi, logika *fuzzy*, *neural network* dan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*).

3. BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN

Bab ini membahas perancangan sistem peramalan laju inflasi bulanan menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) serta perancangan pengukuran kinerja dari ANFIS yang meliputi perancangan data, perancangan proses dan desain antarmuka (*interface*).

4. BAB IV IMPLEMENTASI

Bab ini berisi tentang penjelasan implementasi sistem peramalan laju inflasi bulanan Indonesia menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*).

5. BAB V PENGUJIAN DAN ANALISA

Bab ini berisi tentang pembahasan, uji coba sistem serta evaluasi kinerja dari sistem peramalan laju inflasi bulanan Indonesia menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*).

6. BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari sistem yang telah dirancang dan diteliti serta saran pengembangan dari keseluruhan tahapan pembuatan skripsi ini maupun pembuatan perangkat lunaknya.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Laju Inflasi

Inflasi adalah kecenderungan dari harga-harga untuk naik secara umum dan terus-menerus. Akan tetapi bila kenaikan harga hanya dari satu atau dua barang saja tidak disebut inflasi, kecuali bila kenaikan tersebut meluas atau menyebabkan kenaikan sebagian besar dari harga barang-barang lain di suatu negara [BOE-00].

Inflasi didefinisikan dengan banyak ragam yang berbeda, tetapi semua definisi mencakup pokok-pokok yang sama. Inflasi sebagai suatu keadaan dimana terjadi kenaikan tingkat harga umum, baik barang-barang, jasa-jasa maupun faktor-faktor produksi. Dari definisi tersebut mengindikasikan keadaan melemahnya daya beli yang diikuti dengan semakin merosotnya nilai riil mata uang suatu negara [SAM-04].

Sementara definisi lain menegaskan bahwa inflasi terjadi pada kondisi ketidakseimbangan antara permintaan dan penawaran agregat daripada penawaran agregat. Dalam hal ini tingkat harga umum mencerminkan keterkaitan antara arus barang dan jasa dan arus uang. Bila arus barang lebih besar daripada arus uang maka akan timbul deflasi, sebaliknya bila arus uang lebih besar dari arus barang maka tingkat harga akan naik dan terjadi inflasi [MIL-10].

Dari definisi yang ada, maka dapat ditarik tiga hal utama yaitu :

1. Adanya kecenderungan harga-harga untuk meningkat, yang berarti mungkin saja tingkat harga yang terjadi pada waktu tertentu turun atau naik dibandingkan sebelumnya, tetapi tetap menunjukkan kecenderungan yang meningkat.
2. Peningkatan harga tersebut berlangsung terus menerus, bukan terjadi pada suatu waktu saja.
3. Mencakup tingkat harga umum (*general level of prices*) yang berarti tingkat harga yang meningkat itu bukan hanya pada satu atau beberapa komoditi saja.

[MIL-10]

Suatu perekonomian suatu negara telah mengalami inflasi jika karakteristik berikut sudah dipenuhi, yaitu : terjadi kenaikan harga, kenaikan harga bersifat umum, dan berlangsung secara terus-menerus. Salah satu indikator yang digunakan untuk mengetahui perekonomian suatu negara dilanda inflasi atau deflasi adalah menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) [MAN-04].

2.2 Indeks Harga Konsumen (IHK)

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indeks dari harga yang dibayar konsumen atau masyarakat Indonesia untuk mendapatkan barang dan jasa (komoditas), yaitu (1) bahan makanan, (2) makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau, (3) perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, (4) sandang, (5) kesehatan, (6) pendidikan, rekreasi dan olahraga dan (7) transportasi, komunikasi dan jasa keuangan. Adapun didalam tujuh kelompok komoditi tersebut terdapat sub komoditi sebagaimana terlihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kelompok dan Sub Kelompok Indeks Harga Konsumen (IHK)

No	Kelompok	Sub kelompok
1	Bahan makanan	Padi-padian, umbi-ubian dan hasil-hasilnya, daging dan hasil-hasilnya, ikan Segar, ikan diawetkan, telur, susu dan hasilnya, sayur-sayuran, kacang-kacangan, buah-buahan, bumbu-bumbuan, lemak dan minyak, bahan makanan lainnya
2	Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau	Makanan jadi, minuman non alkohol, tembakau dan minuman beralkohol
3	Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	Biaya tempat tinggal, bahan bakar, penerangan, air, perlengkapan rumah tangga, penyelenggaraan rumah
4	Sandang	Sandang laki-laki, sandang wanita, sandang anak-anak, barang pribadi dan sandang lainnya
5	Kesehatan	Jasa kesehatan, obat-obatan, jasa perawatan, jasmani dan kosmetik
6	Pendidikan, rekreasi dan olahraga	Jasa pendidikan, kursus-kursus/pelatihan, perlengkapan (peralatan) pendidikan, rekreasi, olah raga
7	Transportasi, komunikasi dan jasa keuangan	Transportasi, komunikasi, pengiriman, sarana dan penunjang transportasi, jasa keuangan

Ada hubungan yang cukup erat antara Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan laju inflasi. Perubahan IHK mencerminkan adanya perubahan-perubahan harga, ketika harga-harga barang atau jasa pada kelompok komoditi mengalami kenaikan dapat dikatakan telah terjadi inflasi pada kelompok komoditi tersebut. Indeks Harga Konsumen dapat dijadikan sebagai ukuran inflasi, dimana didalamnya tercermin perkembangan berbagai harga barang dan jasa. IHK juga merupakan indikator stabilitas ekonomi dalam arti bahwa stabilnya perekonomian dapat dilihat dari laju inflasi, ketika inflasi tinggi stabilitas ekonomi akan terganggu karena masyarakat tidak mampu lagi membeli berbagai kebutuhan hidupnya. Pembangunan yang berkelanjutan selain ditandai oleh pertumbuhan ekonomi yang cukup tinggi juga ditandai oleh terpeliharanya stabilitas ekonomi. Indikator pokok dari stabilitas ekonomi adalah laju inflasi yang diukur oleh perkembangan Indeks Harga Konsumen (IHK) [KAD-05].

Indeks Harga Konsumen (IHK) mengukur rata-rata perubahan harga dari suatu paket komoditas yang dikonsumsi oleh masyarakat atau rumah tangga di suatu daerah dalam kurun waktu tertentu. Persentase perubahan IHK bisa bernilai positif atau negatif. Bila persentase perubahan IHK positif maka dapat dikatakan terjadi inflasi (kenaikan harga secara umum) dan sebaliknya jika IHK bernilai negatif maka terjadi deflasi (penurunan harga secara umum). Kegunaan IHK secara umum adalah :

1. Sebagai barometer nilai tukar rupiah atau indikator inflasi
2. Sebagai landasan memperbaiki gaji atau upah karyawan
3. Pengukur perubahan harga konsumen
4. Indikator perubahan pengeluaran rumah tangga

[HID-10]

2.2.1 Perhitungan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi

Indeks Harga Konsumen (IHK) sangat erat kaitannya dengan nilai laju inflasi disuatu negara. Formula yang digunakan untuk menghitung Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia adalah indeks Laspeyres yang telah dimodifikasi. Adapun formula Indeks Laspeyres yang telah dimodifikasi sebagai berikut :

$$I_L = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}} P_{(n-1)i} Q_{0i}}{\sum_{i=1}^K P_{0i} Q_{0i}} \cdot 100 \quad (2.1)$$

dimana

I_L : Indeks Harga Konsumen Bulan / tahun ke n

P_{ni} : Harga jenis barang i bulan / tahun ke n

$P_{(n-1)i}$: Harga jenis barang i bulan / tahun ke $(n - 1)$

$P_{(n-1)i} Q_{0i}$: Nilai konsumsi jenis barang i pada bulan / tahun ke $(n-1)$

$P_{0i} Q_{0i}$: Nilai konsumsi jenis barang i pada bulan / tahun dasar

K : Banyaknya jenis barang paket komoditas dalam sub kelompok

Untuk memperoleh persentase (%) perubahan laju inflasi setiap bulan, dengan mengurangi Indeks Harga Konsumen (IHK sub kelompok/kelompok/umum) suatu bulan dengan bulan indeks (IHK sub kelompok/kelompok/umum) bulan sebelumnya dikalikan 100 seperti Persamaan 2.2.

$$L(I)_n = \left(\frac{I_n}{I_{(n-1)}} - 1 \right) \times 100\% \quad (2.2)$$

dimana

$L(I)_n$: Laju inflasi bulan / tahun ke- n

I_n : Indeks pada bulan / tahun ke - n

$I_{(n-1)}$: Indeks pada bulan / tahun ke - $(n - 1)$

2.3 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. *Fuzzy* secara bahasa diartikan sebagai kabur atau samar dimana suatu nilai dapat bernilai benar atau salah secara bersamaan. Dalam *fuzzy* dikenal derajat keanggotaan yang memiliki rentang nilai 0 (nol) hingga 1 (satu). Berbeda dengan himpunan tegas yang memiliki nilai 1 atau 0. Logika *fuzzy* merupakan suatu logika yang memiliki nilai kekaburan (*fuzzyness*) antara benar dan salah. Logika *fuzzy* digunakan untuk menterjemahkan suatu besaran yang diekspresikan menggunakan bahasa (*linguistic*).

Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang *input* kedalam suatu ruang *output* dan mempunyai nilai kontinnyu. *Fuzzy*

dinyatakan dalam derajat dari suatu keanggotaan dan derajat dari kebenaran. Oleh sebab itu sesuatu dapat dikatakan sebagian benar dan sebagian salah pada waktu yang sama [KUS-04].

2.3.1 Himpunan Tegas (*Crisp*)

Konsep himpunan pada awalnya di mengerti secara intuitif saja, yaitu sebagai kumpulan unsur yang di definisikan sedemikian rupa sehingga dapat ditentukan secara tegas apakah suatu obyek termasuk dalam kumpulan itu atau tidak. Hal semacam ini disebut sebagai himpunan tegas (*crisp*). Dalam himpunan tegas (*crisp*), setiap anggota memiliki derajat keanggotaan 0 atau 1. Contoh dari himpunan tegas (*crisp*) sebagai berikut :

$$A = \{x \mid x > 6\}$$

Himpunan diatas mempunyai batas-batas yang jelas, yakni nilai x lebih dari 6 maka x adalah anggota himpunan A. Jika nilai x kurang dari 6, maka x bukan anggota himpunan A.

Contoh lain dari anggota himpunan tegas (*crisp*) misalkan dalam sebuah himpunan dengan nilai keanggotaannya sebagai berikut:

$$A = \{1,2,3,4,5\}$$

$$B = \{4, 5, 6, 7, 8\}$$

$$C = \{0,1,2,3,4,5,6,7,8,9\}$$

Berdasarkan logika tegas angka 1-5 merupakan anggota himpunan A dengan derajat keanggotaan 1, angka 4-8 merupakan anggota himpunan B dengan derajat keanggotaan 1. Namun angka 4 dan 5 juga merupakan anggota himpunan A dan B dengan derajat kenggotaan 1, sementara angka 0-3 dan 9 dapat disebut sebagai anggota himpunan B dengan derajat keanggotaan 0. Berdasarkan penjelasan tersebut didapatkan bahwa himpunan *crisp* hanya memiliki 2 derajat keanggotaan yaitu 1 jika merupakan anggota himpunan dan 0 jika bukan anggota himpunan [ROZ-13].

2.3.2 Himpunan Fuzzy

Sebelum teori tentang himpunan *fuzzy* muncul, dikenal sebuah himpunan klasik yang seringkali disebut dengan himpunan tegas (*crisp set*) yang keanggotaanya memiliki nilai salah atau benar secara tegas. Sebaliknya anggota

himpunan *fuzzy* memiliki nilai kekaburan antara salah dan benar. Himpunan tegas hanya mengenal panas atau dingin, sedangkan himpunan *fuzzy* mengenal dingin, hangat, sejuk, dan panas. Perbedaan antara dua jenis himpunan tersebut adalah himpunan tegas hanya memiliki dua kemungkinan nilai keanggotaan, yaitu 0 dan 1. Artinya untuk sebarang himpunan tegas A , jika x adalah bukan anggota himpunan A , maka nilai yang berhubungan dengan x adalah 0. Sedangkan jika x adalah anggota himpunan A , maka nilai yang berhubungan dengan x adalah 1.

Jika pada himpunan *crisp*, nilai keanggotaan hanya ada 2 kemungkinan, yaitu 1 atau 0, pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaannya terletak pada rentang 0 sampai 1. Apabila x memiliki nilai keanggotaan *fuzzy* $\mu_A(x) = 1$ berarti x menjadi anggota penuh pada himpunan A . Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu:

- a) Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami.
- b) Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel.

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

- a) Variabel *fuzzy* merupakan variabel yang akan dibahas dalam sistem *fuzzy*, misalnya umur, temperatur, permintaan, dan lain-lain.
- b) Himpunan *fuzzy* merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi tertentu dalam variabel *fuzzy*, misalnya variabel umur dibagi atas 3 himpunan *fuzzy*, yaitu muda, tua, parobaya.
- c) Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*, misalnya semesta pembicaraan variabel umur adalah 0 sampai 100.
- d) *Domain* adalah keseluruhan nilai yang diijinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam himpunan *fuzzy*, misalnya domain umur muda 20-45, domain parobaya 25-65, dan domain tua 45-70.

[KUS-06]

2.3.3 Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*

Setiap himpunan *fuzzy* dapat dinyatakan dengan suatu fungsi keanggotaan. Ada beberapa cara untuk menyatakan himpunan *fuzzy* dengan fungsi keanggotaannya. Untuk semesta hingga diskrit biasanya dipakai cara daftar, yaitu

daftar anggota dengan derajat keanggotaan yang dibentuk sebagai himpunan pasangan berurutan.

$$A = \{(x_1, \mu_A(x_1)), (x_2, \mu_A(x_2)), \dots, (x_n, \mu_A(x_n))\}$$

Fungsi keanggotaan *generalized bell* ini dipengaruhi parameter $\{a, b, c\}$ yang didefinisikan pada persamaan 2.3.

$$bell(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.3)$$

dimana :

x = data input

a = standar deviasi

$b = 1$

c = rata-rata (*mean*)

Parameter b biasanya bernilai positif agar kurva menghadap ke bawah. Jika b negatif, maka fungsi keanggotaan akan menjadi *upside-down bell*. Gambar 2.1 menunjukkan contoh fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan $a = 2$; $b = 4$ dan $c = 6$.



Gambar 2.1 Kurva fungsi kenggotaan *generalized Bell* ($x; 2, 4, 6$)

[HUS-12]

2.4 Algoritma K-Means

K-Means adalah salah satu dari algoritma *unsupervised learning* yang paling sederhana untuk menyelesaikan masalah *clustering* yang telah dikenal. Prosedur ini mengikuti cara sederhana dan mudah untuk mengklasifikasikan kumpulan data tertentu melalui jumlah *cluster* tertentu (menganggap k *cluster*) yang telah ditetapkan sebelumnya.

Algoritma K-Means adalah metode *clustering* berbasis jarak yang membagi data dalam sejumlah *cluster* dan algoritma ini bekerja pada atribut numerik. Pada dasarnya algoritma dalam melakukan proses *clustering* tergantung data yang ada dan konklusi yang ingin dicapai. Untuk itu digunakan algoritma K-Means yang didalamnya memuat aturan sebagai berikut [SEB-13]:

- a) Jumlah *cluster* perlu dimasukkan
- b) Hanya memiliki atribut berupa numerik
- c) Jumlah atribut sedikit (kurang dari 100)

Algoritma K-Means diperkenalkan oleh J.B MacQueen pada tahun 1976, yang merupakan salah satu algoritma *clustering* yang sangat umum untuk mengelompokkan data sesuai dengan karakteristik atau ciri-ciri bersama yang serupa. Grup data ini disebut sebagai *cluster*. Data didalam suatu *cluster* mempunyai ciri-ciri (atau fitur, karakteristik, atribut, properti) serupa dan tidak serupa dengan data pada *cluster* lain [HUS-12].

2.4.1 Penerapan K-Means

Algoritma K-Means pada dasarnya melakukan dua proses, yaitu proses pendeteksian lokasi pusat tiap *cluster* dan pencarian anggota dari tiap *cluster*. Langkah-langkah untuk melakukan pengelompokan dengan tujuan menghasilkan suatu data yang terkelompok adalah sebagai berikut [SAN-07]:

1. Standarisasi data yang akan dikelompokkan (menentukan bobot dari data mentah yang telah didapatkan). Hal ini dilakukan agar data mempunyai skala yang sama, sehingga pengelompokan akan stabil seperti pada persamaan 2.4.

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - xMin_j}{xMax_j - xMin_j} \quad (2.4)$$

dimana :

x_{ij} : data yang distandarisasi

$xMin_j$: nilai min pada tabel ke – j

$xMax_j$: nilai *max* pada tabel ke – j

2. Melakukan pengelompokan dengan metode K-Means *clustering*, langkah-langkahnya sebagai berikut :

- a. Pilih jumlah *cluster* k .
- b. Inisialisasi k pusat *cluster* ini bisa dilakukan dengan berbagai cara. Yang paling sering dilakukan adalah dengan cara acak. Pusat-pusat *cluster* diberi nilai awal dengan angka-angka acak.
- c. Tempatkan setiap data atau obyek ke *cluster* terdekat. Kedekatan dua obyek ditentukan jarak antara data dengan pusat *cluster*. Dalam tahap ini perlu dihitung jarak tiap data ke tiap pusat *cluster*. Jarak paling dekat antara satu data dengan data satu *cluster* tertentu akan menentukan suatu data masuk dalam *cluster* mana.

Menentukan ukuran kemiripan atau ketidakmiripan antar data dengan metode jarak Euclidean seperti pada persamaan 2.5.

$$d(x, y) = ||x - y||^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (2.5)$$

dimana :

$d(x, y)$ = ukuran ketidakmiripan

$X = (x_1, x_2, \dots, x_j)$ adalah variabel data

$Y = (y_1, y_2, \dots, y_j)$ adalah variabel pada titik pusat *cluster*.

- d. Hitung kembali pusat *cluster* dengan keanggotaan *cluster* yang sekarang. Pusat *cluster* adalah rata-rata dari semua data atau obyek dalam *cluster* tertentu seperti Persamaan 2.6.

$$w = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (2.6)$$

dimana :

w = bobot tiap inputan

x_n = data input ke- n

n = jumlah data

Jika dikehendaki bisa juga memakai median dari *cluster* tersebut. Jika rata-rata (*mean*) bukan satu-satunya ukuran yang bisa dipakai.

- e. Tugaskan lagi setiap obyek dengan memakai pusat *cluster* yang baru. Jika pusat *cluster* sudah tidak berubah lagi, maka proses

pengklasteran selesai. Atau, kembali lagi ke langkah ketiga sampai pusat *cluster* tidak berubah.

- f. Setelah selesai, maka didapatkanlah data yang telah tercluster yang akan dimasukkan untuk pencarian *mean* pada persamaan 2.7 dan standar deviasi pada persamaan 2.8.

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (2.7)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{(n-1)}} \quad (2.8)$$

dimana :

$\bar{x}$ = Rata-rata (*mean*)

σ = Standar Deviasi

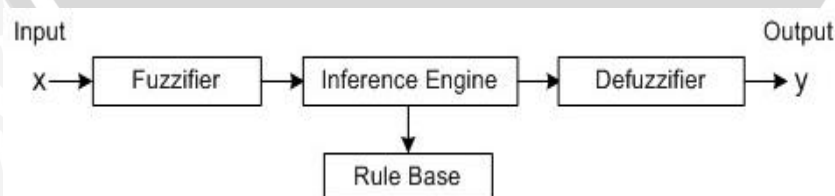
x_i = Data inputan ke - i

n = Banyak data

2.5 Sistem Inferensi Fuzzy

Sistem Inferensi Fuzzy (*Fuzzy Inference System*) atau disebut juga dengan *Fuzzy Inference Engine* adalah sistem yang dapat melakukan penalaran hamper serupa dengan manusia. Tiga komponen konsep *Fuzzy Inference System* yaitu baris aturan (mengandung seleksi dari aturan-aturan fuzzy), basis data dan mekanisme penalaran (melakukan prosedur inferensi pada aturan dan fakta-fakta yang diberikan untuk menarik *output* yang *reasonable*).

Sistem inferensi fuzzy pada dasarnya mendefinisikan pemetaan non linier dari vektor dan *input* menjadi skalar *output*. Proses pemetaan melibatkan *input-output* fungsi keanggotaan, operator-operator fuzzy, aturan fuzzy *if-then*, agregasi dari himpunan *output* dan defuzifikasi. Model umum dari sistem inferensi fuzzy ditunjukkan oleh Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Diagram blok sistem inferensi fuzzy

Sistem inferensi fuzzy memiliki empat komponen, yaitu *fuzzifier*, *inference engine*, *rule base* dan *defuzzifier*. *Rule base* memiliki aturan linguistik yang

diberikan oleh para ahli. Juga mungkin dapat mengambil aturan dari data numerik. Sekali aturan telah ditetapkan, sistem inferensi *fuzzy* dapat dilihat sebagai sebuah sistem yang memetakan sebuah vektor *input* ke vektor *output*. *Fuzzifier* memetakan angka-angka *input* kedalam keanggotaan *fuzzy* yang sesuai. *Inference engine* mendefinisikan pemetaan dari *input* himpunan *fuzzy* kedalam *output* himpunan *fuzzy*. *Defuzzifier* memetakan *output* himpunan *fuzzy* kedalam himpunan tegas (*crisp*). Beberapa metode yang digunakan dalam sistem inferensi *fuzzy* yaitu : metode Tsukamoto, metode Sugeno dan metode Mamdani [SEB-13].

2.5.1 Metode Takagi Sugeno Kang (TSK)

Model *fuzzy* Takagi Sugeno Kang (TSK) diajukan oleh Takagi, Sugeno, dan Kang dalam upaya untuk membangun pendekatan sistematis untuk membangkitkan aturan-aturan *fuzzy* dari himpunan data *input-output* yang diberikan berupa konstanta atau persamaan linier. Suatu aturan *fuzzy* khas dalam model *fuzzy* Sugeno dibentuk aturan umum sebagai berikut.

$$\text{IF } (x \text{ is } A) \text{ and } (y \text{ is } B) \text{ THEN } z = f(x, y) \quad (2.9)$$

dimana A dan B adalah himpunan *fuzzy* dalam *anteseden* dan $z = f(x, y)$ fungsi tegas dalam konsekuen. Jika $f(x, y)$ polinomial orde satu, *FIS* yang dihasilkan disebut model *fuzzy* Sugeno orde satu. Jika f konstan, dihasilkan model *fuzzy* Sugeno orde nol. Secara umum model TSK sebagai berikut.

a) Model Fuzzy Sugeno Orde Nol

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde nol adalah :

$$\text{IF } (x_1 \text{ is } A_1) \bullet (x_2 \text{ is } A_2) \bullet (x_3 \text{ is } A_3) \bullet \dots \bullet (x_N \text{ is } A_N) \text{ THEN } z = k$$

Dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai *anteseden*, dan k adalah suatu konstanta sebagai konsekuen.

b) Model Fuzzy Sugeno Orde Satu

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde satu adalah :

$$\text{IF } (x_1 \text{ is } A_1) \bullet \dots \bullet (x_N \text{ is } A_N) \text{ THEN } z = p_1 \cdot x_1 + \dots + p_N x_N + q$$

Dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai *anteseden*, dan p_i adalah suatu konstanta ke- i dan q juga merupakan konstanta dalam konsekuen.

[KUS-06]

2.6 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*) adalah sistem komputasi yang arsitektur dan operasinya didasarkan pada pengetahuan tentang sel syaraf biologis di dalam otak. JST sederhana pertama kali diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts di tahun 1943 yang menyimpulkan bahwa kombinasi beberapa neuron sederhana menjadi sebuah sistem neural akan meningkatkan kemampuan komputasi. Tahun 1958, Rosenblatt mengembangkan model jaringan yang disebut *perceptron* dengan metode *training* diperkenalkan untuk mengoptimalkan hasil iterasinya.

Widrow dan Hoff (1960) mengembangkan *perceptron* dengan memperkenalkan aturan pelatihan jaringan, yang dikenal sebagai aturan delta (sering disebut kuadrat rata-rata terkecil). Aturan ini akan mengubah bobot *perceptron* apabila keluaran yang dihasilkan tidak sesuai dengan target yang diinginkan. Apa yang dilakukan oleh Widrow dan Hoff hanya menggunakan jaringan dengan lapisan tunggal. Sehingga, Rumelhart (1986) mengembangkan *perceptron* menjadi *Backpropagation*, yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa lapisan.

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) ditentukan oleh tiga hal yaitu :

1. Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan)
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode pembelajaran atau *training*)
3. Fungsi aktivasi

[DAR-09]

2.6.1 Definisi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST memproses sejumlah besar informasi secara paralel dan terdistribusi, hal ini terinspirasi oleh model kerja otak biologis. Beberapa definisi tentang JST adalah sebagai berikut:

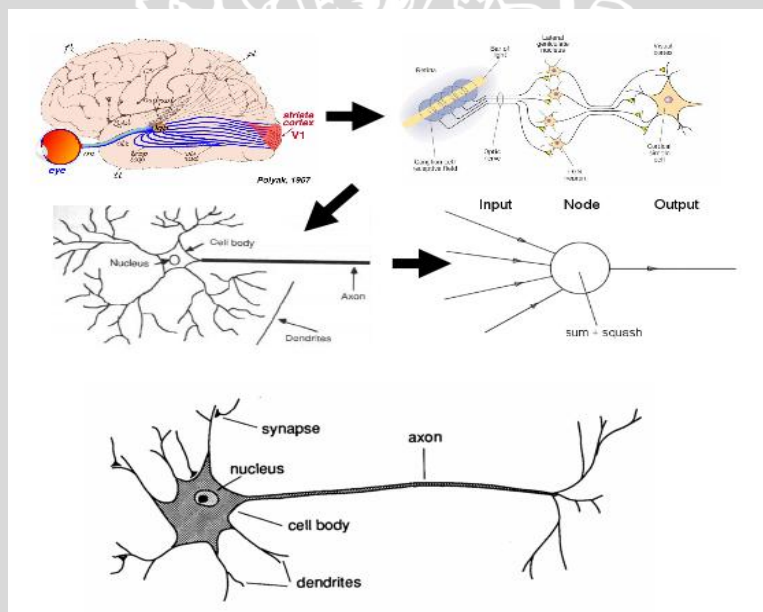
- 1) Hecht-Nielsen (1988) menjelaskan bahawa JST adalah suatu struktur *Output* hanya bergantung pada nilai *input* pada saat itu yang diperoleh melalui koneksi dan nilai yang tersimpan dalam memori lokal.
- 2) Haykin (1994) mendefinisikan JST adalah sebuah prosesor yang terdistribusi paralel dan mempunyai kecenderungan untuk menyimpan

pengetahuan yang didapatkannya dari pengalaman dan membuatnya tetap tersedia untuk digunakan.

- 3) Zurada (1992) mendefinisikan JST adalah sistem selular fisik yang dapat memperoleh, menyimpan dan menggunakan pengetahuan yang didapatkan dari pengalaman.
- 4) Wardani (2006), mendefinisikan JST sebagai suatu model matematika dapat dipertimbangkan sebagai teknik pengolahan data yang mampu memetakan informasi arus *input* berupa *time series* dan *output* berupa hasil peramalan.

2.6.2 Struktur Jaringan Saraf Biologis

Menurut Kusumadewi (2003), otak manusia terdiri dari berjuta-juta sel saraf yang bertugas memproses informasi. Tiap-tiap sel bekerja seperti suatu proses sederhana. Masing-masing sel tersebut saling berinteraksi sehingga mendukung kemampuan otak manusia, seperti terlihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Susunan saraf manusia (Kusumadewi, 2003)

Menurut Yani (2005), otak terdiri dari sekitar sepuluh milyar sel saraf yang saling berhubungan. Sel saraf mempunyai cabang struktur sebagai *input* (*dendrites*), sebuah inti sel dan percabangan struktur sebagai *output* (*axon*). *Axon* dari sebuah sel terhubung dengan *dendrites* yang lain melalui sebuah *synapse*.

Ketika sebuah sel saraf aktif, kemudian menimbulkan suatu signal *electrochemical* pada *axon*. Signal ini melewati *synapses* menuju ke sel saraf yang lain. Sebuah sel saraf lain akan mendapatkan signal jika memenuhi batasan tertentu yang disebut dengan nilai ambang.

2.6.3 Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Secara umum proses pemodelan JST terbagi menjadi dua bagian yaitu proses *training* dan *testing*. Proses *training* merupakan proses pembelajaran dari sistem jaringan saraf yang mengatur nilai *input* serta bagaimana pemetaanya pada *output* sampai diperoleh model yang sesuai. Proses *training* terjadi pada saat pengaturan bobot dan bias. Sedangkan proses pengujian adalah proses menguji ketelitian dari model yang sudah diperoleh dari proses *training*. Yao dan Tan (2001) menyarankan pembagian data menjadi data *training* dan *testing* masing-masing adalah 80% dan 20% atau pembagian tersebut didasarkan pada pengalaman penulis.

Dalam tiap lapisan, nilai *input* ditransformasi ke dalam lapisan secara nonlinear oleh elemen - elemen proses dan kemudian diproses maju ke lapisan berikutnya. Akhirnya, nilai - nilai *output* $\hat{y}$, yang dapat berupa nilai-nilai skalar atau vektor, dihitung pada lapisan *output* dengan persamaan 2.10.

$$\hat{y}_{(k)} = f^o \left[\sum_{j=1}^q v_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{j,i}^h x_{i(k)} + b_j^h \right) + b^o \right] \quad (2.10)$$

Keterangan :

$x_{i(k)}$ = Peubah *input* ke- i , ($i=1,2,..., p$) dimana p merupakan jumlah *input*

$\hat{y}_{(k)}$ = Nilai dugaan dari peubah *output*

k = Indeks pasangan data *input*-target ($x_{i(k)}$, $\hat{y}_{(k)}$) ,

$k=1,2,..., n$, dimana n merupakan jumlah pola

$w_{j,i}^h$ = Bobot dari *input* ke- i yang menuju *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi, ($j=1,2,...,q$)

b_j^h = Bias pada *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi,

($j = 1,2,...,q$) dimana q merupakan jumlah *node* pada lapisan tersembunyi.

f_j^h = Fungsi aktivasi di *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi

v_j^o = Bobot dari *neuron* ke- j di lapisan tersembunyi yang menuju *neuron* pada lapisan *output*

b^o = Bias pada *neuron* di lapisan *output*

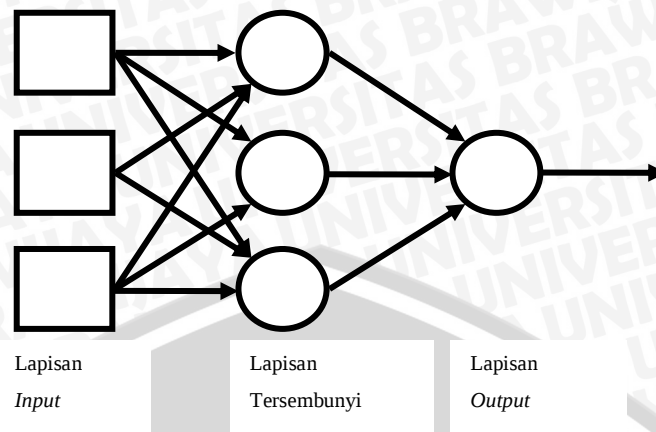
f^o = Fungsi aktivasi pada *neuron* di lapisan *output*.

2.6.4 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST biasanya mempunyai 3 lapisan yaitu : lapisan *input* yang terhubung dengan lapisan tersembunyi yang selanjutnya terhubung dengan lapisan *output*.

- 1) Aktivitas unit-unit lapisan *input* menunjukkan informasi dasar yang kemudian digunakan dalam JST.
- 2) Aktivitas setiap unit-unit lapisan tersembunyi ditentukan oleh aktivitas dari *input* dan bobot dari koneksi antara unit-unit *input* dan unit-unit lapisan tersembunyi
- 3) Karakteristik dari unit-unit *output* tergantung dari aktivitas unit-unit lapisan tersembunyi dan bobot antara unit-unit lapisan tersembunyi dan unit-unit *output*.

Jaringan dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak diantara lapisan *input* dan lapisan *output*, seperti terlihat pada Gambar 2.4. Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara dua lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dibandingkan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit. Namun demikian, pada banyak kasus, pembelajaran pada jaringan dengan banyak lapisan ini lebih sukses dalam menyelesaikan masalah [SUR-09].



Gambar 2.4 Jaringan syaraf dengan banyak lapisan (Suryono, 1999)

2.6.5 Proses Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Umumnya jika menggunakan JST, hubungan antara *input* dan *output* harus diketahui secara pasti dan jika hubungan tersebut telah diketahui maka dapat dibuat suatu model. Hal lain yang penting adalah proses belajar hubungan antara nilai *input* dan *output* yang dilakukan dengan paradigma belajarnya yang dikenal sebagai algoritma belajar dalam JST. Berdasarkan strategi *training*, paradigma belajar JST dapat diklasifikasikan menjadi dua paradigma yaitu:

1) Pembelajaran Terawasi (*Supervised Learning*)

Pada metode pembelajaran terawasi, metode ini digunakan jika *output* yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Biasanya pembelajaran dilakukan dengan menggunakan data yang telah ada.

2) Pembelajaran Tak Terawasi (*Unsupervised Learning*)

Pada metode pembelajaran tak terawasi ini tidak memerlukan target *output*. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan hasil seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu jarak tertentu tergantung pada nilai masukan yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu (*clustering*). Pembelajaran seperti ini biasanya sangat cocok untuk klasifikasi (penentuan pola).

2.6.6 Fungsi Aktivasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Karakter dari JST tergantung atas bobot dan fungsi dari nilai *input* dan *output* yang mempunyai ciri tertentu untuk setiap unit. Fungsi ini terdiri dari 3 kategori yaitu :

- 1) Untuk *linear units*, aktivitas *output* adalah sebanding dengan jumlah bobot *output*
- 2) Untuk *threshold units*, nilai *output* diatur satu dari dua tingkatan tergantung dari apakah jumlah *input* lebih besar atau lebih kecil dari nilai ambang.
- 3) Untuk *sigmoid units*, nilai *output* terus menerus berubah-ubah tetapi tidak berbentuk linier. Unit ini mengandung kesamaan yang lebih besar dari sel saraf sebenarnya dibandingkan dengan linier dan *threshold* unit, namun ketiganya harus dipertimbangkan dengan perkiraan kasar.

Galang (2010) menjelaskan sebelum dilakukan *training*, data *input* dan target *output* dari data perlu dilakukan normalisasi terlebih dahulu. Hal ini dilakukan agar nilai *input* dan target *output* sesuai dengan jarak dari fungsi aktivasi yang digunakan dalam JST, sehingga nilai *input* dan target *output* dapat masuk ke dalam selang fungsi aktivasi. Data *input* dan target *output* dinormalisasi dengan cara membawa data ke bentuk normal yang memiliki *mean* = 0 dan standar deviasi = 1. Normalisasi data dilakukan dengan mentransformasi data aktual menjadi data normalisasi dengan batasan 0,1 sampai 0,9 sehingga dapat digunakan dalam pemodelan JST.

2.7 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno dan juga sama dengan jaringan syaraf tiruan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu (Kusumadewi, 2006). ANFIS adalah penggabungan mekanisme *fuzzy inference system* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf. Sistem inferensi yang digunakan adalah sistem inferensi *fuzzy* model Takagi-Sugeno-Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi.

Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dengan batasan tertentu. Agar jaringan dengan fungsi basis radial ekuivalen dengan *fuzzy* berbasis aturan model Sugeno orde 1, maka diperlukan batasan :

1. Keduanya harus memiliki metode agregasi yang sama (rata-rata terbobot atau penjumlahan terbobot) untuk menurunkan semua outputnya.
2. Jumlah fungsi aktivasi harus sama dengan jumlah aturan *fuzzy* (IF-THEN).
3. Jika ada beberapa input pada basis aturannya, maka tiap-tiap fungsi aktivasi harus sama dengan fungsi keanggotaan tiap-tiap inputnya.
4. Fungsi aktivasi dan aturan-aturan *fuzzy* harus memiliki fungsi yang sama untuk neuron-neuron dan aturan-aturan yang ada di sisi outputnya.

2.7.1 Arsitektur ANFIS

Struktur ANFIS yang menggambarkan sistem inferensi *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang (TSK) terdapat pada Gambar 2.5. Misalkan terdapat 2 *input* x_1, x_2 dan 1 *output* y . Ada 2 aturan pada basis aturan Sugeno :

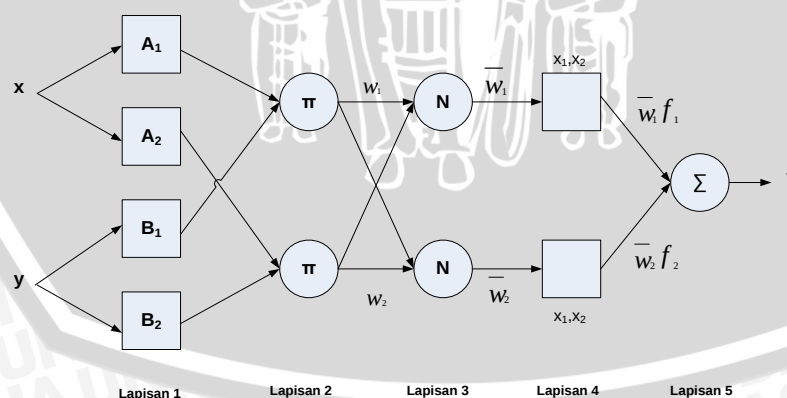
IF x_1 is A_1 AND x_2 is B_1 THEN $y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}$

IF x_1 is A_2 AND x_2 is B_2 THEN $y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}$

dimana :

y_i = output

$c_{i,j}$ = parameter konsekuen



Gambar 2.5 Arsitektur ANFIS

Penjelasan dari tiap-tiap lapisan pada arsitektur jaringan ANFIS :

Lapisan 1

Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul pada persamaan 2.11 :

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \text{ untuk } i = 1,2, \text{ atau} \quad (2.11)$$

$$O_{1,i} = \mu B_{i-2}(y), \text{ untuk } i = 3,4$$

dengan x dan y adalah masukan pada simpul i , A_i (atau B_{i-2}) adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul $O_{1,i}$ berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan fuzzy A dan B . Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *generalized bell* (gbell). Parameter a , b , c , pada fungsi keanggotaan gbell dinamakan parameter premis yang adaptif.

Lapisan 2

Semua simpul pada lapisan ini adalah nonadaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang. Fungsi simpul seperti pada persamaan 2.12 :

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i = 1,2 \quad (2.12)$$

Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan fuzzy. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan fuzzy. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk.

Lapisan 3

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan terormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke- i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul seperti pada persamaan 2.13 :

$$O_{3,i} = \bar{w} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \quad (2.13)$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

Lapisan 4

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul seperti pada persamaan 2.14 :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (c_{i1}x_1 + c_{i2}x_2 + c_{i0}) \quad (2.14)$$

dengan $\bar{w}_i$ adalah derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter $c_{i,1}$, $c_{i,2}$, $c_{i,0}$ menyatakan parameter konsekuen yang adaptif.

Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul seperti pada persamaan 2.15 :

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.15)$$

Jaringan adaptif dengan lima lapisan tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi fuzzy TSK.

2.7.2 Least Square Estimator (LSE)

Jika diketahui keluaran dari model linier y yang diekspresikan melalui persamaan 2.16 :

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u) \quad (2.16)$$

dimana :

$y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ model vektor *output*

$u = [u_1, u_2, \dots, u_p]^T$ model vektor *input*

f_n = fungsi u yang diketahui

θ_n = parameter yang diestimasi

Dengan menggunakan notasi matrik didapatkan :

$$A\theta = y \quad (2.17)$$

Penyelesaian terbaik untuk θ , yang meminimalkan $\|A\theta - y\|^2$ adalah *least square estimator* (LSE) θ^* :

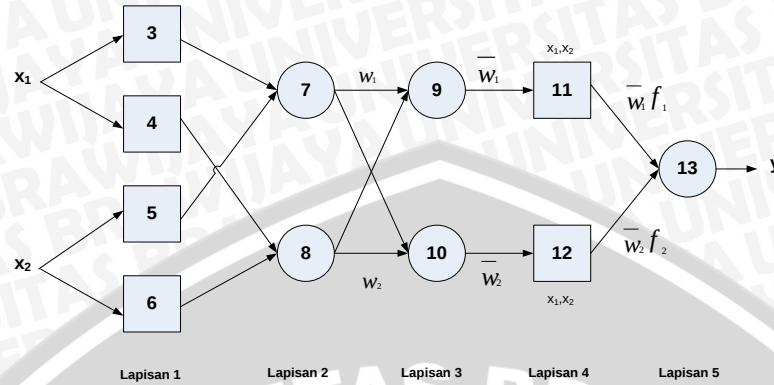
$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (2.18)$$

dan A^T adalah transpose dari A .

2.7.3 Model Propagasi Error

Selanjutnya, jaringan adaptif tersebut dapat kita latih untuk mendapatkan nilai parameter a dan c . Untuk melakukan perbaikan terhadap a dan c tersebut, digunakan model propagasi *error* dengan konsep *steepest descent*.

Pada Gambar 2.6 merupakan struktur ANFIS yang akan dicari rumus *error* pada tiap lapisan.



Gambar 2.6 Arsitektur ANFIS

2.7.3.1 Error pada Lapisan ke-5

Apabila kita memilih jaringan adaptif seperti Gambar 2.6, yang hanya memiliki 1 *neuron* pada lapisan *output* (*neuron* 13), maka propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-5 seperti pada persamaan 2.19:

$$\varepsilon_{13} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} = -2(d_{13} - x_{13}) = -2(y_p - y'_p) \quad (2.19)$$

dengan y_p adalah target *output* data pelatihan ke-p, dan y'_p adalah *output* jaringan pada data pelatihan ke-p.

2.7.3.1 Error pada Lapisan ke-4

Jaringan adaptif pada Gambar 2.6. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-4, yaitu *neuron* 11 dan *neuron* 12 seperti pada persamaan 2.20 dan 2.21 sebagai berikut :

$$\varepsilon_{11} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}}\right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}}\right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.20)$$

karena $f_{13} = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2$, maka $\frac{\partial f_{13}}{\partial (\overline{w}_2 f_2)} = 1$

$$\varepsilon_{12} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}}\right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}}\right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.21)$$

karena $f_{13} = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2$, maka $\frac{\partial f_{13}}{\partial (\overline{w}_2 f_2)} = 1$

2.7.3.2 Error pada Lapisan ke-3

Jaringan adaptif pada Gambar 2.6. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu *neuron* 7 dan *neuron* 8 seperti pada persamaan 2.22 dan 2.23 :

$$\varepsilon_9 = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}}\right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9}\right) = \varepsilon_{11} \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9}\right) = \varepsilon_{11} f_{11} \quad (2.22)$$

dan

$$\varepsilon_{10} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}}\right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}}\right) = \varepsilon_{12} \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}}\right) = \varepsilon_{12} f_2 \quad (2.23)$$

2.7.3.3 Error pada Lapisan ke-2

Jaringan adaptif pada Gambar 2.6. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu *neuron 7* dan *neuron 8* seperti pada persamaan 2.24 dan 2.25 :

$$\begin{aligned} \varepsilon_7 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}}\right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9}\right) \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_7}\right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}}\right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}}\right) \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_7}\right) \\ &= \varepsilon_9 \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_7}\right) + \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_7}\right) \\ &= \varepsilon_9 \left(\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}\right) + \varepsilon_{10} \left(-\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}\right) \\ &= \frac{w_2}{(w_1+w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10}) \end{aligned} \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_8 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}}\right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}}\right) \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_8}\right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}}\right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}}\right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9}\right) \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_8}\right) \\ &= \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_8}\right) + \varepsilon_9 \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_8}\right) \\ &= \varepsilon_{10} \left(\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}\right) + \varepsilon_9 \left(-\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}\right) \\ &= \frac{w_1}{(w_1+w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9) \end{aligned} \quad (2.25)$$

2.7.3.4 Error pada Lapisan ke-1

Jaringan adaptif pada Gambar 2.5. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-1, yaitu *neuron 3, 4, 5, dan 6* seperti pada persamaan 2.26, 2.27, 2.28, dan 2.29:

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial f_7}{\partial x_3}\right) = \varepsilon_7 \mu_{B1}(x_2) \quad (2.26)$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial f_8}{\partial x_4}\right) = \varepsilon_8 \mu_{B2}(x_2) \quad (2.27)$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial f_7}{\partial x_5}\right) = \varepsilon_7 \mu_{A1}(x_1) \quad (2.28)$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial f_8}{\partial x_6}\right) = \varepsilon_8 \mu_{A2}(x_1) \quad (2.29)$$

Selanjutnya, error tersebut dapat digunakan untuk mencari informasi *error* terhadap parameter *a* dan *c*, seperti pada persamaan 2.30 dan 2.31 :

$$\varepsilon_{aik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^2 (1 + (\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}})^2)^2} * \varepsilon_i \quad (2.30)$$

dan

$$\varepsilon_{cik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 (1 + (\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}})^2)^2} * \varepsilon_i \quad (2.31)$$

Dari persamaan 2.27 dan 2.28, perubahan nilai parameter a_{ik} dan c_{ik} (Δa_{ik} dan Δc_{ik}) dapat ditentukan seperti pada persamaan 2.32 :

$$\Delta a_{ik} = \eta \varepsilon_{aik}, \text{ dan } \Delta c_{ik} = \eta \varepsilon_{cik} x_i \quad (2.32)$$

Dengan η adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval $[0, 1]$ sehingga nilai a_{ik} dan c_{ik} yang baru dapat dihitung seperti pada persamaan 2.33 dan 2.34 :

$$a_{ik} = a_{ik(lama)} + \Delta a_{ik}, \text{ dan} \quad (2.33)$$

$$c_{ik} = c_{ik(lama)} + \Delta c_{ik} \quad (2.34)$$

2.8 Akurasi Hasil Pengujian

Tingkat akurasi diperoleh dengan perhitungan sesuai dengan persamaan 2.34 berikut ini.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{angka benar}}{\sum \text{angka pengujian}} * 100\% \quad (2.35)$$

Selain menggunakan akurasi seperti pada persamaan 2.35, metode yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat akurasi adalah *Root Mean Square Error* atau yang biasa disebut *RMSE*. *RMSE* merupakan akar rata-rata total kuadrat *error* yang terjadi antara *output* proses dan *output* target, semakin kecil nilai *RMSE* maka besar tingkat keberhasilan proses pelatihan [ROZ, 13].

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}{N}} \quad (2.36)$$

Keterangan :

N = Banyaknya data

y_i = *Output* aktual atau target jaringan

$\bar{y}_i$ = *Ouput* nilai risiko atau *output* jaringan

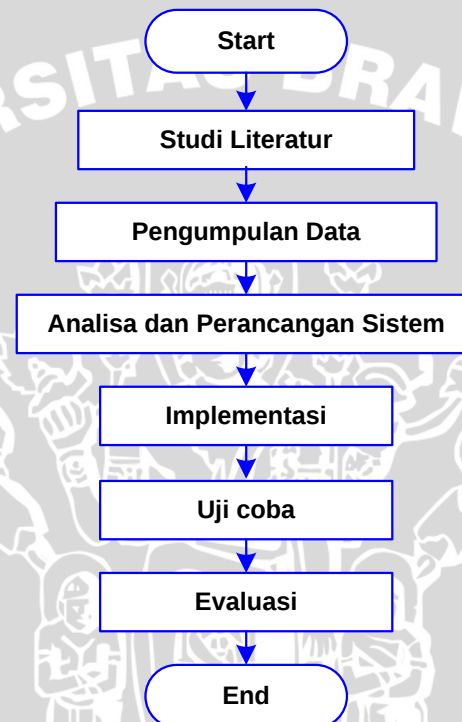
[HUS-13]

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN DAN PERANCANGAN

3.1 Analisa Umum

Bab ini membahas metode dan rancangan yang digunakan serta langkah-langkah penelitian dalam peramalan laju inflasi bulanan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Langkah-langkah penelitian ini dapat digambarkan dalam diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram alir langkah penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian peramalan laju inflasi bulanan Indonesia berdasarkan indikator IHK adalah sebagai berikut :

1. Mempelajari literatur yang berhubungan dengan peramalan laju inflasi, Jaringan Syaraf Tiruan (JST), *clustering* dan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
2. Melakukan Pengumpulan data laju inflasi bulanan di Indonesia beserta nilai Indeks Harga Konsumen (IHK) dari 5 kelompok yang akan diteliti.
3. Melakukan analisa terhadap data yang ada dan membuat perancangan sistem peramalan laju inflasi bulanan berdasarkan indikator IHK.

4. Membuat perangkat lunak berdasarkan analisa dan perancangan yang telah buat (implementasi).
5. Melakukan uji coba terhadap perangkat lunak yang telah dibuat.
6. Melakukan evaluasi hasil uji coba peramalan laju inflasi berdasarkan indikator IHK serta menarik kesimpulan dari evaluasi hasil uji coba tersebut.

3.2 Data Penelitian

Dalam penelitian laju inflasi bulanan Indonesia berdasarkan indikator Indeks Harga Konsumen (IHK), data yang digunakan adalah data Indeks Harga Konsumen (IHK) bulanan dari 5 kelompok komoditi pengeluaran yaitu makanan (X_1), makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_2), perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_3), kesehatan (X_5) dan transportasi, komunikasi dan jasa keuangan (X_7) mulai tahun 2006 sampai dengan 2013. Sedangkan data target atau *output* yang diharapkan adalah laju inflasi umum bulanan Indonesia. Keseluruhan data laju inflasi dan indikator IHK diambil dari situs Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia dengan alamat : www.bps.go.id.

3.3 Analisa dan Perancangan

3.3.1 Deskripsi Sistem

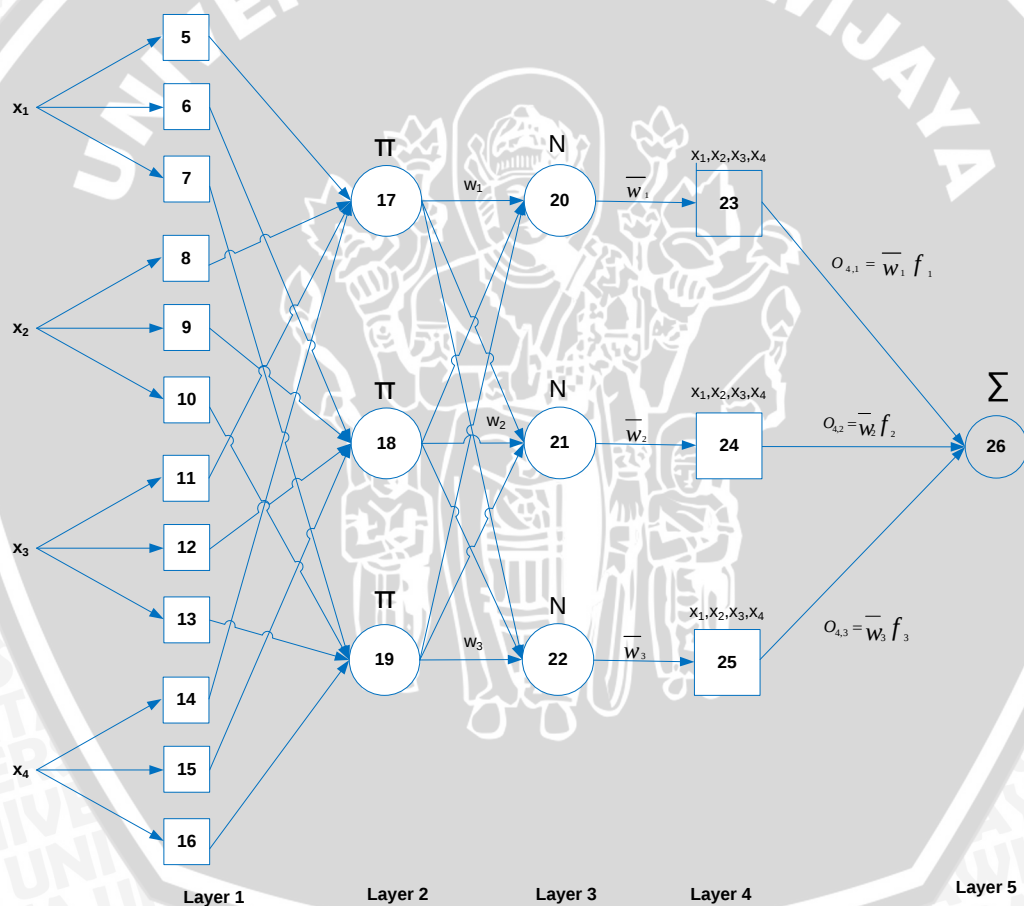
Sistem yang dibangun dalam penelitian ini adalah perangkat lunak yang akan digunakan untuk melakukan peramalan laju inflasi bulanan di Indonesia berdasarkan indikator IHK (Indeks Harga Konsumen). Hasil peramalan yang dihasilkan dalam sistem ini adalah nilai laju inflasi bulanan Indonesia dengan memanfaatkan nilai IHK sebagai nilai masukan. Berdasarkan nilai laju inflasi tersebut bisa diambil sebuah kesimpulan bahwa pada bulan tertentu Indonesia mengalami inflasi atau sebaliknya dilihat dari angka inflasi dari bulan sebelumnya berdasarkan indikator IHK dari 4 kelompok komoditas.

Tahap pertama yang harus dilakukan dalam pengembangan sistem ini adalah sistem harus memiliki data masukan berupa nilai IHK sebagai basis pengetahuan yang akan disimpan dalam *database*. Data nilai IHK seluruhnya adalah data numerik sehingga data selanjutnya bisa diproses menggunakan *Adaptive Nueuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam tahap proses

pembelajaran (*training*). Pembelajaran metode ini menggunakan algoritma *hybrid*, yaitu *Least Square Error* (LSE) sebagai algoritma *feed forward* (umpan maju) dan *steepest-descent* sebagai algoritma *feed back* (umpan mundur). Selanjutnya setelah tahap pembelajaran dilakukan, maka parameter hasil proses tersebut akan digunakan pada tahap peramalan laju inflasi bulanan.

3.3.2 Rancangan Sistem

Desain arsitektur ANFIS terdiri dari 5 lapisan dengan fungsi yang berbeda-beda pada setiap lapisannya (lihat Subbab 2.7). Gambar 3.2 menjelaskan bagaimana arsitektur ANFIS dalam peramalan laju inflasi bulanan berdasarkan indikator IHK.



Gambar 3.2 Desain arsitektur ANFIS

Layer 1 : Berfungsi untuk membangkitkan derajat keanggotaan dari 4 buah masukan (indikator IHK) dengan 3 buah *cluster*. *Cluster* yang

dimaksud berdasarkan keluaran yang diharapkan, yaitu rendah, sedang dan tinggi.

Pada Layer 1 ini proses perhitungan membutuhkan Rata-rata dan Standar Deviasi untuk memperoleh derajat keanggotaan sebagai *output* dari Layer 1.

Layer 2 : Berfungsi membangkitkan *fire strength*. Nilai *fire strength* diperoleh dengan menggunakan *Output* dari *Layer 1*.

Layer 3 : Menghasilkan keluaran yang menormalkan *fire strength* yang terdapat pada lapisan kedua.

Layer 4 : Berfungsi untuk menghitung keluaran aturan berdasarkan parameter konsekuensi.

Layer 5 : Berfungsi untuk menghitung sinyal keluaran ANFIS dengan menjumlahkan semua sinyal yang masuk.

Berdasarkan Gambar 3.2 terdapat 4 buah parameter Indikator Indeks Harga konsumen (IHK) sebagai *input* awal, yaitu makanan (X_1), makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_2), perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_3), kesehatan (X_4). Dari parameter tersebut akan dibentuk 3 buah *cluster* berdasarkan *output* kategori inflasi yaitu inflasi ringan, inflasi sedang dan inflasi berat.

3.4 Diagram Alir Rancangan Sistem

3.4.1 Diagram Alir Pelatihan ANFIS

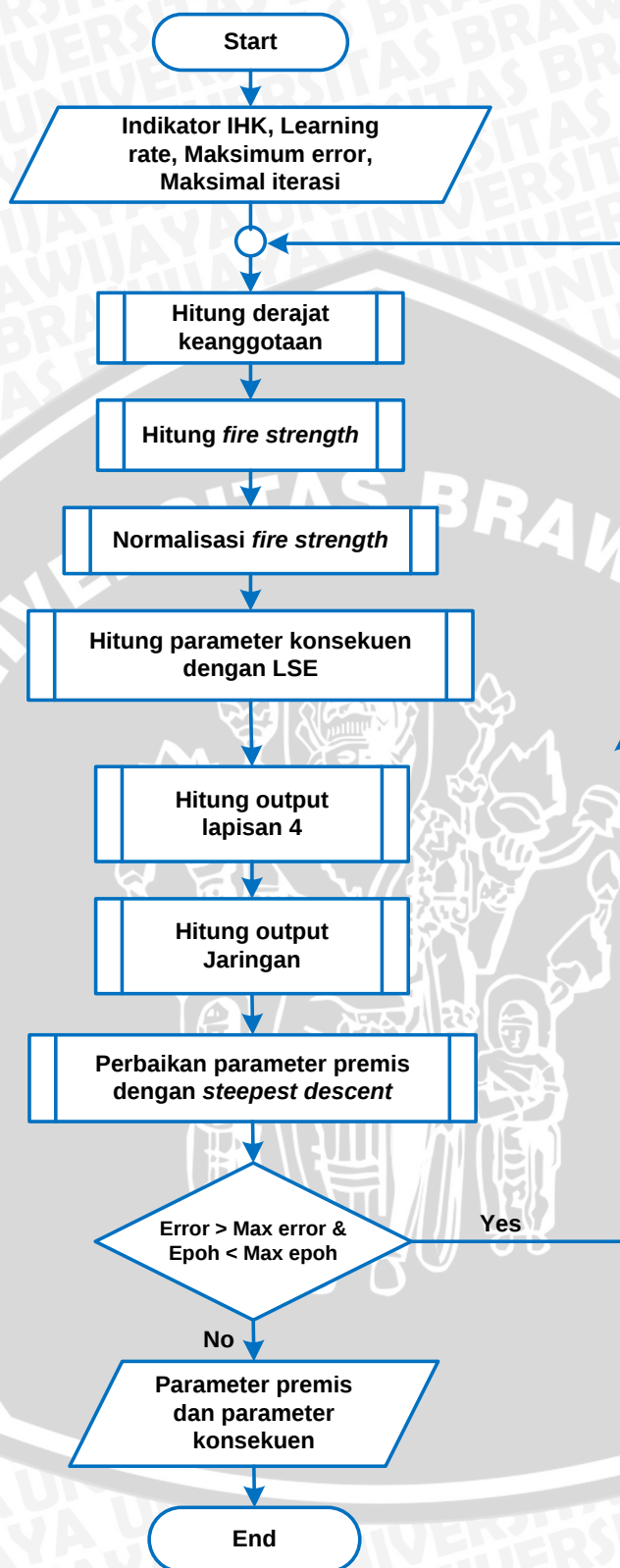
Dalam peramalan laju inflasi bulanan berdasarkan indikator IHK menggunakan metode ANFIS, ada beberapa tahapan yang harus dilakukan sehingga diperoleh hasil peramalan yang akurat. Langkah-langkah yang dilakukan dalam tahap pelatihan ANFIS ini adalah sebagai berikut:

1. *Input* data berupa indikator IHK (4 kelompok IHK yang sudah ditentukan dari 7 indikator). Selain indikator IHK juga dilakukan inisialisasi parameter berupa *maximum error*, *learning rate* (laju pembelajaran) dan iterasi maksimum.
2. Lakukan perhitungan derajat keanggotaan berdasarkan *input* indikator IHK (kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_1),

perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_2), kesehatan (X_3) dan pendidikan, rekreasi dan olahraga (X_4)).

3. Berdasarkan derajat keanggotaan yang diketahui, dihitung nilai *fire strength* dengan mengalikan tiap-tiap derajat keanggotaan yang telah didapat, seperti pada persamaan 2.12.
4. Normalisasi nilai *fire strength* yang ada pada lapisan sebelumnya untuk mendapatkan nilai *normalized fire strength* sesuai persamaan 2.13.
5. Hasil normalisasi tahap 4 selanjutnya dilewatkan pada lapisan keempat dan dihitung nilai hasil perkalian antara *normalized fire strength* dan nilai data *input* sehingga dihasilkan matriks desain.
6. Lakukan perhitungan parameter konsekuen dengan menggunakan *LSE* sesuai dengan persamaan 2.18.
7. Lakukan perhitungan *output* jaringan dengan menggunakan metode Sugeno orde 1 untuk mendapatkan nilai f sehingga diperoleh *output* lapisan 4 sesuai dengan persamaan 2.14. Kemudian dilakukan penjumlahan hasil *output* lapisan 4 untuk mendapat *output* lapisan 5.
8. Lakukan perhitungan *error* jaringan pada tiap jaringan in seperti persamaan 2.19 sampai dengan persamaan 2.28.
9. Jika *error* yang dihasilkan pada jaringan $>$ dari *error* yang ditetapkan dan *epoch* $<$ maksimal *epoch* maka akan dilakukan perbaikan pada parameter konsekuen dan premis dengan menggunakan algoritma *steepest descent*, sampai *error* yang didapatkan kurang atau sama dengan *error* yang diharapkan.
10. Didapatkan nilai parameter premis dan parameter konsekuen. Nilai parameter ini berupa rata-rata dan standart deviasi dari proses iterasi, sehingga proses dilakukan berulang untuk mendapatkan error yang paling minimum sesuai dengan yang diharapkan.

Proses sistem pelatihan proses ANFIS dalam peramalan laju inflasi digambarkan dalam diagram alir seperti pada Gambar 3.3.



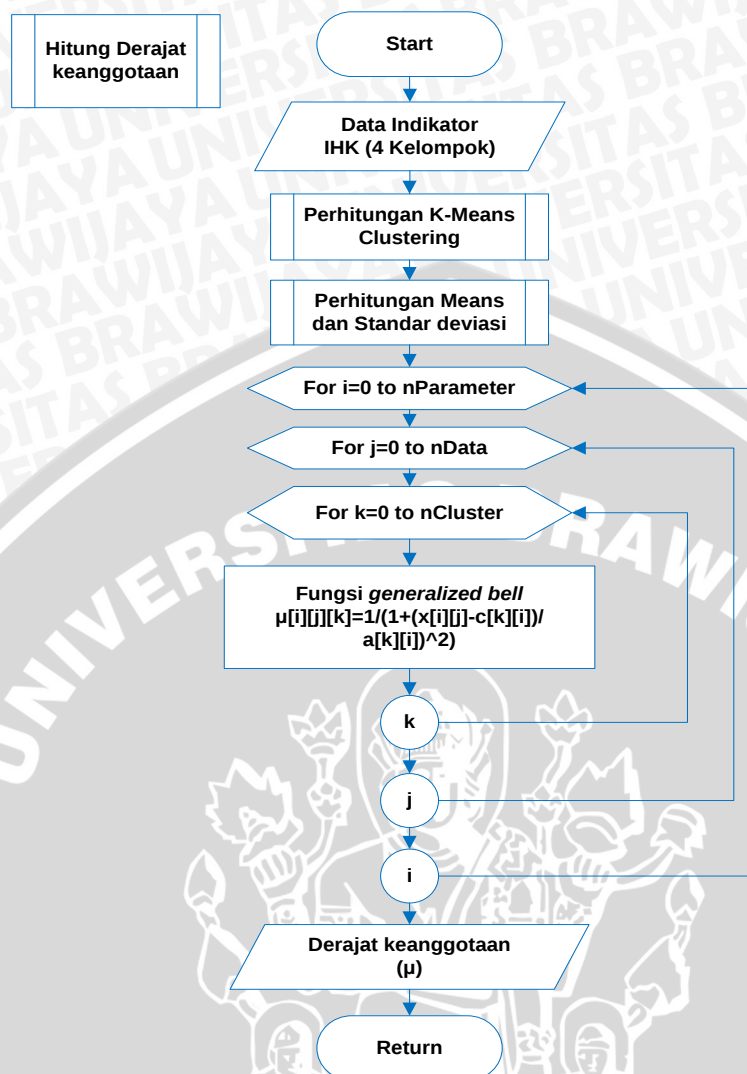
Gambar 3.3 Diagram alir proses pelatihan ANFIS

3.4.2 Diagram Alir Pengujian Derajat Keanggotaan ANFIS

Langkah-langkah proses pengujian derajat keanggotaan ANFIS dalam peramalan laju inflasi bulanan Indonesia berdasarkan indikator IHK adalah sebagai berikut.

1. *Input* data laju inflasi berupa indikator IHK 4 kelompok komoditi pengeluaran (kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_1), perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_2), kesehatan (X_3) dan pendidikan, rekreasi dan olahraga (X_4)).
2. Perhitungan K-Means *clustering* menjadi 3 *cluster* (sesuai dengan jenis inflasi ringan, inflasi sedang dan inflasi berat). Proses perhitungan K-means ini melibatkan beberapa tahap, yaitu normalisasi data, penentuan *centroid* (pusat *cluster*) secara acak, perhitungan pusat *cluster* baru, perhitungan jarak masing-masing data terhadap jumlah *cluster* serta pengelompokan data berdasarkan *cluster* yang terbentuk.
3. Perhitungan *Mean* dan Standar Deviasi hasil *cluster* dengan K-Means *Clustering* sesuai dengan persamaan 2.7 dan persamaan 2.8. Nilai dari rata-rata dan standart deviasi (premis *a* dan premis *c*) yang diperoleh inilah yang digunakan sebagai dasar perhitungan selanjutnya dalam setiap iterasi peramalan laju inflasi menggunakan ANFIS. Setiap iterasi, nilai rata-rata dan standart deviasi selalu di perbarui.
4. Melakukan perulangan untuk parameter, *clustering* dan jumlah data yang digunakan.
5. Perhitungan derajat keanggotaan dengan fungsi *Generalized Bell* sesuai dengan persamaan 2.3. Masing-masing data memiliki besar derajat keanggotaan yang berbeda. Nilai derajat keanggotaan diperoleh dengan menghitung nilai premis *a* dan premis *c* (rata-rata dan standart deviasi) terlebih dahulu.
6. *Output* lapisan pertama berupa derajat keanggotaan masing-masing data. Nilai *output* lapisan pertama ini selanjutnya digunakan untuk menghitung *output* lapisan kedua.

Proses perhitungan derajat keanggotaan digambarkan pada diagram alir pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Diagram alir perhitungan derajat keanggotaan

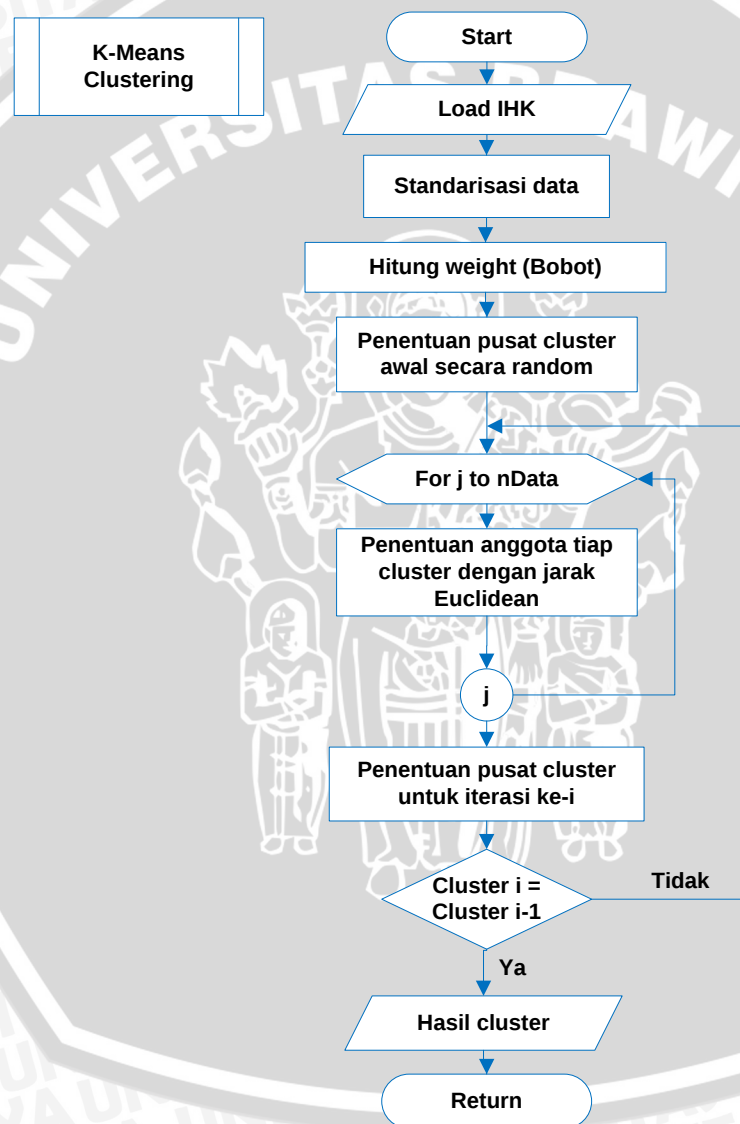
3.4.3 Diagram Alir Perhitungan K-Means Clustering

K-Means clustering digunakan untuk mengelompokkan data indikator IHK menjadi 3 cluster sesuai dengan kategori inflasi di Indonesia. Langkah-langkah dalam melakukan K-Means clustering adalah sebagai berikut.

1. Pemanggilan data input indikator IHK.
2. Standarisasi data IHK 4 kelompok komoditi sesuai dengan persamaan 2.4
3. Perhitungan bobot dengan mencari rata-rata dari tiap input indikator IHK yang sudah distandarisasi sesuai persamaan 2.5.
4. Menentukan pusat cluster awal dengan nilai acak dalam selang nilai minimum dan nilai maksimum pada nilai bobot (weight).
5. Menentukan anggota tiap cluster berdasarkan jarak Euclidean terkecil.

6. Menentukan pusat *cluster* baru dengan cara mencari *mean* dari tiap-tiap anggota *cluster* yang terbentuk.
7. Iterasi terus dilakukan sampai anggota *cluster* baru yang terbentuk tidak mengalami perubahan dibandingkan dengan iterasi sebelumnya.
8. Data indikator IHK masuk dalam *cluster* tertentu.

Langkah-langkah melakukan *clustering* dengan K-Means *clustering*, seperti pada Gambar 3.5.



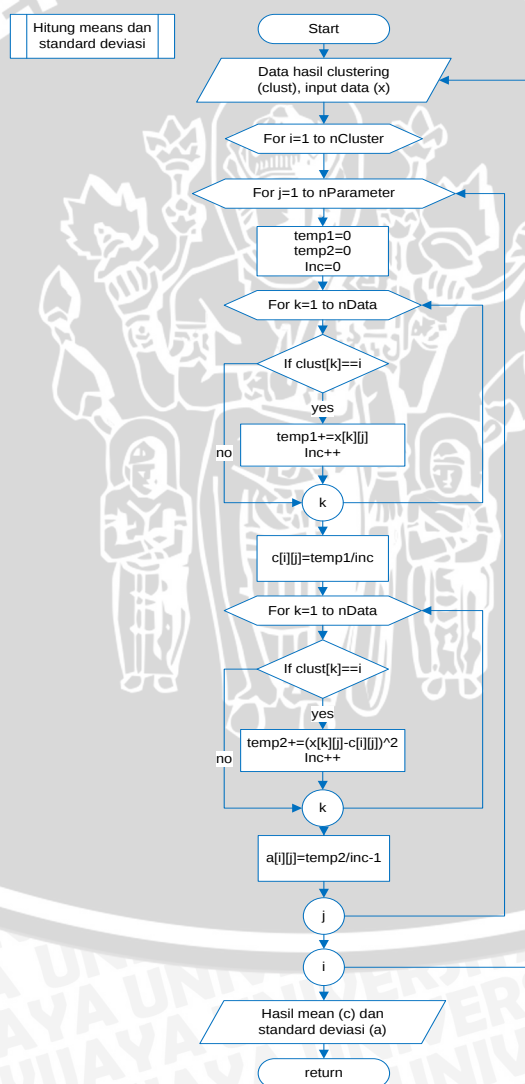
Gambar 3.5 Diagram alir perhitungan K-Means *Clustering*

3.4.4 Diagram Alir Perhitungan Mean dan Standar SD

Perhitungan ini digunakan untuk mencari nilai awal a dan c yang akan digunakan pada persamaan 2.6 (*Generalized Bell*). Langkah-langkah perhitungannya sebagai berikut.

1. Menggunakan data hasil *clustering* dengan K-Means.
2. Lakukan perhitungan untuk nilai *mean* dan standar deviasi (Persamaan 2.7 dan persamaan 2.8).
3. Lakukan perulangan hingga iterasi selesai dan diperoleh nilai *mean* dan standar deviasi.

Diagram alir *mean* dan standar deviasi seperti Gambar 3.6.



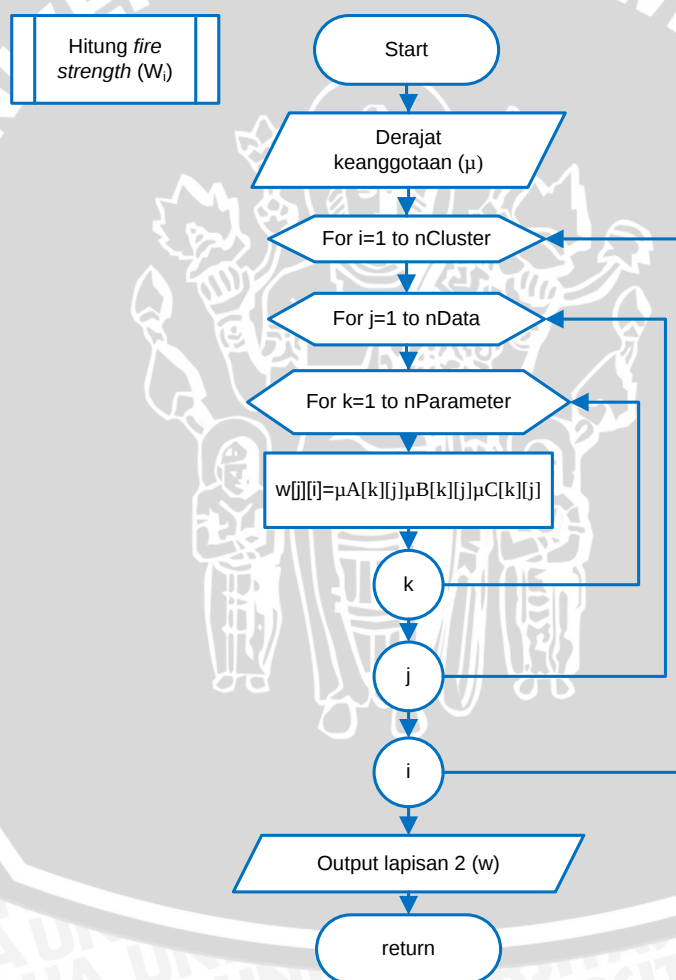
Gambar 3.6 Diagram Alir Perhitungan *Mean* dan Standar Deviasi

3.4.5 Diagram Alir Perhitungan *Fire Strength*

Perhitungan *fire strength* merupakan perhitungan untuk lapisan kedua setelah *output* lapisan pertama diketahui. Langkah-langkah perhitungan *fire strength* adalah sebagai berikut.

1. Menggunakan *input* dari *output* lapisan pertama.
2. Melakukan perulangan untuk parameter, *clustering* dan jumlah data yang digunakan.
3. Melakukan perhitungan seperti pada persamaan 2.12.
4. Dilakukan iterasi hingga selesai dan didapatkan nilai bobot (W_i).

Diagram alir perhitungan *fire strength* ditunjukkan oleh Gambar 3.7.



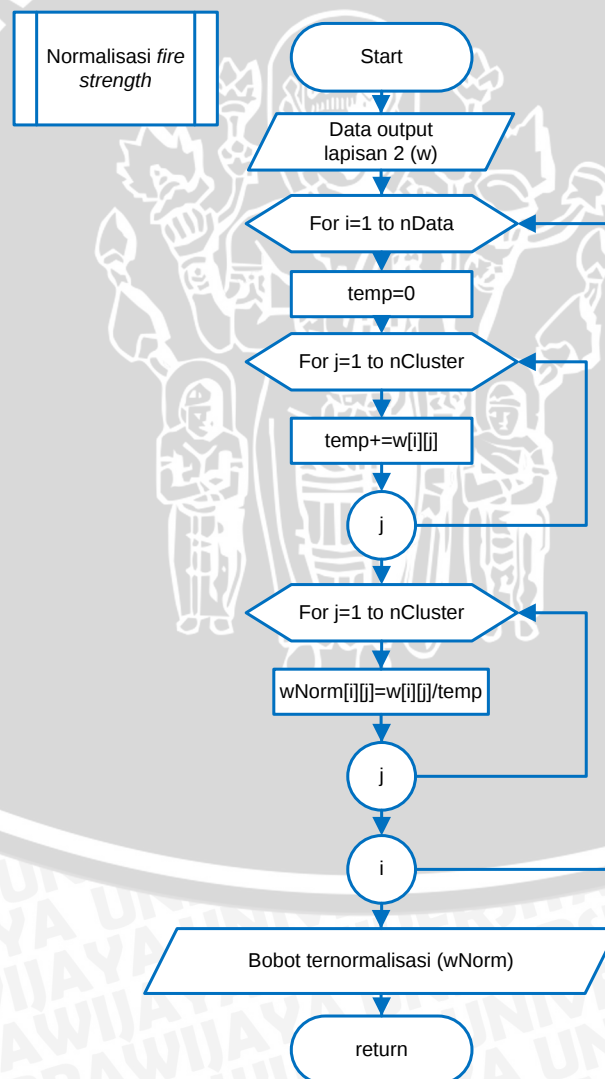
Gambar 3.7 Diagram Alir Perhitungan *Fire Strength*

3.4.6 Diagram Alir Normalisasi *Fire Strength*

Penormalisasian *fire strength* merupakan perhitungan pada lapisan ketiga dari ANFIS. Langkah-langkah normalisasi *fire strength* sebagai berikut.

1. Menggunakan nilai *fire strength* yang didapatkan pada lapisan kedua.
2. Melakukan perulangan untuk parameter, *clustering*, dan jumlah data yang digunakan.
3. Menghitung normalisasi bobot seperti pada persamaan 2.13.
4. Melakukan iterasi hingga selesai, dan didapatkan nilai *fire strength* ternormalisasi.

Gambar 3.8 merupakan diagram alir penormalisasian *fire strength* sebagai *output* lapisan ketiga.



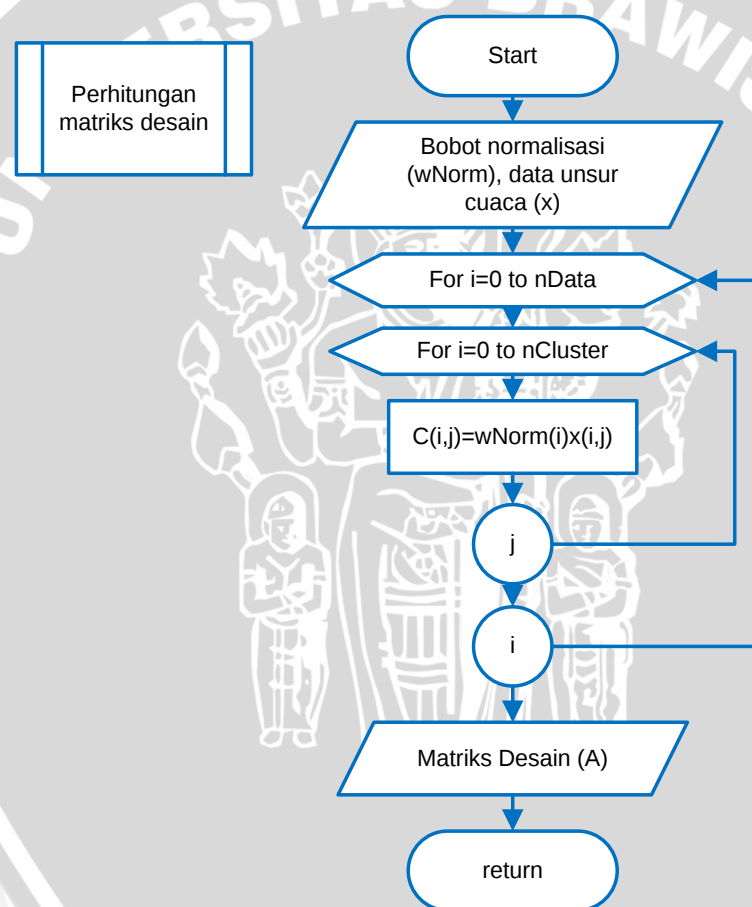
Gambar 3.8 Diagram Alir Penormalisasian *Fire Strength*

3.4.7 Diagram Alir Perhitungan Matriks Desain

Perhitungan matriks desain merupakan perhitungan pada lapisan keempat metode ANFIS. Langkah-langkah perhitungannya adalah sebagai berikut :

1. Memasukkan *input fire strength* yang ternormalisasi dan data indikator IHK.
2. Melakukan iterasi.
3. Melakukan perhitungan pada persamaan 2.17 sehingga didapatkan matriks desain.

Gambar 3.9 merupakan diagram alir untuk perhitungan matriks desain.



Gambar 3.9 Diagram Alir Perhitungan Matriks Desain

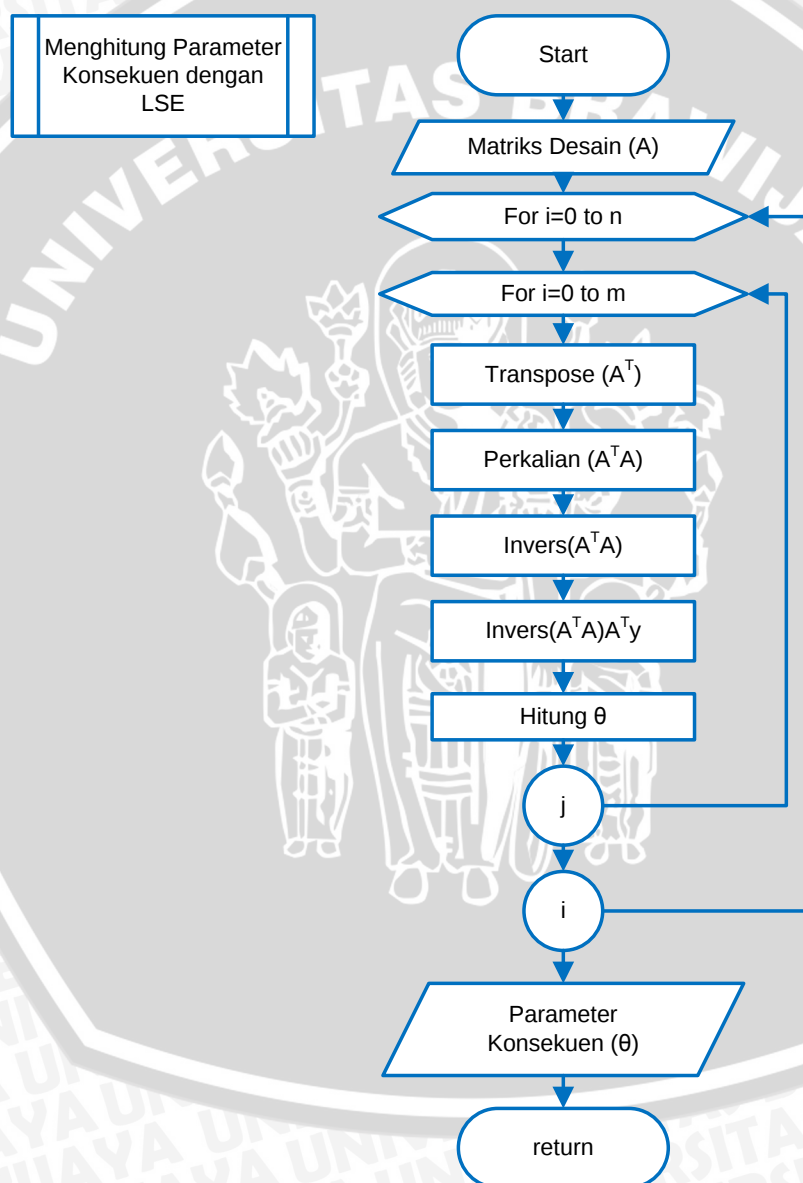
3.4.8 Diagram Alir Parameter Konsekuen dengan *LSE*

Langkah dari perhitungan parameter konsekuen dengan *LSE* adalah sebagai berikut :

1. Memasukkan nilai matriks desain hasil proses.

2. Transpose matriks desain yang diperoleh (A^T).
3. Perkalian matriks desain dengan transposenya ($A \cdot A^T$)
4. Invers nilai hasil perkalian ($(A \cdot A^T)^{-1}$)
5. Perkalian nilai tahap 4 dengan transpose matriks desain dan target *output*.
6. Parameter konsekuen telah didapatkan (θ).

Gambar 3.10 merupakan diagram alir untuk perhitungan parameter konsekuen dengan *LSE* :



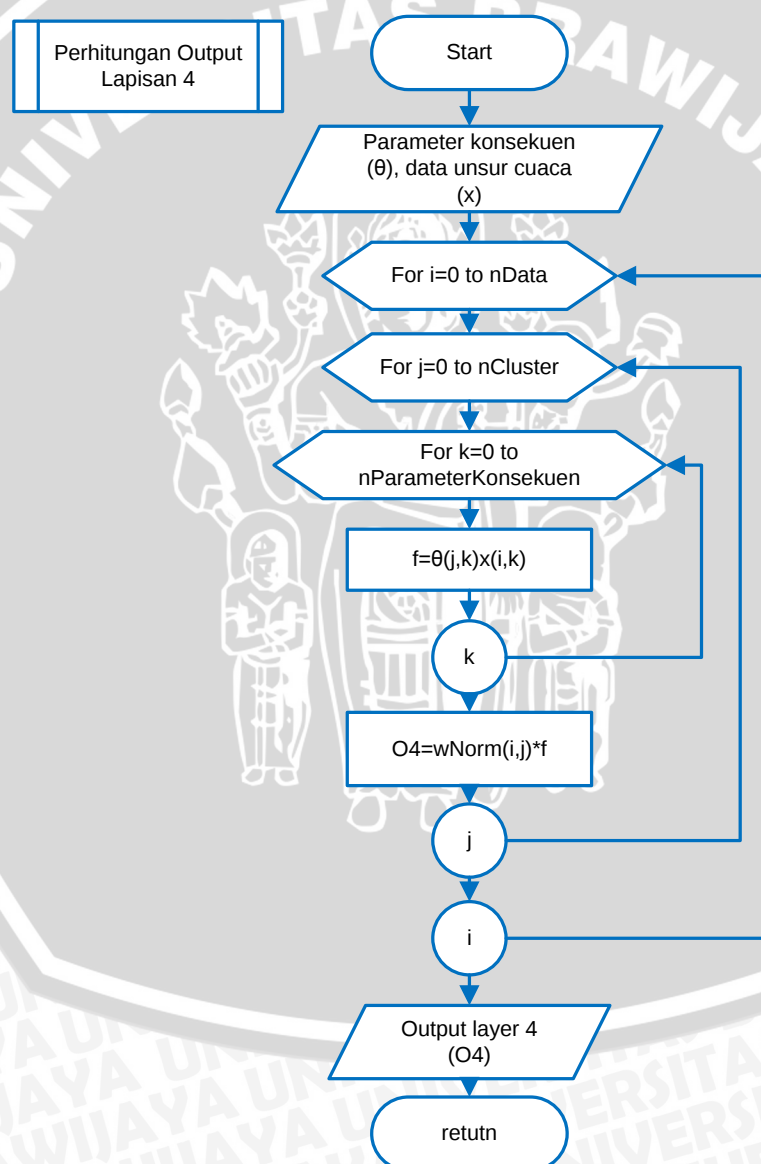
Gambar 3.10 Diagram Alir Perhitungan Parameter Konsekuen dengan *LSE*

3.4.9 Diagram Alir Perhitungan Output Lapisan-4

Perhitungan *output* lapisan ke-4 ini memiliki beberapa langkah, yaitu :

1. Menggunakan Parameter konsekuen dan data indikator IHK sebagai *input* data.
2. Melakukan perhitungan lapisan ke-4 seperti pada persamaan 2.14.
3. Didapatkan nilai *output* dari lapisan ke-4.

Gambar 3.11 merupakan diagram alir untuk perhitungan *output* lapisan ke-4.



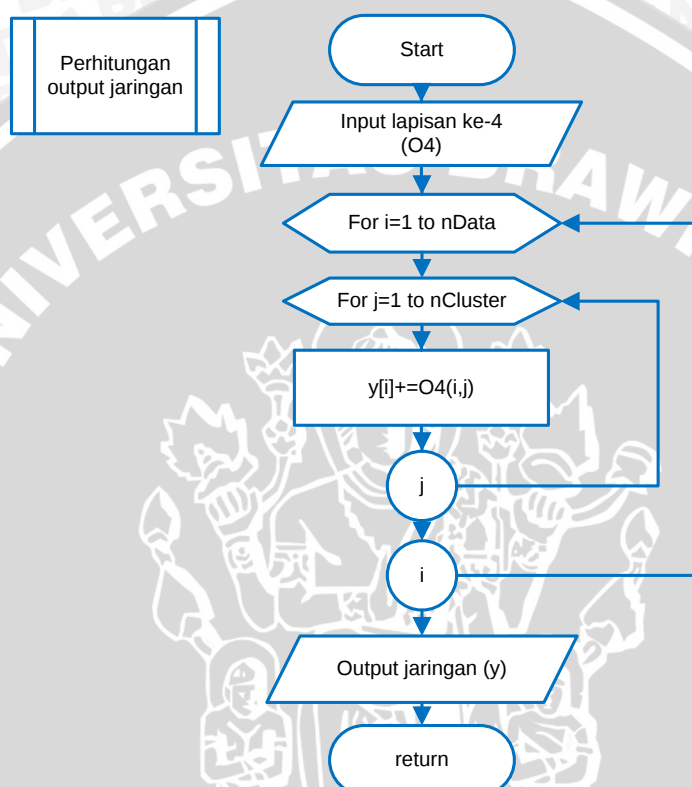
Gambar 3.11 Diagram Alir perhitungan *output* Lapisan ke-4

3.4.10 Diagram Alir Perhitungan Output Jaringan

Perhitungan parameter *output* jaringan memiliki beberapa langkah yaitu :

1. Menggunakan hasil *output* lapisan ke-4.
2. Melakukan perhitungan seperti pada persamaaan 2.15.
3. Didapatkan nilai *output* jaringan.

Diagram alir perhitungan *output* jaringan ditunjukkan Gambar 3.12.



Gambar 3.12 Diagram alir perhitungan *output* jaringan

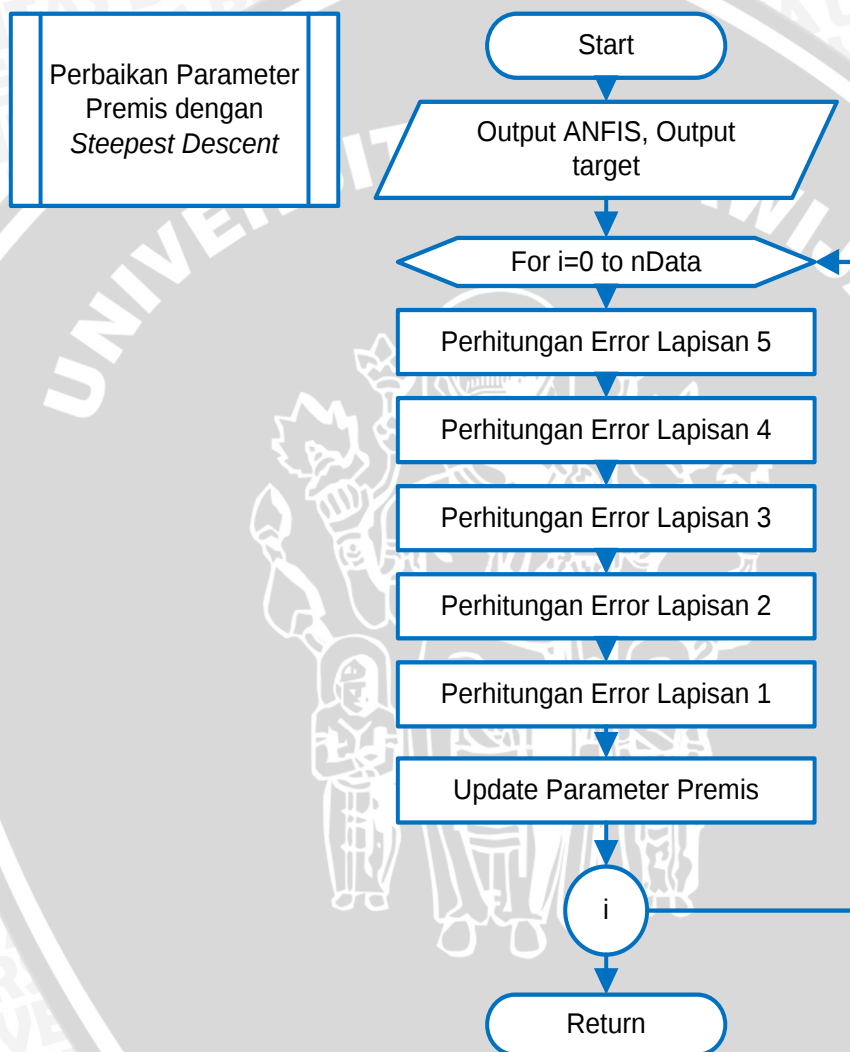
3.4.11 Diagram Alir Perbaikan Parameter Premis

Pebaikan parameter premis ini memiliki beberapa langkah, yaitu :

1. Menggunakan *output* jaringan sebagai *input* data.
2. Dilakukan perhitungan *error* di lapisan kelima dengan persamaan 2.19.
3. Menghitung kembali *error* pada lapisan keempat dengan persamaan 2.20 dan 2.21.
4. Menggunakan persamaan 2.22 dan 2.23 untuk menghitung *error* pada lapisan ketiga.
5. Menghitung kembali *error* lapisan kedua dengan persamaan 2.24 dan 2.25.

6. Untuk lapisan pertama perhitungan *error* menggunakan persamaan 2.26, 2.27, 2.28, 2.29, dan 2.30 DAN 2.31.
7. Dilakukan *update* parameter premis dengan persamaan 2.32, 2.33 dan 2.34.

Gambar 3.13 merupakan diagram alir perbaikan parameter premis peramalan menggunakan metode ANFIS.



Gambar 3.13 Diagram Alir Perbaikan Parameter Premis

3.5 Perhitungan Manual

Pada subbab ini akan diberikan contoh perhitungan manual peramalan laju inflasi bulanan di Indonesia berdasarkan indikator IHK yang mempengaruhinya. Contoh perhitungan yang digunakan menggunakan data 1 tahun yaitu data laju inflasi tahun 2013 seperti Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data *input* contoh perhitungan manual ANFIS

No	Tahun	Bulan	Input				Output
			X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	
1	2013	Desember	0,73	0,44	0,16	0,06	0,55
2		November	0,27	0,68	0,34	0,11	0,12
3		Oktober	0,55	0,26	0,33	0,31	0,09
4		September	0,78	0,61	0,27	0,71	-0,35
5		Agustus	0,68	0,66	0,37	1,36	1,12
6		Juli	1,55	0,44	0,40	0,69	3,29
7		Juni	0,67	0,21	0,23	0,04	1,03
8		Mei	0,35	0,75	0,23	0,06	-0,03
9		April	0,30	0,41	0,22	0,15	-0,10
10		Maret	0,40	0,21	0,24	0,12	0,63
11		Februari	0,47	0,82	0,56	0,19	0,75
12		Januari	0,46	0,56	0,29	0,05	1,03

Dari data Tabel 3.1, selanjutnya dilakukan proses perhitungan menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) sebagai berikut.

3.5.1 Output Lapisan-1

Data aktual pada Tabel 3.1 dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan Persamaan 2.4. Contoh perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$x_{11} = \frac{0.73 - (-0.27)}{1.55 - (-0.27)} = 0.36$$

$$x_{12} = \frac{0.44 - (0.21)}{0.82 - (0.21)} = 0.38$$

$$x_{13} = \frac{0.16 - 0.16}{0.56 - 0.16} = 0.00$$

$$x_{14} = \frac{0.06 - 0.04}{1.36 - 0.04} = 0.02$$

Tabel 3.2 adalah data yang sudah di standarisasi sekaligus nilai bobot dari masing-masing bulan.

Tabel 3.2 Data normalisasi perhitungan manual ANFIS

No	Bulan	Input			
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
1	Desember	0,36	0,38	0,00	0,02
2	November	0,00	0,77	0,45	0,05
3	Oktober	0,22	0,08	0,43	0,20

No	Bulan	Input			
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
4	September	0,40	0,66	0,28	0,51
5	Agustus	0,32	0,74	0,53	1,00
6	Juli	1,00	0,38	0,60	0,49
7	Juni	0,31	0,00	0,18	0,00
8	Mei	0,06	0,89	0,18	0,02
9	April	0,02	0,33	0,15	0,08
10	Maret	0,10	0,00	0,20	0,06
11	Februari	0,16	1,00	1,00	0,11
12	Januari	0,15	0,57	0,33	0,01

Berdasarkan data yang sudah dinormalisasi selanjutnya ditentukan pusat *cluster* secara acak. Banyak *cluster* dalam peramalan laju inflasi ini adalah 3 yaitu berdasarkan klasifikasi laju inflasi di sebuah negara berupa inflasi ringan, inflasi sedang dan inflasi berat. Misalkan pusat *cluster* yang ditentukan secara acak $C_1 = (0.26, 0.18, 0.1, 0.12)$; $C_2 = (0.16, 0.28, 0.2, 0.04)$; dan $C_3 = (0.06, 0.4, 0.00, 0.01)$.

Hitung jarak *Euclidean* masing-masing bobot dengan pusat *cluster* sesuai dengan persamaan 2.5. Contoh perhitungannya sebagai berikut:

- Jarak Kelompok IHK Desember terhadap pusat *cluster* 1 (C_1)

$$C_{11} = \sqrt{(0.36 - 0.26)^2 + (0.38 - 0.18)^2 + (0.00 - 0.1)^2 + (0.02 - 0.12)^2}$$

$$C_{11} = \sqrt{0.01 + 0.04 + 0.01 + 0.01}$$

$$C_{11} = \sqrt{0.07} = 0.2640$$

- Jarak Kelompok IHK Desember terhadap pusat *cluster* 2 (C_2)

$$C_{12} = \sqrt{(0.36 - 0.16)^2 + (0.38 - 0.28)^2 + (0.00 - 0.2)^2 + (0.02 - 0.04)^2}$$

$$C_{12} = \sqrt{0.04 + 0.01 + 0.04 + 0.0004}$$

$$C_{12} = \sqrt{0.0904} = 0.2996$$

- Jarak Kelompok IHK Desember terhadap pusat *cluster* 3 (C_3)

$$C_{13} = \sqrt{(0.36 - 0.06)^2 + (0.38 - 0.35)^2 + (0.00 - 0.00)^2 + (0.02 - 0.01)^2}$$

$$C_{13} = \sqrt{0.09 + 0.0009 + 0.00 + 0.0001}$$

$$C_{13} = \sqrt{0.091} = 0.3006$$

Hasil perhitungan jarak *Euclidean* antara data *input* tiap bulan dengan pusat *cluster* selengkapnya seperti Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Jarak data *input* terhadap pusat *cluster*

No	Bulan	Input				Jarak ke Pusat Cluster		
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	C ₁	C ₂	C ₃
1	Desember	0,36	0,38	0,00	0,02	0.2640	0.2996	0.3006
2	November	0,00	0,77	0,45	0,05	0,7370	0,5734	0,6202
3	Oktober	0,22	0,08	0,43	0,20	0,3522	0,3469	0,5617
4	September	0,40	0,66	0,28	0,51	0,6529	0,6498	0,7288
5	Agustus	0,32	0,74	0,53	0,00	1,1268	1,1235	1,2140
6	Juli	0,00	0,38	0,60	0,49	0,9874	1,0390	1,2153
7	Juni	0,31	0,00	0,18	0,00	0,2349	0,3223	0,4658
8	Mei	0,06	0,89	0,18	0,02	0,7436	0,6140	0,5631
9	April	0,02	0,33	0,15	0,08	0,2857	0,1591	0,1723
10	Maret	0,10	0,00	0,20	0,06	0,2665	0,2867	0,4083
11	Februari	0,16	1,00	1,00	0,11	1,2219	1,0788	1,2010
12	Januari	0,15	0,57	0,33	0,01	0,4803	0,3211	0,4043

Selanjutnya dilakukan pencarian jarak terpendek dari data *input* dengan pusat *cluster*, sehingga terjadi pengelompokan pada *cluster* tersebut seperti Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Hasil *cluster* iterasi-1

No	Bulan	Input				Jarak ke Pusat Cluster		
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	C ₁	C ₂	C ₃
1	Desember	0,36	0,38	0,00	0,02	*		
2	November	0,00	0,77	0,45	0,05		*	
3	Oktober	0,22	0,08	0,43	0,20		*	
4	September	0,40	0,66	0,28	0,51		*	
5	Agustus	0,32	0,74	0,53	0,00		*	
6	Juli	0,00	0,38	0,60	0,49	*		
7	Juni	0,31	0,00	0,18	0,00	*		
8	Mei	0,06	0,89	0,18	0,02			*
9	April	0,02	0,33	0,15	0,08		*	
10	Maret	0,10	0,00	0,20	0,06	*		
11	Februari	0,16	0,00	0,00	0,11		*	
12	Januari	0,15	0,57	0,33	0,01		*	

Selanjutnya dicari pusat *cluster* baru berdasarkan perhitungan iterasi 1 Tabel 3.2. Untuk *cluster* pertama terdapat 3 data yaitu data IHK bulan Desember, Juli dan Juni sehingga pusat *cluster* baru adalah rata-rata dari data anggota *cluster* iterasi pertama. Hal ini juga berlaku terhadap *cluster* kedua dan *cluster* ketiga. Berikut adalah contoh perhitungan pusat *cluster* baru.

- **Pusat Cluster 1 Baru (4 Data)**

$$X_1 = \frac{0.36 + 1 + 0.31 + 0.10}{4} = 0.443$$

$$X_2 = \frac{0.38 + 0.38 + 0 + 0}{4} = 0.188$$

$$X_3 = \frac{0 + 0.6 + 0.18 + 0.20}{3} = 0.243$$

$$X_4 = \frac{0.02 + 0.49 + 0 + 0.06}{4} = 0.142$$

Sehingga pusat *cluster* baru adalah $C_1 = (0.443, 0.188, 0.243, 0.142)$.

- **Pusat Cluster 2 Baru (7 Data)**

$$X_1 = \frac{0 + 0.22 + 0.40 + 0.32 + 0.02 + 0.16 + 0.15}{7} = 0.1808$$

$$X_2 = \frac{0.77 + 0.08 + 0.66 + 0.74 + 0.33 + 1 + 0.57}{7} = 0.592$$

$$X_3 = \frac{0.45 + 0.43 + 0.28 + 0.53 + 0.15 + 1 + 0.33}{7} = 0.45$$

$$X_4 = \frac{0.05 + 0.20 + 0.51 + 1 + 0.08 + 0.11 + 0.01}{7} = 0.2813$$

Sehingga pusat *cluster* baru adalah $C_2 = (0.1808, 0.592, 0.45, 0.2813)$

- **Pusat cluster 3 baru (1 Data)**

$$X_1 = \frac{0.06}{1} = 0.06$$

$$X_2 = \frac{0.89}{1} = 0.89$$

$$X_3 = \frac{0.18}{1} = 0.18$$

$$X_4 = \frac{0.02}{1} = 0.02$$

Sehingga pusat *cluster* baru adalah $C_3 = (0.06, 0.89, 0.18, 0.02)$.

Perhitungan iterasi ke-2 dan selanjutnya dilakukan sama dengan proses pada iterasi-1 meliputi perhitungan jarak terpendek data *input* dengan pusat *cluster*, perhitungan pusat *cluster* baru dan pengelompokan *cluster* yang sama. Iterasi berakhir pada saat tidak terjadi perubahan susunan pengelompokan data.

Dari perhitungan yang dilakukan, proses pengelompokan menggunakan algoritma *K-means* tidak berubah pada saat iterasi-4 seperti Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil akhir *cluster* menggunakan *K-means*

No	Bulan	Input				Jarak ke Pusat Cluster		
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	C ₁	C ₂	C ₃
1	Desember	0,36	0,38	0,00	0,02	*		
2	November	0,00	0,77	0,45	0,05			*
3	Oktober	0,22	0,08	0,43	0,20	*		
4	September	0,40	0,66	0,28	0,51		*	
5	Agustus	0,32	0,74	0,53	1,00		*	
6	Juli	1,00	0,38	0,60	0,49		*	
7	Juni	0,31	0,00	0,18	0,00	*		
8	Mei	0,06	0,89	0,18	0,02			*
9	April	0,02	0,33	0,15	0,08	*		
10	Maret	0,10	0,00	0,20	0,06	*		
11	Februari	0,16	1,00	1,00	0,11		*	
12	Januari	0,15	0,57	0,33	0,01			*

Sedangkan data aktual yang akan digunakan sebagai dasar perhitungan berikutnya berdasarkan pengelompokan *cluster* menggunakan metode *K-means* ditunjukkan Tabel 3.6

Tabel 3.6 Data aktual berdasarkan pengelompokan *K-means*

No	Tahun	Bulan	Input				Output	Cluster
			X ₁	X ₂	X ₃	X ₄		
1	2013	Desember	0,73	0,44	0,16	0,06	0,55	1
2		Oktober	0,55	0,26	0,33	0,31	0,09	1
3		Juni	0,67	0,21	0,23	0,04	1,03	1
4		April	0,30	0,41	0,22	0,15	-0,1	1
5		Maret	0,40	0,21	0,24	0,12	0,63	1
6		September	0,78	0,61	0,27	0,71	-0,35	2
7		Agustus	0,68	0,66	0,37	1,36	1,12	2
8		Juli	1,55	0,44	0,40	0,69	3,29	2
9		Februari	0,47	0,82	0,56	0,19	0,75	2
10		November	0,27	0,68	0,34	0,11	0,12	3
11		Mei	0,35	0,75	0,23	0,06	-0,03	3
12		Januari	0,46	0,56	0,29	0,05	1,03	3

Selanjutnya akan dicari derajat keanggotaan dari setiap data menggunakan fungsi keanggotaan *Generalized Bell* sesuai dengan persamaan 2.3. Untuk mendapatkan derajat keanggotaan, maka dihitung terlebih dahulu besar rata-rata dan standart deviasi dari masing-masing *cluster*. Contoh perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$\text{Mean} = \frac{0.73 + 0.55 + 0.67 + 0.30 + 0.40}{5} = 0.53$$

$$SD = \sqrt{\frac{(0.73 - 0.53)^2 + (0.55 - 0.53)^2 + (0.67 - 0.53)^2 + (0.30 - 0.53)^2 + (0.40 - 0.53)^2}{5}}$$

$$SD = 0.18$$

Hasil perhitungan selengkapnya nilai rata-rata data *cluster* dan standar deviasi seperti Tabel 3.7 dan Tabel 3.8.

Tabel 3.7 Rata-rata data hasil *clustering*

Mean	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
C1	0,53	0,31	0,24	0,14
C2	0,87	0,63	0,40	0,74
C3	0,36	0,66	0,29	0,07

Tabel 3.8 Standart Deviasi data hasil *clustering*

SD	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
C1	0,18	0,11	0,06	0,11
C2	0,47	0,16	0,12	0,48
C3	0,10	0,10	0,06	0,03

Output lapisan 1 adalah derajat keanggotaan dari masing-masing data masukan menggunakan *Generalized Bell* sesuai dengan persamaan 2.3. Contoh perhitungannya sebagai berikut.

$$A_1 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - (0.53)}{0.18} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{0.73 - (0.53)}{0.18} \right|^2} = 0.45$$

$$A_2 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 0.87}{0.47} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{0.73 - (0.87)}{0.47} \right|^2} = 0.92$$

$$A_3 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 0.36}{0.1} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{0.73 - 0.36}{0.1} \right|^2} = 0.681$$

Hal ini juga berlaku pada *input* X₂, X₃ dan X₄ sehingga terbentuk derajat keanggotaan $B = \mu(x_2)$, $C = \mu(x_3)$ dan $D = \mu(x_4)$ dari keseluruhan data. Hasil perhitungan derajat keanggotaan ini merupakan *output* lapisan 1 dari masing-masing kelompok inflasi selengkapnya ditunjukkan Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Output lapisan 1 (Derajat Keanggotaan data)

Data ke-	A_1	A_2	A_3	B_1	B_2	B_3
1	0,45	0,92	0,0681	0,42	0,41	0,17
2	0,99	0,68	0,2169	0,83	0,16	0,06
3	0,62	0,85	0,0943	0,55	0,13	0,05
4	0,38	0,40	0,7353	0,55	0,35	0,14
5	0,66	0,50	0,8621	0,55	0,13	0,05
6	0,34	0,96	0,0536	0,12	0,98	0,80
7	0,59	0,86	0,0890	0,09	0,97	1,00
8	0,03	0,32	0,0070	0,42	0,41	0,17
9	0,90	0,58	0,4525	0,04	0,41	0,28
10	0,32	0,38	0,5525	0,08	0,91	0,96
11	0,50	0,45	0,9901	0,06	0,64	0,55
12	0,87	0,57	0,5000	0,16	0,84	0,50
Data ke-	C_1	C_2	C_3	D_1	D_2	D_3
1	0,36	0,20	0,18	0,65	0,33	0,90
2	0,31	0,75	0,69	0,30	0,55	0,02
3	0,97	0,33	0,50	0,55	0,32	0,50
4	0,90	0,31	0,42	0,99	0,40	0,12
5	1,00	0,36	0,59	0,97	0,37	0,26
6	0,80	0,46	0,90	0,04	1,00	0,00
7	0,18	0,94	0,36	0,01	0,37	0,00
8	0,12	1,00	0,23	0,04	0,99	0,00
9	0,03	0,36	0,05	0,83	0,43	0,06
10	0,26	0,80	0,59	0,93	0,37	0,36
11	0,97	0,33	0,50	0,65	0,33	0,90
12	0,59	0,54	1,00	0,60	0,33	0,69

3.5.2 Output Lapisan-2

Keluaran pada lapisan 2 ini adalah mencari derajat keaktifan (*firing strength*) aturan *fuzzy* tiap simpul sesuai dengan persamaan 2.12. Contoh perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$W_1 = O_{2,1} = (A_1)(B_1)(C_1)(D_1) = (0,45)(0,42)(0,36)(0,65) = 0,0440$$

$$W_2 = O_{2,2} = (A_2)(B_2)(C_2)(D_2) = (0,92)(0,41)(0,20)(0,33) = 0,0253$$

$$W_3 = O_{2,3} = (A_3)(B_3)(C_3)(D_3) = (0,0681)(0,17)(0,18)(0,9) = 0,001842$$

Hasil perhitungan *fire strength* selengkapnya sebagai *output* lapisan ke-2 ditunjukkan pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Output lapisan 2 (fire strength)

Data ke-	$O_{2,1}$	$O_{2,2}$	$O_{2,3}$
1	0,0440	0,0253	0,001842
2	0,0743	0,0446	0,000136
3	0,1817	0,0114	0,001109
4	0,1856	0,0172	0,005296
5	0,3483	0,0085	0,006338
6	0,0012	0,4353	0,000085
7	0,0001	0,2929	0,000017
8	0,0001	0,1327	0,000001
9	0,0011	0,0375	0,000352
10	0,0065	0,1018	0,112866
11	0,0187	0,0318	0,246157
12	0,0498	0,0845	0,173077

3.5.3 Output Lapisan-3

Output lapisan 3 adalah normalisasi dari *fire strength* (output lapisan 2) sesuai dengan persamaan 2.13. Contoh perhitungannya adalah sebagai berikut.

$$\overline{W}_1 = O_{3,1} = \frac{O_{2,1}}{O_{2,1} + O_{2,2} + O_{2,3}} = \frac{0,043965}{0,043965 + 0,0253 + 0,001842} = 0,617877$$

$$\overline{W}_2 = O_{3,2} = \frac{O_{2,2}}{O_{2,1} + O_{2,2} + O_{2,3}} = \frac{0,0253}{0,043965 + 0,0253 + 0,001842} = 0,356232$$

$$\overline{W}_3 = O_{3,3} = \frac{O_{2,3}}{O_{2,1} + O_{2,2} + O_{2,3}} = \frac{0,001842}{0,043965 + 0,0253 + 0,001842} = 0,025891$$

Hasil perhitungan *output* lapisan-3 dari masing-masing bulan dalam 1 tahun seperti Tabel 3.11.

Tabel 3.11 Output lapisan 3 (normalisasi *fire strength*)

Data ke-	$O_{3,1}$	$O_{3,2}$	$O_{3,3}$
1	0,617877	0,356232	0,025891
2	0,624540	0,374318	0,001142
3	0,935539	0,058753	0,005708
4	0,892095	0,082456	0,025450
5	0,959013	0,023538	0,017449
6	0,002663	0,997143	0,000194
7	0,000256	0,999684	0,000059
8	0,000450	0,999545	0,000005
9	0,028926	0,962037	0,009038
10	0,029314	0,460311	0,510375
11	0,063084	0,107266	0,829650
12	0,162054	0,274816	0,563130

3.5.4 *Output* lapisan-4

Tahap awal untuk mencari *output* lapisan 4 adalah dengan menetapkan matriks desain hasil dari perkalian antara *output* lapisan 3 (*fire strength* ternormalisasi) dengan data aktual dari masing-masing data masukan (indikator IHK setiap kelompok) . Matriks desain ini digunakan untuk mencari parameter konsekuen yang digunakan untuk mencari *output* lapisan 4. Perhitungan parameter konsekuen menggunakan LSE sesuai dengan persamaan 2.18 yang digunakan untuk mencari *output* lapisan.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Tabel 3.12 Matriks Desain

C ₁₁	C ₁₂	C ₁₃	C ₁₄	C ₁₀	C ₂₁	C ₂₂	C ₂₃	C ₂₄	C ₂₀	C ₃₁	C ₃₂	C ₃₃	C ₃₄	C ₃₀
0,451	0,272	0,099	0,037	0,618	0,260	0,157	0,057	0,021	0,356	0,019	0,011	0,004	0,002	0,026
0,343	0,162	0,206	0,194	0,625	0,206	0,097	0,124	0,116	0,374	0,001	0,000	0,000	0,000	0,001
0,627	0,196	0,215	0,037	0,936	0,039	0,012	0,014	0,002	0,059	0,004	0,001	0,001	0,000	0,006
0,268	0,366	0,196	0,134	0,892	0,025	0,034	0,018	0,012	0,082	0,008	0,010	0,006	0,004	0,025
0,384	0,201	0,230	0,115	0,959	0,009	0,005	0,006	0,003	0,024	0,007	0,004	0,004	0,002	0,017
0,002	0,002	0,001	0,002	0,003	0,778	0,608	0,269	0,708	0,997	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,680	0,660	0,370	1,360	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	1,549	0,440	0,400	0,690	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,014	0,024	0,016	0,005	0,029	0,452	0,789	0,539	0,183	0,962	0,004	0,007	0,005	0,002	0,009
0,008	0,020	0,010	0,003	0,029	0,124	0,313	0,157	0,051	0,460	0,138	0,347	0,174	0,056	0,510

Tabel 3.13 Nilai Parameter Konsekuen

C ₁₁	C ₁₂	C ₁₃	C ₁₄	C ₁₀	C ₂₁	C ₂₂	C ₂₃	C ₂₄	C ₂₀	C ₃₁	C ₃₂	C ₃₃	C ₃₄	C ₃₀
-56,13	473,27	-4866,33	326,68	986,80	-28,81	-73,89	39,14	-1,10	66,07	19,40	-6,58	-96,49	73,15	15,57

Hasil perhitungan parameter konsekuen diatas selanjutnya digunakan untuk mencari *output* lapisan 4 sesuai dengan persamaan 2.14. Contoh perhitunganya adalah sebagai berikut.

$$O_{4,1} = \overline{w_1}(c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{13}x_3 + c_{14}x_4 + c_{10})$$

$$O_{4,1} = 0.617877((-56.13)(0.73) + (473.27)(0.44) + (-4866.33)(0.16) + (326.68)(0.06) + (986.80))$$

$$O_{4,1} = 244.0904$$

$$O_{4,2} = \overline{w_2}(c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{23}x_3 + c_{24}x_4 + c_{20})$$

$$O_{4,2} = 0.356232((-28.81)(0.73) + (-73.89)(0.44) + (39.14)(0.16) + (-1.10)(0.06) + (66.07))$$

$$O_{4,2} = 6.6702$$

Hasil perhitungan selengkapnya *output* lapisan-4 terdapat pada Tabel 3.14.

Tabel 3.14 *Output* lapisan-4

Data ke-	$O_{4,1}$	$O_{4,2}$	$O_{4,3}$
1	244,0904	6,6702	0,4087
2	-265,8322	16,3164	0,0175
3	-53,9001	2,3624	0,0452
4	127,0399	2,9337	0,2147
5	-62,3238	1,1367	0,1321
6	0,3987	8,2880	0,0102
7	-0,0244	10,6932	0,0052
8	-0,2760	3,7965	0,0003
9	-38,0250	13,1313	-0,1884
10	-9,5316	9,7743	-4,3001
11	14,0328	1,0197	-0,3137
12	-27,3702	6,2482	-1,9793

3.5.5 *Output* Lapisan-5

Output lapisan 5 adalah penjumlahan dari keseluruhan *output* pada lapisan 4 dari masing-masing kelas data sesuai dengan persamaan 2.15. Kelas data yang dimaksud adalah nilai laju inflasi bulanan yang akan diprediksi. Contoh perhitungan *output* lapisan 5 adalah sebagai berikut.

$$O_{5,1} = 244,0904 + 6.6702 + 0.4087 = 251,1693$$

$$O_{5,2} = -265.8322 + 16.3164 + 0.0175 = 249,58$$

Hasil perhitungan selengkapnya dari *output* lapisan 5 ditunjukkan oleh Tabel 3.15.

Tabel 3.15 *Output* Lapisan 5 dan Perbandingan Data Aktual

Tahun	Bulan	O ₅	Aktual	Error
2013	Desember	0,55	251,1693	-250,6193
	Oktober	0,09	-249,4983	249,5883
	Juni	1,03	-51,4924	52,5224
	April	-0,1	130,1884	-130,2884
	Maret	0,63	-61,0550	61,6850
	September	-0,35	8,6969	-9,0469
	Agustus	1,12	10,6740	-9,5540
	Juli	3,29	3,5208	-0,2308
	Februari	0,75	-25,0821	25,8321
	November	0,12	-4,0574	4,1774
	Mei	-0,03	14,7388	-14,7688
	Januari	1,03	-23,1013	24,1313

Output jaringan yang diperoleh dari perhitungan ANFIS Tabel 3.13 dilanjutkan dengan perubahan parameter premis (*a* dan *c*) dengan menggunakan propagasi *error* – *steepest descent* dan kembali ke lapisan 1 sehingga diperoleh peramalan yang optimum.

3.6 Perancangan Antarmuka

Antarmuka aplikasi ANFIS dalam peramalan laju inflasi bulanan berdasarkan indikator IHK terdiri dari dua bagian utama, yaitu :

3.6.1 Antarmuka Pelatihan

Proses pelatihan (*training*) pada ANFIS bertujuan untuk mendapatkan parameter konsekuen dari proses perhitungan lapisan ke-4 proses ANFIS. Parameter konsekuen diperoleh setelah mendapatkan nilai premis *c* dan premis *a* (rata-rata dan standart deviasi). Dalam proses pelatihan ini meliputi tahapan *input* parameter metode ANFIS, yaitu *error* maksimum, *learning rate* (laju pembelajaran) dan maksimum iterasi yang ditetapkan. Selain tujuan akhir berupa parameter konsekuen, ditampilkan pula rata-rata dan standart deviasi akhir hasil pelatihan dari jumlah iterasi maksimum yang ditetapkan. Antarmuka proses ditunjukkan oleh Gambar 3.14.

Training	Testing
<u>PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA</u>	
Makimum Iterasi	
Learning Rate	
Max Error	
Load Data	
PROSES	
PARAMETER KONSEKUEN	DATA INDIKATOR IHK

Gambar 3.14 Antarmuka proses pelatihan ANFIS

3.6.2 Antarmuka Pengujian

Proses pengujian pada ANFIS adalah untuk menguji parameter konsekuen hasil lapisan 4 untuk digunakan dalam peramalan menggunakan data uji yang telah ditetapkan sehingga diperoleh hasil peramalan. Antarmuka proses pengujian ditunjukkan oleh Gambar 3.15.

Training	Testing
<u>PERAMALAN LAJU INFLASI BULANAN INDONESIA</u>	
Load Data Pengujian Akurasi	Data Uji Indikator IHK
PARAMETER KONSEKUEN	Output ANFIS
	Akurasi
	RMSE

Gambar 3.15 Antarmuka proses pengujian ANFIS

Pada tahap pengujian tombol load data digunakan untuk melakukan load data dari database sebanyak jumlah data uji. Kemudian tombol pengujian digunakan untuk melakukan pengujian indikator IHK dalam peramalan laju inflasi bulanan. Sedangkan tombol akurasi digunakan untuk mengetahui seberapa banyak tingkat akurasi dari ANFIS dalam proses peramalan dan nilai RMSE.

3.7 Perancangan Uji Coba dan Analisis

Tahap perancangan uji coba dan analisis digunakan untuk melakukan menguji tingkat akurasi dari sistem ANFIS dalam peramalan laju inflasi bulanan berdasarkan indikator IHK. Rancangan uji coba yang digunakan adalah melihat besarnya nilai *learning rate* (laju pembelajaran) sehingga besaran RMSE dari masing-masing percobaan bisa diketahui. Rancangan uji coba peramalan laju inflasi menggunakan indikator IHK ditunjukkan oleh Tabel 3.16.

Tabel 3.16 Rancangan Uji coba Laju Pembelajaran

Laju Pembelajaran	Data Latih	RMSE
0.1	4 Tahun	..
0.5	6 Tahun	..
..	..	..
0.9	8 Tahun	..

Keterangan :

- Kolom Laju Pembelajaran (*Leraning Rate*) menunjukkan nilai laju pembelajaran yang diuji coba.
- Kolom Data Latih menunjukkan banyak data yang akan diuji coba bersama dengan nilai laju pembelajaran.
- Kolom RMSE digunakan untuk mencatat nilai RMSE yang dihasilkan pada proses pelatihan jaringan ANFIS dengan nilai laju pembelajaran yang berbeda.

Tabel 3.17 Rancangan perbandingan *output* jaringan dan *output* aktual

Data Latih	Output Aktual	Output ANFIS

Keterangan :

- Kolom data latih menunjukkan banyak data latih pada proses pelatihan

- Kolom *output* aktual menunjukkan laju inflasi dari data sebenarnya
- Kolom *output* ANFIS menunjukkan nilai yang dihasilkan dari sistem ANFIS.

Tabel 3.18 Rancangan Perbandingan Tingkat Akurasi

Laju Pembelajaran	Data Latih	RMSE	% Akurasi
0.1	4 Tahun	..	..
0.5	6 Tahun	..	..
..	..	..	..
0.9	8 Tahun	..	..

Keterangan :

- Kolom Laju Pembelajaran (*Leraning Rate*) menunjukkan nilai laju pembelajaran yang diuji coba.
- Kolom Data Latih menunjukkan banyak data yang diuji coba bersama dengan nilai laju pembelajaran.
- Kolom RMSE digunakan untuk mencatat nilai RMSE yang dihasilkan pada proses pelatihan jaringan ANFIS dengan nilai laju pembelajaran yang berbeda.
- Kolom % Akurasi menunjukkan tingkat akurasi peramalan.

BAB IV

IMPLEMENTASI

4.1 Lingkungan Implementasi

Peramalan laju inflasi metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) menggunakan empat parameter kelompok pengeluaran IHK, yaitu Bahan Makanan (X_1), Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_2), Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_3) dan Kesehatan (X_4). Lingkungan implementasi yang digunakan dalam aplikasi peramalan laju inflasi ini meliputi implementasi perangkat keras dan perangkat lunak, sehingga diperoleh hasil peramalan yang akurat.

4.1.1 Lingkungan Perangkat Keras

Lingkungan perangkat keras yang digunakan dalam pengembangan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk peramalan laju inflasi adalah :

1. Processor Intel® Core™ i3 @2.4Ghz
2. Memori 2048 MB
3. Hardisk 120 GB
4. Monitor 14'
5. Keyboard
6. Mouse

4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak

Lingkungan perangkat lunak yang digunakan dalam pengembangan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk peramalan laju inflasi bulanan di Indonesia adalah :

1. Sistem Operasi yang digunakan Windows 7
2. Aplikasi dibangun dengan Netbeans 8.0.3
3. JDK yang digunakan adalah jdk1.6.0_18
4. *Library* java untuk memproses data dari Excel digunakan jxl.jar
5. *Library* java untuk perhitungan matriks digunakan Jama-1.0.2.jar

4.2 Implementasi Program

4.2.1 Implementasi Proses Peramalan

Peramalan laju inflasi menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) memiliki beberapa tahapan sehingga diperoleh *output* jaringan (peramalan laju inflasi), yaitu : load data, standarisasi data, k-means clustering, perhitungan parameter premis, perhitungan derajat keanggotaan, perhitungan *fire strength*, perhitungan matriks desain, perhitungan parameter konsekuen, perhitungan *output* jaringan, perhitungan error, dan terakhir yaitu perhitungan pembaharuan parameter premis sesuai dengan diagram alir yang sudah dijelaskan pada Subbab 3.2.

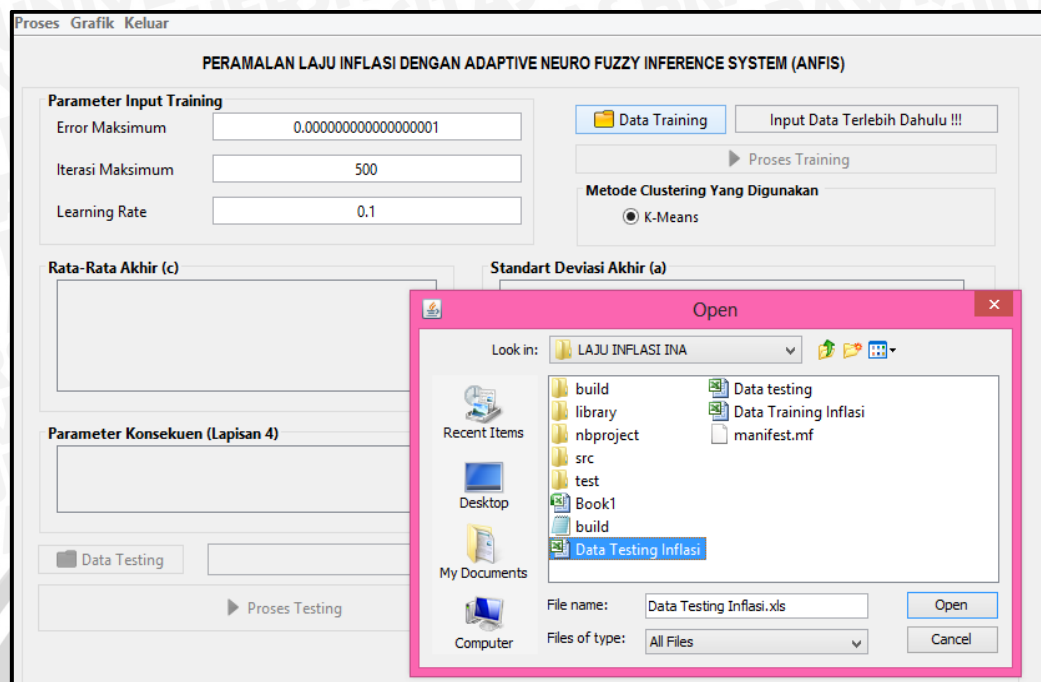
4.2.1.1 Proses Load Data

Proses load data ini merupakan proses awal yang berfungsi untuk memanggil data yang akan digunakan untuk peramalan. Proses implementasi load data seperti pada sourcecode 4.1.

```
public void callExcel(File file){
    try {
        WorkbookSettings ws = new WorkbookSettings();//
        menghubungkan java dengan Excel
        ws.setLocale(new Locale("en", "EN"));// untuk
        mengidentifikasi object dari excel
        try {
            Workbook wb = Workbook.getWorkbook(file, ws);
            Sheet s = wb.getSheet(0);
            readDataSheet(s);
        } catch (BiffException ex) {
        }
        } catch (IOException ex) {
        }
    }
}

private void readDataSheet(Sheet s) {
    NumberCell c;
    datasample = new double[s.getRows()-1] [s.getColumns()];
    for (int i = 0; i < s.getRows() - 1; i++) {
        for (int j = 0; j < s.getColumns(); j++) {
            c = (NumberCell) s.getCell(j, (i+1));
            datasample[i][j] = Double.valueOf(c.getValue());
        }
    }
}
```

Sourcecode 4.1 Proses Load Data



Gambar 4.1 Load Data Latih Laju Inflasi

4.2.1.2 Proses Normalisasi Data

Proses normalisasi merupakan standarisasi data *input* kelompok pengeluaran IHK, yaitu Bahan Makanan (X_1), Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau (X_2), Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar (X_3) dan Kesehatan (X_4). Proses normalisasi data ditunjukkan pada sourcecode 4.2.

```
private void standarisasi() {
    norm = new double[data.length][data[0].length];
    for (int j = 0; j < data[0].length - 1; j++) {
        double max = findMax(j);
        double min = findMin(j);
        for (int i = 0; i < data.length; i++) {
            norm[i][j] = bulat((data[i][j] - min) / (max - min));
        }
    }
    for (int i = 0; i < norm.length; i++) {
        double jum = 0;
        for (int j = 0; j < norm[0].length - 1; j++) {
            jum += norm[i][j];
        }
        norm[i][norm[0].length - 1] = bulat(jum / (norm[0].length - 1));
    }
}

private double findMax(int idx) {
    double max = data[0][idx];
}
```

```

    for(int i=1;i<data.length;i++){
        if(max<data[i][idx]){
            max=data[i][idx];
        }
    }
    return max;}
private double findMin(int idx){
    double min=data[0][idx];
    for(int i=1;i<data.length;i++){
        if(min>data[i][idx]){
            min=data[i][idx];
        }
    }
    return min;
}

```

Sourcecode 4.2 Proses Normalisasi Data

4.2.1.3 Proses K-Means Clustering

Proses K-Means clustering berfungsi untuk mengelompokan data sesuai dengan kemiripannya. Proses ini diawali dengan pencarian nilai random sebagai (*centroid*). Selanjutnya dihitung jarak *Euclidean* masing-masing data terhadap *centroid*. Pengelompokan menggunakan *K-means* ditunjukkan pada sourcecode 4.3

```

double[]w;
int clust;
public KMeans(double[]w,int clust){
    this.w=w;
    this.clust=clust;
}
double[]centroid(){
    double min=getMin();
    double max=getMax();
    double[]c=new double[clust];
    for(int i=0;i<clust;i++){
        c[i]=Random(min, max);
    }
    return c;
}
double Random(double min,double max){
    int tMin=(int) (min*1000);
    int tMax=(int) (max*1000);
    int ran=(tMin)+(int) (Math.random()*((tMax-tMin)+1));
    return ((double)ran/1000);
}
double[][]hitung(){
    int i=0;
    double[]c=centroid();
    double[][]eclde=eclidean(c);
    double[][]ecldeOld=new

```

```

double[ecld.length][ecld[0].length];
do{
    i++;
    System.arraycopy(ecld,0,ecldOld,0,ecld.length);
    c=newCentroid(ecldOld);
    ecld=ecluidean(c);
}while(!cekCluster(ecld[clust], ecldOld[clust]));
return ecld;}
double[][]ecluidean(double[][c]){
    double[][]ecld=new double[w.length][clust+1];
    for(int i=0;i<w.length;i++){
        double min=10000;
        int idx=0;
        for(int j=0;j<clust;j++){
            ecld[i][j]=Math.sqrt(Math.pow(c[j]-w[i], 2));
            if(min>ecld[i][j]){
                idx=j;
                min=ecld[i][j];}}
        ecld[i][clust]=idx;
    }
    return ecld;}
double[]newCentroid(double[][]ecld){
    double[]c=new double[clust];
    for(int i=0;i<c.length;i++){
        double x=0;int count=0;
        for(int j=0;j<ecld.length;j++){
            if(ecld[j][clust]==i){
                x+=w[j];
                count++;
            }
        }
        if(count==0)
            c[i]=0;
        else
            c[i]=x/count;
    }
    return c;}
boolean cekCluster(double[]c1,double[]c2){
    boolean cek=false;
    for(int i=0;i<c1.length;i++){
        if(c1[i]==c2[i])
            cek=true;
        else{
            cek=false;
            break;}}
    return cek;
}
double getMin(){
    double min=w[0];
    for(int i=1;i<w.length;i++){
        if(min>w[i])

```

```

        min=w[i];
    }
    return min;
}
double getMax(){
    double max=w[0];
    for(int i=1;i<w.length;i++){
        if(max<w[i])
            max=w[i];
    }
    return max;
}

```

Sourcecode 4.3 Proses K-Means Clustering

Hasil *clustering* menggunakan metode *k-means* sehingga terbentuk cluster dari masing-masing data ditunjukkan oleh Gambar 4.2.

Data ke-	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Data ke-1			
Data ke-2			*
Data ke-3			*
Data ke-4		*	
Data ke-5		*	
Data ke-6		*	
Data ke-7			*
Data ke-8			*
Data ke-9			*
Data ke-10			*
Data ke-11		*	
Data ke-12			*
Data ke-13			*

Gambar 4.2 Hasil Clustering Menggunakan *K-Means*

4.2.1.4 Proses Perhitungan Parameter Premis

Proses perhitungan parameter premis ini diawali dengan pencarian parameter *c* dengan rumus rata-rata, kemudian dilanjutkan pencarian parameter *a* dengan rumus Standar Deviasi (SD). Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.4.

```

double[][]data;double[]cluster;int clust;
public ParameterPremis(double[][]data, double[]cluster,int
clust){
    this.data=data; this.cluster=cluster; this.clust=clust;
}
double[][]get_c(){
    double[][]c=new double[clust][data[0].length-1];
}

```

```

for(int i=0;i<clust;i++){
    for(int j=0;j<c[0].length;j++){
        double x=0;int n=0;
        for(int k=0;k<cluster.length;k++){
            if(cluster[k]==i){
                x+=data[k][j]; n++; }
        }
        if(n!=0)
            c[i][j]=x/n;
        else
            c[i][j]=0; }}
return c;}

double[][]get_a(){
    double[][]mean=get_c();
    double[][]a=new double[clust][data[0].length-1];
    for(int i=0;i<clust;i++){
        for(int j=0;j<a[0].length;j++){
            double x=0;int n=0;
            for(int k=0;k<cluster.length;k++){
                if(cluster[k]==i){
                    x+=Math.pow(data[k][j]-mean[i][j],2);
                    n++;
                }
            }
            if(n!=0)
                a[i][j]=Math.sqrt(x/(double) (n-1));
            else
                a[i][j]=0;}}
    return a;}

```

Sourcecode 4.4 Proses Perhitungan Parameter Premis

4.2.1.5 Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan

Proses perhitungan derajat keanggotaan merupakan perhitungan lapisan pertama pada sistem ANFIS menggunakan Fungsi *Generalized Bell*. Proses ini ditunjukkan oleh sourcecode 4.

```

double[][]data;double[][]a;double[][]c;
double[][][]myu;double[][]w;double[][]wNorm;
double[][]f;double[][]l4;double[][]res;
double[][]md;int clust;
public ANFIS(double[][]data,int clust,double[][]a,double[][]c){
    this.data=data; this.a=a;
    this.c=c; this.clust=clust;
    layer5();}
public void layer1(){
    myu=new double [data[0].length-1] [data.length] [clust];
    for(int i=0;i<myu.length;i++){
        for(int j=0;j<myu[0].length;j++){
            for(int k=0;k<myu[0][0].length;k++){

```

```

        if(a[k][i]!=0)
            myu[i][j][k] =1/(1+Math.pow((data[j][i]-
            c[k][i])/a[k][i],2));
        else
            myu[i][j][k]=0;
    }}}

```

Sourcecode 4.5 Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan

4.2.1.6 Proses Perhitungan *Fire Strength*

Perhitungan *fire strength* merupakan perhitungan lapisan kedua pada sistem ANFIS. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.6.

```

public void layer2(){
    layer1();
    w=new double[data.length][clust];
    for(int k=0;k<myu[0][0].length;k++){
        for(int j=0;j<myu[0].length;j++){
            double temp=1;
            for(int i=0;i<myu.length;i++){
                temp=temp*myu[i][j][k];
            }w[j][k]=temp;}}}

```

Sourcecode 4.6 Proses Perhitungan *Fire Strength*

4.2.1.7 Proses Normalisasi *Fire Strength*

Perhitungan normalisasi *fire strength* merupakan perhitungan lapisan ketiga pada sistem ANFIS. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.7.

```

public void layer3(){
    layer2();
    wNorm=new double[data.length][clust];
    double[]jum=new double[data.length];
    for(int i=0;i<wNorm.length;i++){
        double tot=0;
        for(int j=0;j<wNorm[0].length;j++){
            tot+=w[i][j];
        }
        jum[i]=tot;}
    for(int i=0;i<wNorm.length;i++){
        for(int j=0;j<wNorm[0].length;j++){
            wNorm[i][j]=w[i][j]/jum[i];
        }
    }
}

```

Sourcecode 4.7 Proses Normalisasi *Fire Strength*

4.2.1.8 Proses Perhitungan Matriks Desain

Proses perhitungan matriks desain termasuk perhitungan awal pada lapisan keempat pada sistem ANFIS yang digunakan untuk menghitung parameter konsekuen. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.8.

```
public void matriksDesign(){
    layer3();
    md=new double[data.length][data[0].length*clust];
    int id=data[0].length;
    for(int i=0;i<md.length;i++){
        for(int j=0;j<md[0].length;j++){
            int id1=j%id;
            int id2=j/id;
            if(id1!=(id-1)){
                md[i][j]=wNorm[i][id2]*data[i][id1];
            }
            else{
                md[i][j]=wNorm[i][id2];
            }
        }
    }
}
```

Sourcecode 4.8 Proses Perhitungan Matriks Desain

4.2.1.9 Proses Perhitungan Parameter Konsekuen

Proses perhitungan parameter konsekuen merupakan perhitungan pada lapisan keempat pada sistem ANFIS yang digunakan untuk menghitung *output* lapisan keempat dengan metode LSE. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.9.

```
double[][]Transpose(double[][]mx){
    double[][]mxt=new double[mx[0].length][mx.length] ;
    for(int i=0;i<mx.length;i++){
        for(int j=0;j<mx[0].length;j++){
            mxt[j][i]=mx[i][j];
        }
    }
    return mxt;
}

double[][]Multiply(double[][]A,double[][]At){
    double[][]mult=new double[A.length][At[0].length] ;
    for(int i=0;i<A.length;i++){
        for(int j=0;j<At[0].length;j++){
            double temp=0;
            for(int k=0;k<A[0].length;k++){
                temp+=A[i][k]*At[k][j];
            }
            mult[i][j]=temp;
        }
    }
}
```

```

return mult; }
double[][] Inverse() {
    Matrix A=new Matrix(Multiply(Transpose(md),md));
    Matrix X=A.inverse();
    double[][] matr=X.toArray();
    return matr;
}
double[][] Theta() {
    double[][] P0=Multiply(Inverse(), Transpose(md));
    double[][] y=new double[data.length][1];
    for(int i=0;i<y.length;i++){
        y[i][0]=data[i][data[0].length-1];
    }
    return Multiply(P0, y);
}

```

Sourcecode 4.9 Proses Perhitungan Parameter Konsekuen

Gambar 4.3 menunjukkan hasil perhitungan parameter konsekuen.

PERAMALAN LAJU INFLASI - FAIZI NOVITA

Proses Grafik Keluar

PERAMALAN LAJU INFLASI DENGAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Parameter Input Training

Error Maksimum: 0.0000000000000001

Iterasi Maksimum: 500

Learning Rate: 0.1

Data Training Data Training Inflasi.xls

Proses Training

Metode Clustering Yang Digunakan

☒ K-Means

Rata-Rata Akhir (c)

Cluster	x1	x2	x3	x4
1	1.228	1.588	0.966	0.538
2	0.814	0.53	0.467	1.015
3	0.436	0.266	0.275	0.215

Standart Deviasi Akhir (a)

Cluster	x1	x2	x3	x4
1	0.483	0.27	0.514	0.694
2	0.358	0.366	0.289	1.165
3	0.174	0.141	0.145	0.334

Parameter Konsekuen (Lapisan 4)

c11	c12	c13	c14	c10	c21	c22	c23	c24	c20	c31	c32	c33	c34	c30
1.198	0.622	1.004	1.564	-3.174	0.319	1.032	1.671	0.13	-0.662	0.816	-0.497	-1.607	0.336	0.483

Data Testing

Proses Testing

Hasil Proses Testing

RMSE: 0

Tingkat Akurasi: 0

Gambar 4.3 Perhitungan Parameter Konsekuen

4.2.1.10 Proses Perhitungan Output Lapisan-4

Proses perhitungan *output* lapisan keempat merupakan tahap akhir lapisan keempat pada sistem ANFIS. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.10.

```
public void layer4(){
    matriksDesign();
    f=new double[data.length][clust];
    l4=new double[data.length][clust];
    int jum=data[0].length;
    double[][]theta=Theta();
    for(int i=0;i<data.length;i++){
        for(int j=1;j<=clust;j++){
            int x=j*jum;
            double temp=0;
            for(int k=x-jum;k<x;k++){
                if(k!=(x-1)){int id=k%jum;
                temp+=data[i][id]*theta[k][0];}
            else{
                temp+=theta[k][0];}}
            f[i][j-1]=temp;
            l4[i][j-1]=temp*wNorm[i][j-1];
        }
    }
}
```

Sourcecode 4.10 Proses Perhitungan *Output* Lapisan Keempat

4.2.1.11 Proses Perhitungan *Output* Jaringan

Proses perhitungan *output* jaringan merupakan perhitungan lapisan terakhir pada sistem ANFIS yaitu lapisan kelima. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.11.

```
public void layer5(){
    layer4();
    res=new double[data.length][1];
    for(int i=0;i<data.length;i++){
        double temp=0;
        for(int j=0;j<clust;j++){
            temp+=l4[i][j];
        }
        res[i][0]=temp;
    }
}
```

Sourcecode 4.11 Proses Perhitungan *Output* Jaringan

4.2.1.12 Proses Perhitungan *Error*

Proses perhitungan *error* merupakan langkah balik dari sistem ANFIS dengan menggunakan metode *Gradient Steepest Descent*. Proses ini ditunjukkan pada Sourcecode 4.12.

```

public PropagationError(double[][]data ,double[][]error,int
clust,double[][]f,double[][]w
,double[][][]myu,double[][]a,double[][]c,double lr){
    this.data=data; this.outputJar=error; this.clust=clust;
    this.f=f; this.w=w; this.myu=myu;
    this.nData=data.length; errorF(a, c, lr);
}
public void error5(){
    er5=0; int x=data[0].length-1;
    for(int i=0;i<data.length;i++){
        er5+=-2*(data[i][x]-outputJar[i][0]);
    }
    er5=er5/(double)nData;
}
public void error4(){
    error5(); er4=new double[clust];
    for(int i=0;i<clust;i++){
        er4[i]=er5;
    }
}
public void error3(){
    error4(); er3=new double[clust];
    for(int i=0;i<clust;i++){
        er3[i]=0;
        for(int j=0;j<data.length;j++){
            er3[i]+=er4[i]*f[j][i];
        }
        er3[i]=er3[i]/(double)nData;
    }
}
public void error2(){
    error3(); er2=new double[clust];
    er2[0]=er2[1]=er2[2]=0;
    for(int i=0;i<data.length;i++){
        double sum=Math.pow(w[i][0]+w[i][1]+w[i][2],2);
        er2[0]+=((er3[0]*(w[i][1]+w[i][2]))-(er3[1]*w[i][1])-(
            er3[2]*w[i][2]))/sum;
        er2[1]+=((er3[1]*(w[i][0]+w[i][2]))-(er3[0]*w[i][0])-(
            er3[2]*w[i][2]))/sum;
        er2[2]+=((er3[2]*(w[i][1]+w[i][0]))-(er3[1]*w[i][1])-(
            er3[0]*w[i][0]))/sum;}
    er2[0]=er2[0]/(double)nData; er2[1]=er2[1]/(double)nData;
    er2[2]=er2[2]/(double)nData;
}
public void error1(){ error2();
    er1=new double[clust][data[0].length-1];
    for(int i=0;i<clust;i++){
        for(int j=0;j<er1[0].length;j++){
            er1[i][j]=0;
            for(int k=0;k<data.length;k++){

```

```

        er1[i][j]+=er2[i]*myu[j][k][i];
    }
    er1[i][j]=er1[i][j]/(double)nData;
}
}
}

```

Sourcecode 4.12 Proses Perhitungan *Error*

4.2.1.13 Proses Pembaharuan Parameter Premis

Proses pembaharuan parameter premis ini berfungsi untuk mendapatkan nilai *error* yang diharapkan. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.13

```

public void errorF(double[][]a,double[][]c,double lr){
    error1();
    er_a=new double[a.length][a[0].length];
    er_c=new double[c.length][c[0].length];
    a_baru=new double[a.length][a[0].length];
    c_baru=new double[c.length][c[0].length];
    double[]rata=new double[data[0].length-1];
    for(int i=0;i<rata.length;i++){
        rata[i]=0;
        for(int j=0;j<data.length;j++){
            rata[i]+=data[j][i];
        }
        rata[i]=rata[i]/(double)nData;
    }
    for(int i=0;i<clust;i++){
        for(int j=0;j<data[0].length-1;j++){
            double PA=2*Math.pow(rata[j]-c[i][j],2)*er1[i][j];
            double PC=2*(rata[j]-c[i][j])*er1[i][j];
            double SA=Math.pow(a[i][j],3)*
                Math.pow(1+Math.pow((rata[j]-c[i][j])/a[i][j],
                    2),2);
            double SC=Math.pow(a[i][j],2)*
                Math.pow(1+Math.pow((rata[j]-c[i][j])/a[i][j],
                    2),2);
            er_a[i][j]=PA/SA*lr*rata[i];
            er_c[i][j]=PC/SC*lr*rata[i];
            a_baru[i][j]=a[i][j]+er_a[i][j];
            c_baru[i][j]=c[i][j]+er_c[i][j];
        }
    }
}

```

Sourcecode 4.13 Proses Pembaharuan Parameter Premis

Pembaharuan parameter premis dan perhitungan *error* ditunjukkan oleh Gambar 4.4.

ITERASI : 1			
Parameter Premis			
c(1,1)=0.4348333333333324	c(1,2)=0.2603333333333325	c(1,3)=0.2643333333333333	c(1,4)=0.2126666666666662
c(2,1)=0.7954545454545454	c(2,2)=0.4118181818181819	c(2,3)=0.4713636363636364	c(2,4)=0.7695454545454545
c(3,1)=0.9790909090909090	c(3,2)=1.231818181818182	c(3,3)=0.7063636363636363	c(3,4)=1.1545454545454545
Parameter Konsekuensi			
a(1,1)=0.17653435510141774	a(1,2)=0.13984212244184352	a(1,3)=0.13442112761029273	a(1,4)=0.33855058288997414
a(2,1)=0.37137745235974157	a(2,2)=0.22742107712423298	a(2,3)=0.27800814401475393	a(2,4)=0.7870770354547639
a(3,1)=0.448607947888901	a(3,2)=0.4935953440181174	a(3,3)=0.4670176169540658	a(3,4)=1.5362445354588807
Error Lapisan : 4.2498859867371585E-15			
ITERASI : 2			
Parameter Premis			
c(1,1)=0.4348333333333334	c(1,2)=0.2603333333333334	c(1,3)=0.2643333333333344	c(1,4)=0.21266666666666714
c(2,1)=0.7954545454545454	c(2,2)=0.4118181818181819	c(2,3)=0.4713636363636372	c(2,4)=0.7695454545454548
c(3,1)=0.9790909090909088	c(3,2)=1.231818181818182	c(3,3)=0.7063636363636361	c(3,4)=1.1545454545454545
Parameter Konsekuensi			
a(1,1)=0.17653435510141838	a(1,2)=0.13984212244184438	a(1,3)=0.1344211276102936	a(1,4)=0.3385505828899745
a(2,1)=0.37137745235974123	a(2,2)=0.22742107712423298	a(2,3)=0.27800814401475366	a(2,4)=0.7870770354547638
a(3,1)=0.4486079478889012	a(3,2)=0.49359534401811744	a(3,3)=0.46701761695406596	a(3,4)=1.5362445354588807

Gambar 4.4 Pembaharuan Premis dan Error

4.2.1.14 Proses Perhitungan Output Akhir ANFIS

Proses perhitungan *output* ini berfungsi untuk menghitung *output* laju inflasi yang dihasilkan ANFIS menggunakan parameter premis dan parameter konsekuensi dari hasil pelatihan. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.15

```
public HitungOutput(double[][]data,int
clust,double[][]a,double[][]c,double[][]theta){
    this.data=data;this.a=a;this.c=c;
    this.clust=clust;this.theta=theta;layer5();
}

public void layer1(){
    myu=new double[data[0].length-1][data.length][clust];
    for(int i=0;i<myu.length;i++){
        for(int j=0;j<myu[0].length;j++){
            for(int k=0;k<myu[0][0].length;k++){
                if(a[k][i]!=0)
                    myu[i][j][k]=1/(1+Math.pow((data[j][i]-
                        c[k][i])/a[k][i],2));
                else
                    myu[i][j][k]=0;
            }
        }
    }
}

public void layer2(){
    layer1();w=new double[data.length][clust];
    for(int k=0;k<myu[0][0].length;k++){
        for(int j=0;j<myu[0].length;j++){
```

```
        double temp=1;
        for(int i=0;i<myu.length;i++){
            temp=temp*myu[i][j][k];
        }
        w[j][k]=temp;
    }
}

public void layer3(){
    layer2();wNorm=new double[data.length][clust];
    double[]jum=new double[data.length];
    for(int i=0;i<wNorm.length;i++){
        double tot=0;
        for(int j=0;j<wNorm[0].length;j++){
            tot+=w[i][j];
        }
        jum[i]=tot;
    }
    for(int i=0;i<wNorm.length;i++){
        for(int j=0;j<wNorm[0].length;j++){
            wNorm[i][j]=w[i][j]/jum[i];
        }
    }
}

public void layer4(){
    layer3();f=new double[data.length][clust];
    l4=new double[data.length][clust];
    int jum=data[0].length;
    for(int i=0;i<data.length;i++){
        for(int j=1;j<=clust;j++){
            int x=j*jum;
            double temp=0;
            for(int k=x-jum;k<x;k++){
                if(k!=(x-1)){
                    int id=k%jum;
                    temp+=data[i][id]*theta[k][0];
                }
                else{
                    temp+=theta[k][0];
                }
            }
            f[i][j-1]=temp;
            l4[i][j-1]=temp*wNorm[i][j-1];
        }
    }

    public void layer5(){
        layer4();
        layer5=new double[data.length][1];
        for(int i=0;i<data.length;i++){
            double temp=0;
            for(int j=0;j<clust;j++){
```

```

        temp+=l4[i][j]; }
        layer5[i][0]=temp;
    }}
    public double[][]getTargetJaringan(){
        return layer5;
    }

```

Sourcecode 4.15 Proses Perhitungan Output

4.2.2 Implementasi Proses Pengujian

Proses pengujian ini berfungsi untuk menguji tingkat akurasi dari hasil peramalan dengan hasil data asli. Proses ini ditunjukkan pada sourcecode 4.16.

```

public class HitungAkurasi {
    private double[][]tarAkt;
    private double[][]tarJar;
    public HitungAkurasi(double[][] tarAkt, double[][] tarJar) {
        this.tarAkt = tarAkt;this.tarJar = tarJar;
    }
    public double RMSE(){
        double rms=0;
        int x=tarAkt[0].length-1;
        for(int i=0;i<tarAkt.length;i++){
            rms+=Math.pow(tarAkt[i][x]-tarJar[i][0], 2);
        }
        return Math.sqrt(rms/tarAkt.length);
    }
    public String[]konversi(double[][]t){
        String[]konv=new String[tarAkt.length];
        int x=t[0].length-1;
        for(int i=0;i<konv.length;i++){
            if(t[i][x]<0.3)
                konv[i]="Ringan";
            else if(t[i][0]>=0.3&&t[i][x]<=0.6)
                konv[i]="Sedang";
            else
                konv[i]="Tinggi";
        }
        return konv;
    }
    public double akurasi(){
        String[]jar=konversi(tarJar);
        String[]targ=konversi(tarAkt);
        double ac=0;
        int jum=0;
        for(int i=0;i<jar.length;i++){
            if(jar[i].equals(targ[i]))
                jum++;
        }
    }

```

```

        ac=((double)jum/(double)jar.length)*100;
        return ac;
    }
}

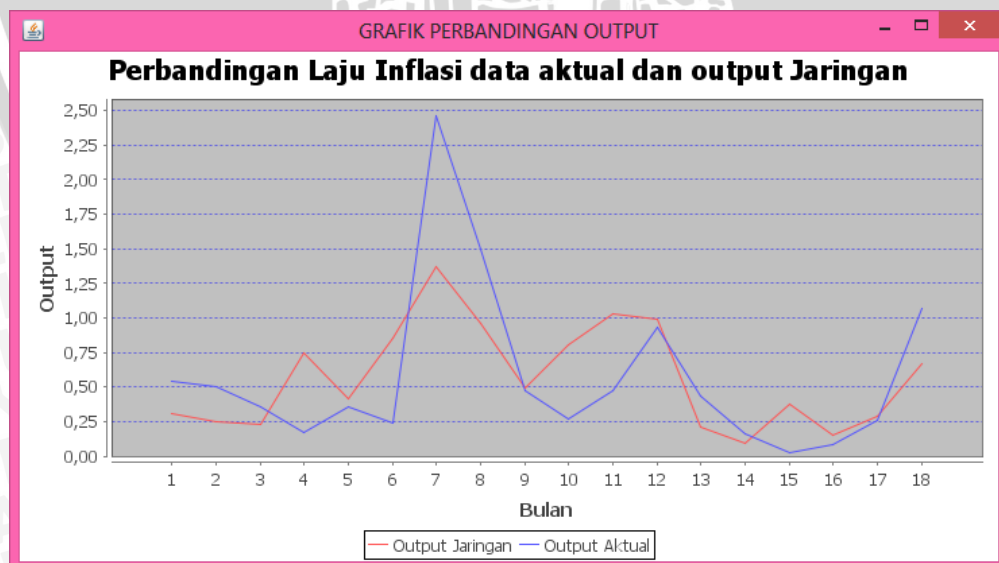
```

Sourcecode 4.16 Proses Pengujian

Output Hasil Pengujian menggunakan data uji beserta grafik perbandingan ditunjukkan oleh Gambar 4.5 dan Gambar 4.6.

Hari-ke	Output Aktual	Konversi Aktual	Output Jaringan	Konversi Jaringan
1	0.54	Tinggi	0.30360881805706263	Tinggi
2	0.5	Tinggi	0.25185631357834176	Sedang
3	0.36	Tinggi	0.22542571046781357	Sedang
4	0.17	Sedang	0.7437388633776284	Tinggi
5	0.36	Tinggi	0.41421034529075484	Tinggi
6	0.24	Sedang	0.8566081101899718	Tinggi
7	2.46	Tinggi	1.3740794982999232	Tinggi
8	1.5	Tinggi	0.9593135795337109	Tinggi
9	0.47	Tinggi	0.48761910949704934	Tinggi
10	0.27	Sedang	0.8085391142733847	Tinggi
11	0.47	Tinggi	1.0282367992815389	Tinggi
12	0.93	Tinggi	0.987723629053437	Tinggi
13	0.43	Tinggi	0.20910807321656685	Sedang
14	0.16	Sedang	0.09139689408794535	Rendah
15	0.02	Rendah	0.37729555197143927	Tinggi
16	0.08	Rendah	0.147906096497909	Sedang
17	0.26	Sedang	0.29028031863363774	Sedang
18	1.07	Tinggi	0.6697941273557195	Tinggi

Gambar 4.5 Output ANFIS Hasil Pengujian



Gambar 4.6 Grafik perbandingan *output* ANFIS dan Data Aktual

BAB V

PENGUJIAN DAN ANALISIS

5.1 Implementasi Uji Coba

Seperti pada penjelasan Bab 3 tentang metologi penelitian dan perancangan, implementasi pengujian ini dilakukan dengan menggunakan sistematika laju pembelajaran (*learning rate*), jumlah data *training* dan nilai *error* maksimum yang ditentukan. Pengujian ini menguunakan minimum *error* sebesar 1×10^{-18} dengan maximum iterasi sebesar 500. Penggunaan minimum *error* dan maksimum iterasi tersebut agar *error* jaringan yang dihasilkan dapat mencapai titik konvergen atau minimal mencapai kurang dari minimum *error*. Berikut beberapa sistematika pengujian yang digunakan.

5.1.1 Pengujian Laju Pembelajaran

Pengujian yang pertama adalah menguji nilai laju pembelajaran yang baik untuk peramalan laju inflasi. Pengujian ini menggunakan nilai laju pembelajaran yang diubah-ubah nilainya mulai dari 0.1, 0.5 dan 0.9. Dari percobaaan pengujian nilai laju pembelajaran ini, yang dipilih adalah nilai laju pembelajaran yang menghasilkan nilai RMSE terkecil.

5.1.2 Pengujian Jumlah Data Latih

Pengujian yang kedua adalah menguji hasil perbandingan dari *output* aktual dengan *output* yang dihasilkan oleh ANFIS dengan menggunakan jumlah data training yang berbeda-beda. Data latih yang digunakan terdiri dari 3 buah interval waktu yaitu 4 tahun, 6 tahun dan 8 tahun. Dari pengujian ini terlihat *output* yang dihasilkan oleh sistem ANFIS dengan *output* aktualnya.

5.2 Pengujian Laju Pembelajaran (*Learning Rate*)

Pada pengujian laju pembelajaran digunakan nilai pembelajaran 0.1, 0.5 dan 0.9. Jumlah data *training* yang digunakan adalah 4 tahun, 6 tahun dan 8 tahun dengan nilai *error* maksimum yang ditetapkan adalah 1×10^{-18} . Selanjutnya dipilih nilai RMSE yang terkecil.

Tabel 5.1 menunjukkan nilai pengujian pembelajaran dengan jumlah data latih 8 tahun (2013, 2012, 2011, 2010, 2009, 2008, 2007, dan 2006) dengan menggunakan nilai *error* minimum dan *learning rate* yang berbeda.

Tabel 5.1 Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 8 Tahun (96 data)

No	Learning Rate	RMSE
1	0.1	0.42632
2	0.5	0.45667
3	0.9	0.47140

Pada Tabel 5.1 terlihat bahwa nilai RMSE terkecil berada pada laju pembelajaran 0.1, dengan nilai RMSE 0.42632797991437127, Sedangkan nilai RMSE terbesar terdapat pada nilai laju pembelajaran 0.9 dengan nilai RMSE 0.47140556353646773.

Tabel 5.2 menunjukkan nilai pengujian menggunakan jumlah data 6 tahun (2013, 2012, 2011, 2010, 2009, 2008) dengan nilai *error* maksimum dan *learning rate* yang berbeda.

Tabel 5.2 Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 6 Tahun (72 data)

No	Learning Rate	RMSE
1	0.1	0.729101781652737
2	0.5	0.6941678074913245
3	0.9	0.6941678074912706

Pada Tabel 5.2 terlihat bahwa nilai RMSE terkecil berada pada laju pembelajaran 0.9, dengan nilai RMSE 0.6941678074912706, Sedangkan nilai RMSE terbesar terdapat pada nilai laju pembelajaran 0.1 dengan nilai RMSE 0.729101781652737.

Tabel 5.3 menunjukkan nilai pengujian menggunakan jumlah data 4 tahun (2013, 2012, dan 2011) dengan nilai *error* maksimum dan *learning rate* yang berbeda.

Tabel 5.3 Pengujian Laju Pembelajaran Data Latih 4 Tahun (48 data)

No	Learning Rate	RMSE
1	0.1	0.6915428738902437
2	0.5	0.6915428738898663

No	Learning Rate	RMSE
3	0.9	0.6915428738900223

Pada Tabel 5.3 terlihat bahwa nilai RMSE terkecil berada pada laju pembelajaran 0.9, dengan nilai RMSE 0.6915428738900223, Sedangkan nilai RMSE terbesar terdapat pada nilai laju pembelajaran 0.1 dengan nilai RMSE 0.6915428738898663.

Dari uji coba yang dilakukan dengan menggunakan *learning rate* yang berbeda, dapat disimpulkan bahwa semakin banyak data latih yang digunakan semakin kecil pula RMSE yang dihasilkan. Hal ini terlihat pada nilai RMSE pada data latih selama 8 tahun dimana RMSE yang dihasilkan paling minimum dibandingkan dengan data latih 6 tahun dan 4 tahun, sehingga data latih 8 tahun dianggap sebagai pemilihan jumlah data terbaik dengan nilai RMSE 0.42632797991437127. Nilai *learning rate* tidak berpengaruh signifikan terhadap hasil RMSE pelatihan. Dengan menggunakan tiga data latih yang berbeda, nilai *learning rate* yang menghasilkan RMSE minimum berbeda pula. Dari beberapa *learning rate*, nilai 0.1 memiliki RMSE paling minimum dengan 96 data latih (8 tahun).

5.3 Pengujian Data Aktual dan Output ANFIS

Pengujian merupakan tahap dimana setelah pemilihan parameter dan nilai terbaik dari proses *training*, dilakukan pengujian terhadap data yang berbeda dimana jumlah data uji lebih sedikit daripada data latih. Hasil pengujian sangat dipengaruhi oleh proses training yang sudah dilakukan, termasuk parameter *input* didalamnya.

5.3.1 Pengujian Dengan Jumlah Data Training 8 Tahun

Pengujian dengan data latih selama 8 tahun dengan *learning rate* terbaik yaitu 0.1 dan *error* maksimum 1×10^{-18} . Dasar penentuan yang digunakan adalah pada proses pelatihan. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 8 Tahun

No	Data Aktual	Konversi	Output ANFIS	Konversi
1	0.54	Tinggi	0.3816474413054667	Tinggi
2	0.5	Tinggi	0.3293353655999022	Tinggi
3	0.36	Tinggi	0.3182854571241438	Tinggi

No	Data Aktual	Konversi	Output ANFIS	Konversi
4	0.17	Sedang	0.48787541396343626	Tinggi
5	0.36	Tinggi	0.35384135936539973	Tinggi
6	0.24	Sedang	0.8675954171876619	Tinggi
7	2.46	Tinggi	1.6826624221443833	Tinggi
8	1.5	Tinggi	0.4952155796618125	Tinggi
9	0.47	Tinggi	0.8834038960070626	Tinggi
10	0.27	Sedang	0.6612105192267267	Tinggi
11	0.47	Tinggi	0.991756459263923	Tinggi
12	0.93	Tinggi	0.5704985866905866	Tinggi
13	0.43	Tinggi	0.26936122433157766	Sedang
14	0.16	Sedang	0.20834774938840703	Sedang
15	0.02	Rendah	0.31934651284672444	Tinggi
16	0.08	Rendah	0.23017573118574558	Sedang
17	0.26	Sedang	0.28039830312401703	Sedang
18	1.07	Tinggi	1.0056983699798603	Tinggi

Dari uji coba yang dilakukan, *output* ANFIS menghasilkan tingkat akurasi sebesar 66.66% dengan jumlah data uji 18 data (1,5 Tahun) dimana jumlah data yang sama antara data aktual dan *output* ANFIS sebanyak 12 data dari 18 data laju inflasi bulanan yang ada dengan nilai RMSE 0.4554110029593322.

5.3.2 Pengujian Dengan Jumlah Data *Training* 6 Tahun

Pengujian dengan data latih selama 6 tahun dengan *learning rate* terbaik yaitu 0.1 dan error maksimum 1×10^{-18} ditunjukkan Tabel 5.5.

Tabel 5.5 Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 8 Tahun

No	Data Aktual	Konversi	Output ANFIS	Konversi
1	0.54	Tinggi	0.1654233700248649	Sedang
2	0.5	Tinggi	0.06845643626067038	Rendah
3	0.36	Tinggi	0.08647442397872424	Rendah
4	0.17	Sedang	0.5136846555376998	Tinggi
5	0.36	Tinggi	0.5340419386552443	Tinggi
6	0.24	Sedang	0.6226830628402217	Tinggi
7	2.46	Tinggi	1.1898809524914393	Tinggi

No	Data Aktual	Konversi	Output ANFIS	Konversi
8	1.5	Tinggi	0.7087346178752307	Tinggi
9	0.47	Tinggi	0.3956334236082548	Tinggi
10	0.27	Sedang	0.8028841053150906	Tinggi
11	0.47	Tinggi	1.718795058312039	Tinggi
12	0.93	Tinggi	0.7857438908009766	Tinggi
13	0.43	Tinggi	0.20353961863529318	Sedang
14	0.16	Sedang	-0.12753520754952075	Rendah
15	0.02	Rendah	0.45439635353677643	Tinggi
16	0.08	Rendah	0.11571860854000143	Sedang
17	0.26	Sedang	0.31585473615765564	Tinggi
18	1.07	Tinggi	0.6435282084279097	Tinggi

Dari uji coba yang dilakukan, *output* ANFIS menghasilkan tingkat akurasi sebesar 48.88 % dengan jumlah data uji 18 data (1,5 Tahun) dimana nilai RMSE yang dihasilkan adalah 0.5433559625462901.

5.3.3 Pengujian Dengan Jumlah Data *Training* 4 Tahun

Pengujian dengan data latih selama 8 tahun dengan *learning rate* terbaik yaitu 0.1 dan *error* maksimum 1×10^{-18} ditunjukkan Tabel 5.6.

Tabel 5.6 Hasil Pengujian Data Menggunakan Data Latih 4 Tahun

No	Data Aktual	Konversi	Output ANFIS	Konversi
1	0.54	Tinggi	0.06653690285482644	Rendah
2	0.5	Tinggi	0.013536575555538423	Rendah
3	0.36	Tinggi	-0.016230412989320077	Rendah
4	0.17	Sedang	0.23828339327398146	Sedang
5	0.36	Tinggi	0.3447196369345968	Tinggi
6	0.24	Sedang	1.4942257305022242	Tinggi
7	2.46	Tinggi	-1.548514111781732	Rendah
8	1.5	Tinggi	0.6795077943278389	Tinggi
9	0.47	Tinggi	1.1246090471496606	Tinggi
10	0.27	Sedang	1.1696262985440888	Tinggi
11	0.47	Tinggi	3.516126620882595	Tinggi

12	0.93	Tinggi	0.5844321659318038	Tinggi
13	0.43	Tinggi	0.08684024280997585	Rendah
14	0.16	Sedang	0.017491253229798776	Rendah
15	0.02	Rendah	0.13942738290873596	Sedang
16	0.08	Rendah	0.08779406057846253	Rendah
17	0.26	Sedang	0.4246423096543853	Tinggi
18	1.07	Tinggi	1.2697612293352223	Tinggi

Dari uji coba yang dilakukan, *output* ANFIS menghasilkan tingkat akurasi sebesar 44.44% dengan jumlah data uji 18 data (1,5 Tahun) dimana nilai RMSE yang dihasilkan adalah 1.2861933947709763.

5.4 Analisa Hasil

5.4.1 Analisa Hasil Pengujian *Learning Rate*

Pada pengujian laju pembelajaran digunakan nilai pembelajaran 0.1, 0.5 dan 0.9. Nilai laju pembelajaran ini digunakan dengan data latih yang bervariasi mulai 4 tahun, 6 tahun, dan 8 tahun. Dari uji coba yang dilakukan, nilai RMSE minimum yang dihasilkan dengan jumlah data latih yang berbeda ditunjukkan Tabel 5.7.

Tabel 5.7 RMSE minimum berdasarkan laju pembelajaran

No	Data Latih	<i>Learning Rate</i>	RMSE
1	8 Tahun	0.1	0.42632797991437127
2	6 Tahun	0.9	0.6941678074912706
3	4 Tahun	0.5	0.6915428738898663

Dari uji coba yang dilakukan dengan menggunakan *learning rate* yang berbeda, dapat disimpulkan bahwa semakin banyak data latih (*data training*) yang digunakan semakin kecil pula RMSE yang dihasilkan. Laju pembelajaran dari masing-masing uji coba yang dilakukan tidak memiliki nilai selisih RMSE yang signifikan terhadap hasil peramalan *output* ANFIS. Hal ini terlihat dari kecilnya nilai selisih antara RMSE dengan *learning rate* 0.1, 0.5 maupun 0.9. Selisih yang cukup signifikan akan terlihat jika jumlah data latih yang digunakan banyak. Semakin banyak data latih, semakin berpengaruh nilai *learning rate*.

5.4.2 Analisa Hasil Pengujian Data Aktual dan Output ANFIS

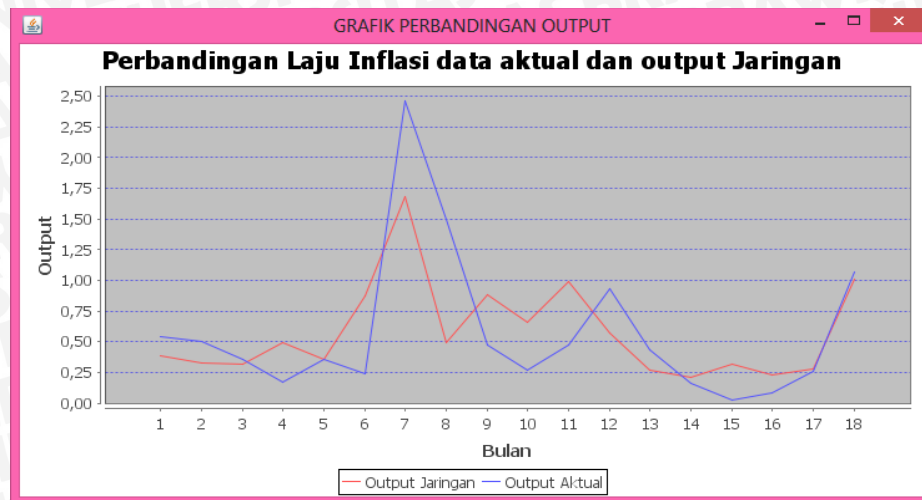
Pada hasil pengujian *output* aktual dan *output* jaringan ANFIS dengan menggunakan data latih 8 tahun, 6 tahun dan 4 tahun, sementara untuk data uji yang digunakan adalah 1,5 tahun berikutnya diperoleh tingkat akurasi maksimum adalah data uji dengan menggunakan data latih 8 tahun dimana nilai akurasinya mencapai 66.66 %. Keseluruhan perbandingan tingkat akurasi ditunjukkan oleh Tabel 5.8.

Tabel 5.8 Perbandingan Tingkat Akurasi Hasil Pengujian

No	Data Latih	RMSE	Akurasi Pengujian
1	8 Tahun	0.41062418117936156	66.66%
2	6 Tahun	0.5433559625462901	48.88%
3	4 Tahun	1.2861933947709763	44.44%

Dari pengujian yang telah dilakukan terlihat bahwa jumlah data latih memiliki peranan yang sangat besar dalam proses peramalan. Semakin banyak data latih semakin akurat peramalan yang dihasilkan. Jumlah data latih 8 tahun menghasilkan tingkat akurasi sebesar 66.66% pada proses *testing*, sedangkan data latih yang semakin sedikit menghasilkan tingkat akurasi sebesar 48.88% dan 44.44%. dari nilai RMSE yang dihasilkan juga memiliki nilai selisih yang cukup signifikan. Nilai RMSE terbaik dari peramalan laju inflasi menggunakan metode ANFIS adalah 0.41062418117936156 (data latih 8 tahun), sedangkan nilai RMSE terbesar dengan menggunakan data latih 4 tahun yaitu 1.2861933947709763.

Grafik perbandingan antara data aktual dan *output* ANFIS terbaik menggunakan data latih 8 tahun ditunjukkan Gambar 5.1.



Gambar 5.1 Perbandingan *output* ANFIS dan data aktual terbaik

Dari proses peramalan laju inflasi menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) Berikut beberapa hal yang mempengaruhi nilai RMSE yang dihasilkan adalah sebagai berikut :

- Jumlah data latih yang digunakan sangat mempengaruhi nilai RMSE. Semakin banyak data latih, maka RMSE yang dihasilkan semakin kecil dan semakin besar pula tingkat akurasi yang dihasilkan dalam proses peramalan tersebut.
- Nilai laju pembelajaran tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai RMSE dan tingkat akurasi peramalan jika jumlah data data latih yang digunakan sedikit. Pengaruh akan terlihat signifikan jika data latih yang digunakan besar. Semakin besar data latih, nilai laju pembelajaran semakin berpengaruh.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Hasil penelitian peramalan laju inflasi menggunakan metode ANFIS adalah sebagai berikut :

1. Laju inflasi yang dipengaruhi oleh nilai IHK kelompok pengeluaran dapat diselesaikan dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Tahap awal yang dilakukan adalah melakukan pengelompokan data menggunakan *K-Means Clustering*, kemudian melakukan metode ANFIS dengan menggunakan rule dari metode Sugeno (TSK) dengan pengimplementasian dalam bentuk jaringan syaraf tiruan (JST) dengan 5 layer yang terdiri dari 3 layer tetap, yaitu layer 2, 3, dan 5 serta 2 layer adaptif, yaitu layer 1 dan 4. Layer 1 merupakan parameter premis yang akan diperbaiki menggunakan *steepest descent* dan layer 4 merupakan parameter konsekuen yang akan diperbaiki menggunakan *Least Square Estimator* (LSE).
2. Semakin besar data latih yang digunakan, semakin besar pula tingkat akurasi yang dihasilkan, sedangkan laju pembelajaran memiliki pengaruh yang signifikan jika digunakan dalam jumlah data latih yang besar pula.
3. Akurasi terbaik yang dihasilkan dari penelitian peramalan laju inflasi bulanan Indonesia menggunakan ANFIS ini adalah 66.66 % dengan jumlah data latih 8 tahun (96 data) . RMSE minimum yang dihasilkan adalah 0.4554110029593322.

6.2 Saran

Saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut berdasarkan hasil yang didapat dalam penelitian ini adalah :

1. Untuk peramalan laju inflasi menggunakan metode ANFIS, data input yang digunakan tidak hanya menggunakan IHK kelompok pengeluaran, tetapi menggunakan faktor-faktor lain yang mempengaruhi laju inflasi

seperti jumlah uang beredar, nilai tukar mata uang atau tingkat suku bunga bank.



DAFTAR PUSTAKA

- [ANT-12] Antara, Ria. 2012. *Model Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Input Berdasarkan Model Regresi Terbaik (Studi Kasus Peramalan Laju Inflasi Month To Month Berdasarkan Kelompok IHK)*. Jurusan Matematika Universitas Brawijaya. Malang.
- [ARI-09] Arifin, Syamsul. 2009. *Sistem Logika Fuzzy sebagai Peramal Cuaca di Indonesia, studi kasus: Kota Surabaya*.
- [ARM-12] Armiani, A dan Syudastri. 2012. *Estimation Inflation Rate In Indonesia Using Adaptive Neuro Fuzzy Approach*. Fakultas Ekonomi Universitas Gunadarma. Jakarta.
- [BOE-00] Boediono. 2000. *Ekonomi Moneter*. Edisi Ketiga. BPFE. Yogyakarta.
- [DAR-09] Darmawan, R. 2009. *Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Dan Algoritma Genetika Untuk Peramalan Data Time Series*. Skripsi Program Studi Statistika Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya Malang.
- [DJA-10] Djawoto. 2010. *Peramalan laju inflasi dengan metode Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi. Surabaya.
- [FAU-93] Fausett, Laurene. 1993. *Fundamental of Neural Network Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall. London.
- [HID-2010] Hidayat, Imam. 2010. *Analisis Pengaruh Harga Bahan Bakar Minyak Eceran Dan Industri Terhadap Indeks Harga Kelompok Komoditi Pembentuk Indeks Harga Konsumen Di Indonesia*. Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia. Jakarta.
- [HUS-12] Husnita, Seviana D. 2012. *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Untuk Diagnosa Tingkatan Risiko Bagi Penderita Penyakit Jantung Koroner (PJK)*. Ilmu Komputer-FMIPA-Unibraw. Malang

- [KUS-03] Kusumadewi, D. 2003. *Artificial Intelligence, Teknik dan Aplikasi*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [KUS-04] Kusumadewi, Sri dan Hari Purnomo. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [KUS-06] Kusumadewi, Sri dan Sri Hartati. 2006. *NEURO FUZZY : Intergrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [MAN-04] Manurung, M dan Rahardja, P. 2004. *Uang, Perbankan, dan Ekonomi Moneter (Kajian Kontekstual Indonesia)*. Lembaga Penerbit FEUI. Jakarta.
- [MAS-12] Mashrei, Mohammed A. 2012. *Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Applied to Civil Engineering Problems*. InTech. Irak.
- [MER-12] Mertasana, I P A dan Widyawati, L K. 2012. *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dibali Menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Fakultas Teknik Elektro, Universitas Udayana. Denpasar.
- [MEI-10] Meilanitasari, Prita. 2010. *Tugas Akhir : Prediksi Cuaca Menggunakan Logika Fuzzy Untuk Kelayakan Pelayaran di Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya*. Teknik Fisika-FTI-ITS. Surabaya.
- [MIL-10] Milasari, Agnes S. 2010. *Analisis Dampak Penerapan Inflation Targetting Terhadap Mekanisme Transmisi Melalui Nilai Tukar Di Indonesia (Dalam Sistem Nilai Tukar Mengambang)*. Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia. Jakarta.
- [ROZ-13] Rozi, Fahrur. 2013. *Peramalan Cuaca Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. PTIIK Universitas Brawijaya. Malang.
- [SAN-07] Santosa, Budi. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis*. Graha Ilmu. Yogyakarta.

- [SEB-13] Sebayang, Steffi A. 2013. Sistem Market Basket Untuk Menentukan Tata Letak Produk Pada Suatu Swalayan Menggunakan Algoritma K-Means *Clustering*. 2013. Jurusan Ilmu Komputer Univesitas Sumatera Utara. Medan.
- [SET-07] Setyaningrum, Ratih. 2007. *Kemampuan Expert System – ANFIS Untuk Diagnosa Kesehatan Pekerja Industri dan Mencari Solusinya*. Seminar Nasional Teknologi Informasi. Yogyakarta.
- [SUH-07] Suhartono. 2007. *Feedforward Neural Networks Untuk Pemodelan Runtun Waktu*. Disertasi Universitas Gajah Mada. Yogyakarta.
- [TRI-11] Tripena, Agustini. 2011. *Peramalan Indeks Harga Konsumen Dan Inflasi Indonesia Dengan Metode Arima Box-Jenkins*. Fakultas Sains dan Teknik Univeristas Jendral Soedirman. Purwokerto.
- [WID-12] Widiastuti , Irene L. 2012. Pengaruh Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Di Indonesia Bulan Januari 2001 – Desember 2011 : Pendekatan *Error Correction Model* (ECM). Fakultas Ekonomi. Universitas Atmajaya. Yogyakarta.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Latih (IHK Kelompok Pengeluaran 2006 – 2013)

Tahun/Bulan		Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau	Perumahan, Air, Listrik, Gas, dan Bahan Bakar	Kesehatan	Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga	Umum
2013	Desember	0,73	0,44	0,16	0,06	0,55
	November	0,27	0,68	0,34	0,11	0,12
	Oktober	0,55	0,26	0,33	0,31	0,09
	September	0,78	0,61	0,27	0,71	-0,35
	Agustus	0,68	0,66	0,37	1,36	1,12
	Juli	1,55	0,44	0,40	0,69	3,29
	Juni	0,67	0,21	0,23	0,04	1,03
	Mei	0,35	0,75	0,23	0,06	-0,03
	April	0,30	0,41	0,22	0,15	-0,10
	Maret	0,40	0,21	0,24	0,12	0,63
	Februari	0,47	0,82	0,56	0,19	0,75
	Januari	0,46	0,56	0,29	0,05	1,03
2012	Desember	0,29	0,17	0,18	0,05	0,54
	November	0,20	0,15	0,21	0,06	0,07
	Oktober	0,38	0,42	0,25	0,21	0,16
	September	0,57	0,35	0,14	1,07	0,01
	Agustus	0,67	0,26	0,24	1,70	0,95
	Juli	0,89	0,16	0,42	0,56	0,70
	Juni	0,48	0,36	0,21	0,11	0,62
	Mei	0,40	0,18	0,18	0,02	0,07
	April	0,62	0,24	0,23	0,06	0,21
	Maret	0,46	0,20	0,16	0,07	0,07
	Februari	0,34	0,27	0,15	0,08	0,05
	Januari	0,65	0,54	0,51	0,15	0,76
2011	Desember	0,50	0,28	0,17	0,07	0,57
	November	0,20	0,22	0,17	0,04	0,34
	Oktober	0,26	0,20	0,26	0,30	-0,12
	September	0,48	0,26	0,22	0,54	0,27
	Agustus	0,46	0,33	0,26	2,14	0,93
	Juli	0,42	0,19	0,27	0,97	0,67
	Juni	0,41	0,30	0,41	0,18	0,55
	Mei	0,22	0,25	0,50	0,03	0,12
	April	0,20	0,21	0,38	0,08	-0,31
	Maret	0,32	0,29	0,38	0,17	-0,32

Tahun/Bulan		Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau	Perumahan, Air, Listrik, Gas, dan Bahan Bakar	Kesehatan	Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga	Umum
	Februari	0,47	0,40	0,69	0,13	0,13
	Januari	0,49	0,48	0,47	0,42	0,89
2010	Desember	0,36	0,21	0,16	0,07	0,92
	November	0,46	0,25	0,09	0,08	0,60
	Oktober	0,48	0,36	0,24	0,44	0,06
	September	0,52	0,25	0,23	0,26	0,44
	Agustus	0,67	1,59	0,27	1,27	0,76
	Juli	0,65	0,26	0,27	0,86	1,57
	Juni	0,41	0,23	0,06	0,06	0,97
	Mei	0,34	0,09	0,11	0,02	0,29
	April	0,24	0,10	0,17	0,01	0,15
	Maret	0,28	0,13	0,25	0,02	-0,14
	Februari	0,40	0,20	0,18	0,07	0,30
	Januari	1,93	0,34	0,15	0,10	0,84
	Desember	0,93	0,28	0,20	0,01	0,33
	November	0,26	0,15	0,19	0,13	-0,03
2009	Oktober	0,70	0,24	0,20	0,34	0,19
	September	1,08	0,18	0,29	0,43	1,05
	Agustus	0,73	0,21	0,35	1,26	0,56
	Juli	0,29	0,08	0,13	1,21	0,45
	Juni	0,29	0,04	0,23	0,09	0,11
	Mei	0,48	0,09	0,62	0,07	0,04
	April	0,40	0,12	0,34	0,05	-0,31
	Maret	0,52	0,20	0,73	0,06	0,22
	Februari	0,91	0,28	0,17	0,04	0,21
	Januari	0,95	-0,06	0,37	0,12	-0,07
	Desember	0,52	0,52	0,21	0,16	-0,04
	November	1,13	0,23	0,37	0,26	0,12
2008	Oktober	0,77	0,24	0,52	0,39	0,45
	September	0,94	1,22	0,36	0,63	0,97
	Agustus	0,59	0,53	0,56	1,36	0,51
	Juli	1,07	1,80	0,71	1,74	1,37
	Juni	1,33	1,14	0,83	0,44	2,46
	Mei	0,86	1,58	0,69	0,37	1,41
	April	0,86	1,62	1,88	0,13	0,57
	Maret	1,08	0,99	0,69	0,09	0,95
	Februari	0,88	-0,01	1,56	0,04	0,65
	Januari	2,02	1,80	0,72	0,01	1,77

Tahun/Bulan		Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau	Perumahan, Air, Listrik, Gas, dan Bahan Bakar	Kesehatan	Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga	Umum
2007	Desember	0,91	0,63	0,41	0,12	1,10
	November	0,43	0,12	0,26	0,11	0,18
	Oktober	0,51	0,21	0,45	0,21	0,79
	September	0,45	0,18	0,44	1,70	0,80
	Agustus	0,48	0,77	0,24	3,18	0,75
	Juli	0,40	0,32	0,35	2,89	0,72
	Juni	0,33	0,13	0,22	0,03	0,23
	Mei	0,47	0,35	0,18	0,01	0,10
	April	0,38	0,26	0,32	-0,03	-0,16
	Maret	0,36	0,29	0,20	0,03	0,24
	Februari	0,65	0,80	0,64	0,23	0,62
	Januari	0,87	0,71	0,54	0,10	1,04
2006	Desember	1,11	0,74	1,05	0,07	1,21
	November	0,47	0,29	0,42	0,03	0,34
	Oktober	0,64	0,26	0,29	0,10	0,86
	September	0,13	0,28	0,31	1,84	0,38
	Agustus	0,35	0,30	0,33	4,77	0,33
	Juli	0,31	0,21	0,06	0,69	0,45
	Juni	0,26	0,32	0,27	0,25	0,45
	Mei	0,30	0,30	0,57	0,07	0,37
	April	0,43	0,42	0,58	0,09	0,05
	Maret	0,58	0,36	0,39	0,12	0,03
	Februari	0,65	0,55	0,40	-0,28	0,58
	Januari	0,94	0,70	1,06	0,20	1,36

Lampiran 2. Data Uji (IHK Kelompok Pengeluaran 2006 – 2013)

Tahun/Bulan		Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau	Perumahan, Air, Listrik, Gas, dan Bahan Bakar	Kesehatan	Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga	Umum
2015	Juni	0,55	0,23	0,32	0,07	0,54
	Mei	0,50	0,20	0,34	0,06	0,50
	April	0,50	0,22	0,38	0,05	0,36
	Maret	0,61	0,29	0,64	0,10	0,17
	Februari	0,45	0,41	0,39	0,14	0,36
	Januari	0,65	0,80	0,66	0,26	0,24
2014	Desember	1,96	1,45	0,74	0,36	2,46
	November	0,71	0,49	0,43	0,08	1,50
	Oktober	0,43	1,04	0,60	0,23	0,47
	September	0,51	0,77	0,29	0,68	0,27
	Agustus	0,52	0,73	0,33	1,58	0,47
	Juli	1,00	0,45	0,39	0,45	0,93
	Juni	0,32	0,38	0,36	0,08	0,43
	Mei	0,35	0,23	0,41	0,07	0,16
	April	0,45	0,25	0,61	0,24	0,02
	Maret	0,43	0,16	0,41	0,14	0,08
	Februari	0,43	0,17	0,28	0,17	0,26
	Januari	0,72	1,01	0,72	0,28	1,07