

**PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN  
KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN METODE  
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

**SKRIPSI**

**Oleh:  
ADE ASTI DWI RIYANTO  
0710963015-96**



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2012**

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



**PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN  
KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN METODE  
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

**SKRIPSI**

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Komputer dalam bidang Ilmu Komputer

Oleh:

**ADE ASTI DWI RIYANTO**

**0710963015-96**



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2012**

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**  
**PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN**  
**KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN METODE**  
***ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)***

Oleh :

**ADE ASTI DWI RIYANTO**  
**0710963015-96**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji**  
**pada tanggal 12 Juli 2012**

**dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar**  
**Sarjana Komputer dalam bidang Ilmu Komputer**

**Pembimbing I,**

**Pembimbing II**

**Candra Dewi, S.Kom, M.Sc**  
**NIP. 197711142003122001**

**Yusi Tyroni Mursityo., S.Kom, MS**  
**NIP. 19800228 200604 1 001**

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

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

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Ade Asti Dwi Riyanto  
NIM : 0710963015-96  
Jurusan : Matematika  
Program Studi : Ilmu Komputer  
Penulis Skripsi berjudul : Prediksi beban Pemakaian Listrik  
PLN Kabupaten Gresik  
Menggunakan Metode *Adaptive  
Neuro Fuzzy Inference System*  
(ANFIS)

Dengan ini menyatakan bahwa :

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

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 12 Juli 2012

Yang menyatakan,

(Ade Asti Dwi Riyanto)

NIM. 0710963015-96

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



# **PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN METODE ANFIS (*ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM*)**

## **ABSTRAK**

Pemenuhan kebutuhan daya listrik yang berfluktuasi membutuhkan suplai daya yang tepat dan sesuai dengan permintaan beban. Dalam memenuhi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap, pihak perusahaan listrik harus mengetahui beban atau permintaan daya untuk beberapa bulan ke depan. Untuk dapat memperkirakan beban pemakai listrik yang tidak tetap, diperlukan penelitian prediksi beban pemakaian listrik bagi perusahaan seperti PLN.

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Sistem ANFIS diterapkan sebagai proses pelatihan dan proses prediksi. Pada proses ANFIS membutuhkan proses *clustering*, salah satunya adalah *K-Means Clustering*. Proses *clustering* digunakan untuk mendapatkan nilai cetroid awal yang nantinya akan digunakan untuk mencari nilai mean dan standar deviasi. Didalam Proses ANFIS juga terdapat *Least Square Estimator* (LSE) digunakan untuk pembelajaran umpan maju dan *steepest descent* untuk umpan baliknya diterapkan inferensi *fuzzy* Takagi Sugeno Kang (TSK) orde 1. Pada tahap pengujian hanya dapat dilakukan satu kali umpan maju saja tanpa disertai dengan LSE karena nilai konsekuen parameter telah didapatkan dari hasil pelatihan.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penambahan data latih dapat mempengaruhi nilai akurasi. Akurasi terbaik yang dihasilkan oleh sistem dari 48 data latih menghasilkan nilai MSE terkecil sebesar 0.00249563050038952.

Kata kunci : prediksi, *Adaptive neuro fuzzy inference system*, beban pemakaian listrik, *clustering*, *K-Means*, MSE

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



# **PREDICTION ELECTRICITY LOAD USAGE IN PLN DISTRICT GRESIK USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM METHOD**

## **ABSTRACT**

Fulfillment of fluctuating electric power requires the appropriate power supply and according to the load demand. In fulfilling the need of electricity which unpredictable, the electrical companies have to know the power load or requirement for months later. In order to predict the unstable electricity consumption load, a research which prediction the electricity consumption charge is needed by companies such as PLN.

The method used in this research is *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). It was applied on training and forecasting process. ANFIS method also requires a process of clustering, one of which is k-means clustering. Clustering process is used to get initial centroid value which will be used later to look for values of mean and standard deviation. In the process of ANFIS, there is also Least Square Estimator (LSE) used for forward feed learning and steepest descent method, fuzzy Takagi Sugeno Kang (TSK) orde 1 implemented as its backward learning. On testing phase, the feed forward can be done only once without LSE because consequence value of parameters is already obtained from training results.

The results of this research showed that the addition of training data will add to the value of accuracy. The best accuracy generated by the system uses as many as 48 of training data produce the smallest value of MSE is 0.00249563050038952.

Key words : prediction, Adaptive neuro fuzzy inference system, load electricity consumption, clustering, K-Means, MSE

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## KATA PENGANTAR

*Alhamdulillah rabbil 'alamin.* Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, karena atas segala rahmat dan limpahan hidayahNya, penulis masih dapat belajar dan mengerjakan skripsi yang berjudul “Prediksi Beban Pemakaian Listrik PLN Kabupaten Gresik Menggunakan Metode *Addaptive Neuro Fuzzy System*”.

Skripsi ini disusun dan diajukan sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada program studi Ilmu Komputer, jurusan Matematika, fakultas MIPA, universitas Brawijaya.

Dalam penyelesaian tugas akhir ini, penulis telah mendapat begitu banyak bantuan baik moral maupun materiil dari banyak pihak. Atas bantuan yang telah diberikan, penulis ingin menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih kepada:

1. Candra Dewi., S.Kom., M.Sc, sebagai pembimbing I dan Yusi Tyroni Mursity., S.Kom., MS, selaku pembimbing II. Terima kasih atas semua waktu dan bimbingan yang telah diberikan untuk dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Drs. Marji., M.T, selaku Ketua Program Studi Ilmu Komputer, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.
3. Dr. Abdul Rouf Alghofari., M.Sc, selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.
4. Nurul Hidayat., S.Pd., M.Sc selaku dosen pembimbing akademik. Terima kasih atas bimbingan yang telah diberikan.
5. Segenap bapak dan ibu dosen yang telah mendidik dan mengamalkan ilmunya kepada penulis.
6. Segenap staf dan karyawan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
7. Bapak, Mama, Mas Eko, Terima kasih atas cinta, kasih sayang, doa, dukungan, dan semangat yang tiada henti untuk membantu penulis menyelesaikan skripsi ini.
8. Sang adinda Ida Nurlaili, terima kasih telah tanpa lelah memberikan semangat dan doa untuk penulis dalam menyelesaikan skripsi.
9. Sahabat sepenanggungan dan sepermainan Febryan Azwar, Sindy Yudi, Bagus Nugroho, Azwar Anas, Arief Yaenudin,

Soni Harza, Dinar Rani, Ade Yuanita, , Hamid, Madya, Unggul, dll terima kasih atas suntikan moral ,bantuan, dukungan, semangat dan doanya. Semoga dapat lulus bersama.

10. Sahabat-sahabat ilkomers angkatan 2007 dan seluruh warga Program Studi Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
11. Mas Fahron, terima kasih atas bimbingan dalam pengerjaan skripsi ini.
12. Pihak lain yang telah membantu terselesaikannya skripsi ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis sadari bahwa masih banyak kekurangan dalam laporan ini disebabkan oleh keterbatasan kemampuan dan pengalaman. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada pembaca dan bisa diambil manfaatnya, baik oleh Penulis selaku mahasiswa maupun pihak-pihak lain yang tertarik untuk menekuni pengembangan *Addaptive Neuro Fuzzy System*.

Malang, 12 juli 2012

Penulis

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	iii
LEMBAR PERNYATAAN .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI .....	xiii
DAFTAR TABEL .....	xvii
DAFTAR GAMBAR .....	xix
DAFTAR SOURCE CODE .....	xxi
BAB I .....	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Batasan Masalah .....	4
1.5 Manfaat .....	5
1.6 Metode Penyelesaian Masalah.....	5
1.7 Sistematika Penulisan .....	6
BAB II.....	7
TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Listrik PLN .....	7
2.2.1 Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Beban Pemakaian Listrik.....	9
2.2.2 Penerapan Kecerdasan Buatan Dalam Prediksi .....	9
2.3 Logika <i>Fuzzy</i> .....	10
2.3.1 Himpunan Klasik ( <i>Crisp</i> ) .....	10
2.3.2 Himpunan <i>Fuzzy</i> .....	11
2.3.3 Fungsi Keanggotaan .....	12
2.4 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> .....	12
2.4.1 Metode Takagi Sugeno.....	14
2.4.2 <i>Clustering K-Means</i> .....	14
2.5 Jaringan Syaraf Tiruan.....	17
2.6 ANFIS.....	19
2.6.1 Arsitektur ANFIS .....	20

2.6.2	LSE ( <i>Least-Square Estimator</i> ).....	23
2.6.3	<i>Propagasi Error</i> .....	25
2.6.4	Akurasi Hasil Pengujian .....	28
BAB III.....		29
METODOLOGI DAN PERANCANGAN.....		29
3.1	Data Penelitian .....	30
3.2	Rancangan Penelitian.....	31
3.2.1	Tahap Pengumpulan Data.....	31
3.2.2	Studi Literatur .....	31
3.2.3	Wawancara Dengan Pakar .....	31
3.3	Analisa Dan Perancangan Sistem .....	32
3.3.1	Desain Arsitektur .....	32
3.3.2	Deskripsi Umum Sistem .....	33
3.4	Rancangan Sistem ANFIS Pelatihan dan ANFIS Pengujian.....	35
3.4.1	Rancangan Clustering Data dengan K-Means .....	38
3.4.2	Rancangan Menghitung Jarak <i>Eucledean</i> .....	39
3.4.3	Menghitung Means Dan Standar Deviasi .....	41
3.4.4	Menghitung Derajat Keanggotaan .....	42
3.4.5	Menghitung <i>Firing Strenght</i> .....	43
3.4.6	Menghitung Normalisasi Bobot.....	44
3.4.7	Menghitung Matriks Desain .....	45
3.4.8	<i>Consequent Parameter</i> .....	46
3.4.9	Menghitung <i>Output</i> Jaringan ANFIS.....	47
3.4.10	Menghitung <i>Error</i> .....	48
3.5	Contoh Perhitungan Manual .....	50
3.5.1	Perhitungan Nilai Tiap-Tiap Lapisan.....	50
3.5.2	Clustering K-Means .....	51
3.5.3.	Perhitungan Nilai Mean dan Standar Deviasi .....	55
3.5.4.	Perhitungan Derajat Keanggotaan ( <i>Output</i> Lapisan 1).....	56
3.5.5.	Perhitungan <i>Firing Strenght</i> ( <i>Output</i> Lapisan 2) ..	57
3.5.6.	Perhitungan Normalisasi <i>Firing Strenght</i> ( <i>Output</i> Lapisan 3) .....	58
3.5.7.	Menghitung <i>Consequent Paramater</i> Menggunakan LSE ( <i>Output</i> Lapisan 4).....	59
3.5.8.	<i>Output</i> Jaringan.....	63

3.5.9.	Propagasi Error - Steepest Descent.....	63
3.6	Perancangan Pengujian dan Analisis .....	65
3.7	Perancangan Antar Muka.....	67
BAB IV	.....	73
IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN	.....	73
4.1	Lingkungan Implementasi .....	73
4.1.1	Lingkungan Perangkat Keras .....	73
4.1.2	Lingkungan Perangkat Lunak.....	73
4.2	Implementasi Program.....	73
4.1	Implementasi Proses Pelatihan .....	73
4.2.1.1	Proses <i>Load Data Acces</i> .....	73
4.2.1.2	Proses Standarisasi Data .....	74
4.2.1.3	Proses <i>K-Means Clustering</i> .....	75
4.2.1.4	Proses Perhitungan Mean dan Standar Deviasi ....	76
4.2.1.5	Proses Derajat Keanggotaan .....	76
4.2.1.6	Proses <i>Firing strength</i> .....	77
4.2.1.7	Proses Normalisasi <i>Firing strength</i> .....	77
4.2.1.8	Proses Matriks Desain .....	77
4.2.1.9	Proses Konsekuen Parameter.....	78
4.2.1.10	Proses Propagasi Error.....	80
4.2.1.11	Proses <i>Update</i> Nilai Mean dan Standar Deviasi... 81	
4.2	Implementasi Proses Pengujian .....	83
4.3	Implementasi Antarmuka.....	85
4.3.1	Form Pelatihan.....	86
4.3.1.1	Antarmuka Input Data .....	86
4.3.1.2	Antarmuka Proses Pelatihan ANFIS .....	87
4.3.1.3	Antarmuka Output Jaringan ANFIS .....	88
4.3.1.4	Antarmuka Output Jaringan Terakhir.....	90
4.3.2	Form Pengujian.....	91
4.4	Sistematika Pengujian.....	92
4.4.1	Sistematika Uji Laju Pembelajaran dan Data latih	92
4.4.2	Sistematika Uji Perbandingan Output jaringan terhadap Data Aktual .....	92
4.5	Implementasi Ujicoba .....	93
4.5.1	Implemetasi Uji Laju Pembelajaran dan Data Latih .....	93

4.5.2	Implementasi Uji Perbandingan Output Jaringan Terhadap Data Aktual.....	95
4.6	Analisa Hasil.....	98
4.6.1	Analisa Hasil Uji laju Pembelajaran dan Data latih .....	98
4.6.2	Analisa Hasil Uji perbandingan Output Jaringan Terhadap Data Aktual.....	102
BAB V	.....	107
KESIMPULAN DAN SARAN .....		107
5.1	Kesimpulan .....	107
5.2	Saran .....	107
DAFTAR PUSTAKA.....		109
LAMPIRAN .....		113



## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Unit Pelayanan Jaringan Giri .....	8
Tabel 2. 2 Unit Pelayanan Jaringan Sidayu .....	8
Tabel 2. 3 Unit Pelayanan Jaringan Benjeng .....	8
Tabel 2. 4 Unit Pelayanan Jaringan Bawean .....	9
Tabel 2. 5 Perbandingan kinerja sistem <i>fuzzy</i> dengan JST (Lin, 1996) .....	10
Tabel 3. 1 Daftar Zona Distribusi Listrik Kabupaten Gresik .....	33
Tabel 3. 2 Contoh data-data pelatihan .....	50
Tabel 3. 3 Data yang akan di <i>cluster</i> .....	51
Tabel 3. 4 Standarisasi data dan bobot .....	52
Tabel 3. 5 Nilai Maksimum dan Minimum bobot .....	52
Tabel 3. 6 Nilai Centroid Awal .....	53
Tabel 3. 7 Jarak Euclidean iterasi 1 .....	53
Tabel 3. 8 Jarak Euclidean Iterasi 2 .....	54
Tabel 3. 9 Hasil Clustering .....	55
Tabel 3. 10 Nilai rata-rata (c) dan nilai standar deviasi (a) .....	56
Tabel 3. 11 <i>Output</i> Lapisan pertama .....	57
Tabel 3. 12 <i>Firing Strenght</i> .....	58
Tabel 3. 13 Normalisasi Firing Strenght .....	59
Tabel 3. 14 Output lapisan ke empat .....	61
Tabel 3. 15 Nilai hasil konsekuen .....	62
Tabel 3. 16 Nilai <i>f</i> .....	63
Tabel 3. 17 Perubahan nilai standart deviasi (a) .....	64
Tabel 3. 18 perubahan nilai mean (c) .....	64
Tabel 3. 19 Nilai $a_{ij}$ (Standrt Deviasi) baru .....	64
Tabel 3. 20 Nilai $c_{ij}$ (mean) baru .....	64
Tabel 3. 21 <i>Error</i> pada epoh terakhir .....	65
Tabel 3. 22 Contoh tabel laju error pelatihan .....	66
Tabel 3. 23 Perancangan tabel hasil perbandingan beban listrik aktual dan output jaringan .....	67
Tabel 4. 1 Pengujian laju Pembelajaran Untuk 24 Data latih .....	93
Tabel 4. 2 Pengujian laju Pembelajaran Untuk 36 Data latih .....	94
Tabel 4. 3 Pengujian laju Pembelajaran Untuk 48 Data latih .....	94
Tabel 4. 4 Uji laju pembelajaran dan banyaknya data latih .....	95

Tabel 4. 5 Pengujian tegangan listrik dengan 24 data latih .....96  
Tabel 4. 6 Pengujian tegangan listrik dengan 36 data latih .....97  
Tabel 4. 7 Pengujian tegangan listrik dengan 48 data latih .....98

# UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2- 1 (a) Teori himpunan klasik (b) Teori himpunan <i>fuzzy</i> (Kusumadewi, 2004). .....	12
Gambar 2- 2 Konsep Inferensi Fuzzy (Kusumadewi, 2010) .....	13
Gambar 2- 3 Struktur neuron jaringan syaraf (Kusumadewi, 2006) .....	18
Gambar 2- 4 Arsitektur Jaringan ANFIS Dengan 2 Input dan 1 Output (J ang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani,E., 1997). .....	21
Gambar 3- 1 Langkah-langkah penelitian .....	29
Gambar 3- 2 Arsitektur Alur ANFIS .....	32
Gambar 3- 3 ANFIS Pelatihan .....	36
Gambar 3- 4 ANFIS Pengujian .....	37
Gambar 3- 5 Flowchart Clustering data dengan K-Means .....	39
Gambar 3- 6 Flowchart jarak Eucledean .....	40
Gambar 3- 7 Flowchart menghitung means dan standar deviasi.....	41
Gambar 3- 8 Flowchart derajat keanggotaan.....	42
Gambar 3- 9 Flowchart Firing Strenght .....	43
Gambar 3- 10 Flowchart normalisasi bobot .....	44
Gambar 3- 11 Flowchart matrik desain .....	45
Gambar 3- 12 Flowchart menghitung consequent parameter menggunakan LSE .....	47
Gambar 3- 13 Flowchart output jaringan ANFIS.....	48
Gambar 3- 14 Flowchart hitung error jaringan.....	49
Gambar 3- 15 Perancangan antarmuka tampilan input data.....	68
Gambar 3- 16 Rancangan antarmuka proses ANFIS .....	69
Gambar 3- 17 Rancangan antarmuka output jaringan .....	70
Gambar 3- 18 Rancangan antarmuka output jaringan terakhir.....	71
Gambar 3- 19 Perancangan Antar Muka ANFIS pengujian.....	72
Gambar 4- 1 Form input data .....	86
Gambar 4- 2 Form proses ANFIS .....	87
Gambar 4- 3 Form output jaringan ANFIS .....	89
Gambar 4- 4 Form <i>Output</i> iterasi terakhir .....	90
Gambar 4- 5 Form Pengujian .....	91
Gambar 4- 6 Grafik Pengaruh Laju Pembelajaran Terhadap MSE Dengan Menggunakan 24 Data latih .....	99

Gambar 4- 7 Grafik Pengaruh Laju Pembelajaran Terhadap MSE Dengan Menggunakan 36 Data latih .....100

Gambar 4- 8 Grafik Pengaruh laju Pembelajaran Terhadap MSE dengan Menggunakan 48 Data Latih.....101

Gambar 4- 9 Grafik perbandingan data aktual dan *output* ANFIS menggunakan 24 data latih.....102

Gambar 4- 10 Grafik perbandingan data aktual dan output ANFIS dengan 36 data latih.....103

Gambar 4- 11 Grafik perbandingan data aktual dan output ANFIS dengan 48 data latih.....104



## DAFTAR SOURCE CODE

<i>Source Code 4. 1</i> Process load data acces .....	74
<i>Source Code 4. 2</i> Perhitungan standarisasi beban .....	74
<i>Source Code 4. 3</i> Prosedure K-means clustering .....	75
<i>Source Code 4. 4</i> Perhitungan mean dan standar deviasi .....	76
<i>Source Code 4. 5</i> Perhitungan derajat keanggotaan .....	77
<i>Source Code 4. 6</i> Perhitungan firing strength .....	77
<i>Source Code 4. 7</i> Perhitungan normalisasi firing strength .....	77
<i>Source Code 4. 8</i> Perhitungan matriks desain .....	78
<i>Source Code 4. 9</i> Perhitungan parameter konsekuen .....	80
<i>Source Code 4. 10</i> Perhitungan propagasi error .....	81
<i>Source Code 4. 11</i> Perhitungan nilai mean dan standar deviasi baru .....	83
<i>Source Code 4. 12</i> Prosedure implementasi pengujian .....	85



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Listrik merupakan suatu bentuk energi yang vital saat ini, sehingga dibutuhkan oleh masyarakat di seluruh dunia. Bahkan bisa dikatakan, listrik memegang peranan penting di kehidupan masyarakat saat ini karena peralatan-peralatan elektronik baik di rumah, kantor, perusahaan dan pabrik membutuhkan listrik sebagai tenaga penggerak. PT.PLN (Persero) sebagai pemasok listrik harus memiliki persediaan listrik yang cukup agar tetap bisa melayani pelanggan.

Peningkatan pemasok tenaga listrik pada beberapa tahun mendatang seharusnya semakin ditingkatkan sejalan dengan kemajuan ekonomi. Disamping itu, peningkatan pasokan listrik digunakan untuk mengantisipasi terjadinya pemadaman listrik bergilir. Karena besarnya konsumsi listrik pada rentang waktu tertentu tidak dapat dihitung secara pasti, maka untuk mempersiapkan pengembangan usaha energi listrik, PLN perlu merencanakan dengan menyusun suatu prediksi kebutuhan energi listrik agar beban konsumsi energi listrik dapat dipenuhi secara optimal.

Besarnya konsumsi energi listrik yang tidak diperkirakan dapat mempengaruhi kesiapan dari unit pembangkit untuk menyediakan pasokan listrik kepada konsumen. Ketidakseimbangan daya listrik antara suplai dan permintaan dapat mengakibatkan kerugian bagi PLN. Dari sisi pembangkit dapat terjadi pemborosan apabila daya yang dibangkitkan lebih besar dari penggunaan listrik di sisi konsumen. Pada sisi konsumen dapat terjadi pemadaman apabila daya yang dibangkitkan lebih kecil dari kebutuhan listrik konsumen. Menurut Sekretariat Kabinet Republik Indonesia pada tahun 2007- 2010 konsumsi listrik di Kabupaten Gresik mengalami peningkatan sebesar 4,98% per tahun. Rasio elektrifikasi listrik (listrik yang telah teraliri ke penduduk) di Gresik juga cukup tinggi yaitu mencapai 99,72% dengan cakupan desa sebanyak 358 desa/kelurahan dari 359 desa/kelurahan, hanya tersisa 1 desa di Kecamatan Sangkapura yang masih belum teraliri

listrik. Oleh karena itu, untuk mengantisipasi berkurangnya kapasitas daya listrik yang digunakan untuk kebutuhan masyarakat, dibutuhkan suatu prediksi yang dapat membantu pengelola persediaan kapasitas listrik seraca terencana.

Peramalan dan prediksi keduanya adalah hal yang berbeda. Menurut John E. Biegel pada tahun 1999 Peramalan adalah kegiatan memperkirakan tingkat permintaan produk yang diharapkan untuk suatu produk atau beberapa produk dalam periode waktu tertentu di masa yang akan datang. Peramalan dapat diartikan sebagai penggunaan data masa lalu dari sebuah variabel atau kumpulan variabel untuk mengestimasi nilai dimasa yang akan datang. Peramalan bersifat obyektif dimana *outputnya* belum terjadi dan analisis kesalahan mungkin terjadi. Sedangkan prediksi merupakan proses proyeksi waktu secara berurutan berdasarkan kesediaan data informasi yang ada untuk memperkirakan nilai dimasa yang akan datang. Pendekatan metode maupun teknik prediksi banyak digunakan mulai dari metode statistik sampai dengan metode kecerdasan buatan. Salah satu metode dalam kecerdasan buatan digunakan dalam prediksi beban pemakaian listrik PLN adalah ANFIS (*adaptive neuro fuzzy inference system*) sampai . Pada penulisan skripsi ini penulis lebih menekankan permasalahan pada prediksi dengan data *time series*.

Sistem ANFIS adalah salah satu dari banyak sistem yang menggabungkan kemampuan jaringan syaraf tiruan dan logika fuzzy atau lebih dikenal dengan *neuro-fuzzy* (Mardjaoui, 2011). Sistem ANFIS digunakan karena kemampuannya yang menggabungkan kelebihan-kelebihan dan mengurangi kelemahan dari sistem logika *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk prediksi. Menurut Cox pada tahun 1994, logika *fuzzy* memiliki kemampuan untuk menangani data pengetahuan lingkungan luar serta keupayaan dalam persepsi dan penalaran seperti otak manusia, namun tidak memiliki kemampuan untuk belajar dan beradaptasi. Sedangkan jaringan syaraf tiruan memiliki kemampuan untuk belajar dan beradaptasi namun tidak memiliki kemampuan untuk penalaran seperti logika *fuzzy* (Siang, 2005). Pada ANFIS, memiliki kelebihan dari kedua sistem tadi digabungkan sehingga didapatkan sebuah kecerdasan yang

memiliki kemampuan penalaran seperti logika *fuzzy* serta pembelajaran dan adaptasi seperti jaringan syaraf tiruan. Selain itu penentuan nilai parameter-parameter *fuzzy* yang dapat lebih optimal melalui fungsi pembelajaran yang ada pada jaringan syaraf tiruan (Jantzen, 1998).

Dalam membangun sebuah sistem fuzzy dikenal beberapa metode penalaran antara lain : Metode Mamdani, Metode Sugeno, Metode Tsukamoto, dan sebagainya. Penalaran dengan Metode Sugeno hampir sama dengan penalaran Mamdani, hanya saja *output* (konsekuen) sistem tidak berupa himpunan *fuzzy* melainkan berupa konstanta atau persamaan linier. Metode ini diperkenalkan oleh Takagi-Sugeno Kang pada tahun 1985. Sistem *fuzzy* Sugeno memperbaiki kelemahan yang dimiliki oleh sistem *fuzzy* murni untuk menambah suatu perhitungan matematika sederhana sebagai bagian THEN. Pada perubahan ini, sistem *fuzzy* memiliki suatu nilai rata-rata tertimbang (*Weighted Average Values*) di dalam bagian aturan *fuzzy* IF-THEN (kusumadewi, 2002). Menurut Jang pada tahun 1997, algoritma yang menggabungkan Steepest Descent (SD) dan Least Square Estimator (LSE) memiliki waktu yang relative lebih cepat dalam mengidentifikasi parameter-parameter linier dengan dukungan sistem komposisi berbasis *Fuzzy Inference* model Takagi Sugeno.

Penelitian terhadap beban pemakaian listrik sebelumnya sudah pernah dilakukan oleh Galang Jiwo, dkk (2010) mengenai Peramalan Beban Listrik menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Kohonen untuk meramalkan pemakaian listrik dalam kurun waktu satu hari ke depan dengan hasil tidak ditemukannya suatu representasi penalaran yang baik karena pada arsitektur jaringan syaraf tiruan sendiri tidak memiliki suatu sistem inferensi yang berguna sebagai penerjemah pengetahuan dari para pakar (Fuller,1995). Dari penelitian lainnya mengenai ANFIS yang dilakukan oleh Rendra (2010) mengenai Pengenalan Tulisan Tangan Angka Menggunakan ANFIS, didapatkan hasil bahwa ANFIS memiliki nilai keakuratan 62,5%. Dapat disimpulkan bahwa terdapat suatu metode yang memiliki representasi penalaran seperti logika *fuzzy* serta kemampuan untuk pembelajaran dan adaptasi

seperti jaringan syaraf tiruan yaitu dengan menggunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*).

Dari latar belakang yang telah dipaparkan maka penulis mengambil judul pada skripsi ini “**Prediksi Beban Pemakaian Listrik PLN Kabupaten Gresik Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System***”

## **1.2 Rumusan Masalah**

Dari latar belakang yang telah disebutkan di atas, maka dapat ditarik rumusan masalah sebagai berikut.

1. Bagaimana mengimplementasikan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) dalam melakukan prediksi beban pemakaian listrik?
2. Bagaimana hasil akurasi prediksi beban pemakaian listrik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

## **1.3 Tujuan**

Tujuan dari penulisan skripsi ini adalah:

1. Membangun sistem untuk prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
2. Menghitung tingkat akurasi dari metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam melakukan prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik .

## **1.4 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah laporan pemakaian beban listrik yang diperoleh dari Area Pelayanan Jaringan PT.PLN (Persero) kabupaten Gresik mulai bulan januari 2007 sampai dengan September 2011 total sebanyak 57 data.
2. Pembahasan hanya dibatasi pada prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik dengan memasukkan data diambil dari data beban listrik perzona wilayah.
3. Kelompok penggolongan beban pemakaian listrik dibagi menjadi dua kelompok yaitu golongan tegangan tinggi dan tegangan rendah dengan proses clustering yang digunakan adalah K-Means *clustering*.

4. Beban yang diprediksi adalah besar beban daya nyata (Watt) yang dikonsumsi pelanggan.
5. Prediksi beban pemakaian listrik yang dilakukan dalam jangka waktu perbulan dan hanya berlaku pada PLN Kabupaten Gresik.

### **1.5 Manfaat**

Manfaat yang dapat diambil dari penulisan skripsi ini adalah :

1. Mengetahui metode ANFIS dalam melakukan prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik dengan hasil berupa nilai beban pemakaian listrik yang nilainya dapat mengikuti sesuai jumlah kebutuhan konsumsi listrik pelanggan.
2. Mendapatkan keakuratan hasil prediksi dari metode ANFIS.
3. Membantu pihak instansi dalam hal permintaan daya dan dapat mengetahui beban pemakaian listrik untuk beberapa bulan kedepan agar selalu dapat memenuhi kebutuhan masyarakat.

Untuk lebih lanjutnya, harapan diwaktu yang akan datang metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System dapat dikembangkan untuk aplikasi yang berhubungan dengan prediksi.

### **1.6 Metode Penyelesaian Masalah**

Metode penyelesaian masalah yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu :

1. Studi Literatur

Membaca dan mempelajari beberapa literatur (jurnal, buku, ebook dan artikel dari *website*) mengenai pemodelan prediksi menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

2. Pengumpulan data

Melakukan pengumpulan data beban listrik bulanan selama bulan januari 2007 sampai dengan September 2011, pada area pelayanan jaringan kelistrikan di PT. PLN (Persero) kabupaten Gresik. Kemudian melakukan pengelompokan data untuk masing-masing bulan dan masing-masing unit pelayanan jaringan.

3. Perancangan dan implementasi sistem

Merancang dan membangun sebuah sistem yang mengimplementasikan proses prediksi beban pemakaian listrik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

4. Uji coba dan analisis hasil implementasi

Menganalisis hasil implementasi, yaitu hasil prediksi menggunakan ANFIS.

## **1.7 Sistematika Penulisan**

Skripsi ini akan menjabarkan keseluruhan penelitian yang dikelompokkan secara sistematis menjadi enam bab. Adapun pembagian bab-bab tersebut adalah:

### **BAB I PENDAHULUAN**

Dalam bab ini membahas mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, metode penyelesaian masalah, manfaat, serta sistematika penulisan.

### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini dijelaskan tentang teori-teori yang mendasari pembuatan sistem prediksi beban pemakaian listrik PLN kabupaten Gresik.

### **BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN**

Membahas Perancangan sistem, arsitektur sistem, diagram alur proses sistem, rancangan penelitian, dan contoh perhitungan manual.

### **BAB V IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN**

Bab ini membahas tentang lingkungan implementasi, implementasi sistem yang terbagi atas implementasi program dan implementasi antarmuka, serta analisa hasil uji coba.

### **BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini berisi tentang kesimpulan dari pembahasan bab sebelumnya serta saran dari keseluruhan penelitian.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Listrik PLN**

Listrik merupakan kondisi dari partikel subatomik seperti, proton dan elektron yang menyebabkan penarikan dan penolakan gaya diantaranya. Perlu diketahui bahwa terdapat istilah dari teori dasar listrik:

- a. Voltase merupakan beda potensial yang terdapat dikutub positif dan kutub negative. Beda potensial ini dapat menentukan besar kecilnya kuat arus yang mengalir dari kutub negative ke kutub positif.
- b. Daya listrik, yaitu kemampuan yang dimiliki oleh listrik untuk melakukan kegiatan dalam jangka waktu.

Perusahaan Listrik Negara (PLN) adalah sebuah BUMN yang mengelola semua aspek kelistrikan yang ada di Indonesia mulai dari pembangkitan, penyaluran sampai pendistribusian serta penjualan energi listrik. PT. PLN Distribusi Jawa Timur memiliki peran penting sebagai pusat pengelolaan pendistribusian dan penjualan energi listrik untuk wilayah Jawa Timur. Bidang Distribusi merupakan salah satu bidang yang secara operasional bertanggung jawab menggerakkan unit-unit APJ dan mengevaluasi energi listrik yang telah didistribusikan oleh unit-unit APJ di seluruh Jawa Timur.

PT. PLN Distribusi Jawa Timur didukung dengan 16 kantor cabang Area Pelayanan Jaringan (APJ) dan 1 Area Pengatur Distribusi (APD), sehingga dapat mendukung perusahaan dalam pelayanan kepada masyarakat seperti penambahan atau perubahan daya listrik dan melayani pemasangan listrik. Adapun 16 kantor APJ Distribusi Jawa Timur sebagai berikut : APJ Malang, APJ Pasuruan, APJ Kediri, APJ Mojokerto, APJ Madiun, APJ Jember, APJ Bojonegoro, APJ Banyuwangi, APJ Pamekasan, APJ Situbondo, APJ Gresik, APJ Ponorogo, APJ Sidoarjo, APJ Surabaya Selatan, APJ Surabaya Utara, APJ Surabaya Barat.

Area Pelayanan Jaringan Kabupaten Gresik membawahi 4 Unit Pelayan Jaringan (UPJ), dimana pada masing-masing UPJ membawahi dari beberapa kecamatan, diantaranya :

a. Unit Pelayanan Giri

Pada tabel 2.1 ditunjukkan Unit Pelayanan Jaringan Giri.

**Tabel 2. 1** Unit Pelayanan Jaringan Giri

Kecamatan	Luas Wilayah (Km <sup>2</sup> )
Kebomas	30,06
Manyar	95,42
Duduksampeyan	74,29

*Sumber : BPS Kabupaten Gresik tahun 2010*

b. Unit Pelayanan Sidayu

Pada tabel 2.2 ditunjukkan Unit Pelayanan Jaringan Sidayu.

**Tabel 2. 2** Unit Pelayanan Jaringan Sidayu

Kecamatan	Luas Wilayah (Km <sup>2</sup> )
Bungah	79,43
Sidayu	47,13
Dukun	59,09
Panceng	62,59
Ujungpangkah	94,82

*Sumber : BPS Kabupaten Gresik tahun 2010*

c. Unit Pelayanan Benjeng

Pada tabel 2.3 ditunjukkan Unit Pelayanan Jaringan Benjeng.

**Tabel 2. 3** Unit Pelayanan Jaringan Benjeng

Kecamatan	Luas Wilayah (Km <sup>2</sup> )
Wringinanom	62,62
Driyorejo	51,30
Kedamean	65,96
Menganti	68,71
Cerme	71,73
Benjeng	61,26
Balongpanggang	63,88

*Sumber : BPS Kabupaten Gresik tahun 2010*

d. Unit Pelayanan Bawean

Pada tabel 2.4 ditunjukkan Unit Pelayanan Jaringan Bawean.

**Tabel 2. 4** Unit Pelayanan Jaringan Bawean

Kecamatan	Luas Wilayah (Km <sup>2</sup> )
Sangkapura	118,72
Tambak	78,70

*Sumber : BPS Kabupaten Gresik tahun 2010*

### 2.2.1 Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Beban Pemakaian Listrik

Salah satu faktor yang menentukan dalam membuat rencana operasi sistem tenaga listrik adalah perkiraan yang akan dialami oleh system tenaga listrik yang bersangkutan. Tidak ada rumus eksak untuk ini karena besarnya beban ditentukan oleh para pemakai (konsumen) tenaga listrik yang secara bebas dapat menentukan pemakaiannya. Faktor-faktor penting yang besar pengaruhnya terhadap variasi beban pemakaian listrik :

1. Bertambahnya konsumsi tenaga listrik dari konsumen, misalnya karena konsumen membeli peralatan listrik tambahan.
2. Perubahan jumlah konsumen dikarenakan jumlah rumah tangga yang ada di Kabupaten tersebut mengalami kenaikan setiap tahunnya maka, permintaan terhadap sambungan listrik disektor tersebut juga mengalami peningkatan. Salah satu pemicu kenaikan tersebut adalah naiknya jumlah penduduk di Kabupaten Gresik sehingga keinginan masyarakat untuk mendirikan tempat pemukiman (rumah) juga semakin bertambah.

Berdasarkan uraian diatas dapat dimengerti bahwa tidak mungkin ditemukan rumus eksak untuk menentukan besarnya pemakaian beban listrik, tetapi pemakaian beban listrik dapat diperkirakan besarnya berdasarkan pengamatan di masa lalu kemudian diadakan prediksi untuk masa yang akan datang.

### 2.2.2 Penerapan Kecerdasan Buatan Dalam Prediksi

Prediksi (*prediction*) merupakan bagian vital bagi organisasi bisnis maupun perusahaan untuk setiap pengambilan keputusan yang

sangat signifikan. Menurut John E. Biegel pada tahun 1999, Prediksi adalah sebuah proses proyeksi waktu secara berurutan berdasarkan kesediaan data informasi yang ada untuk memperkirakan nilai dimasa yang akan datang. Pendekatan metode maupun teknik prediksi cukup banyak digunakan mulai dari metode statistik sampai dengan metode kecerdasan buatan.

Teknik kecerdasan buatan seperti *Adaptive Neuro Network* (ANN) dan *Fuzzy Logic* telah banyak digunakan sebagai alternatif model prediksi, baik dibidang kesehatan, pendidikan dll. Kedua teknik tersebut memiliki kinerja yang saling melengkapi, berikut beberapa perbandingan kinerja antara sistem *fuzzy* dengan jaringan syaraf tiruan, dapat dilihat pada tabel 2.7 (Lin, 1996).

**Tabel 2. 5** Perbandingan kinerja sistem *fuzzy* dengan JST (Lin, 1996)

Masalah	Teknik Penyelesaian	
	Sistem <i>Fuzzy</i>	Jaringan Syaraf Tiruan
Model Matematika	Baik	Buruk
Kemampuan Belajar	Buruk	Baik
Representasi pengetahuan	Baik	Buruk
Pengetahuan pakar	Baik	Buruk
Kemampuan optimasi	Buruk	Baik
Toleransi kegagalan	Baik	Baik
Toleransi ketidakpastian	Baik	Baik
Operasi waktu nyata	Baik	Baik

## 2.3 Logika *Fuzzy*

### 2.3.1 Himpunan Klasik (*Crisp*)

Pada dasarnya, teori himpunan *fuzzy* adalah perluasan dari teori himpunan klasik (*crisp*). Pada himpunan klasik, keberadaan

suatu elemen pada himpunan  $A$ , hanya akan memiliki 2 kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota  $A$  atau tidak menjadi anggota  $A$  (Chak,1998). Suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen ( $x$ ) dalam suatu himpunan  $A$ , sering dikenal dengan derajat keanggotaan, yang dinotasikan sebagai  $\mu_A(x)$ . Pada himpunan klasik, hanya ada 2 nilai atau derajat keanggotaan, yaitu  $\mu_A(x)= 1$  untuk  $x$  anggota  $A$  dan  $\mu_A(x) = 0$  untuk  $x$  bukan anggota  $A$ .

### 2.3.2 Himpunan *Fuzzy*

Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan suatu item  $x$  dalam suatu himpunan  $A$ , yang sering ditulis dengan  $\mu_A(x)$ , memiliki dua kemungkinan, yaitu:

- a. Satu (1), yang berarti bahwa suatu item menjadi anggota dalam suatu himpunan, atau
- b. Nol (0), yang berarti bahwa suatu item tidak menjadi anggota dalam suatu himpunan.

Jika pada himpunan *crisp*, nilai keanggotaan hanya ada 2 kemungkinan, yaitu 0 atau 1, 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:

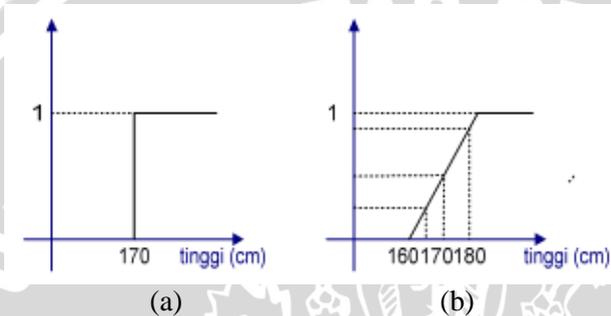
1. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti: TINGGI, SEDANG, RENDAH
2. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variable, seperti: 40, 25, 50, dsb.

Ada 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, dsb.
- b. Himpunan *Fuzzy* merupakan suatu group yang mewakili suatu kondisi tertentu dalam variabel *fuzzy* misalnya variabel umur dibagi atas 3 himpunan *fuzzy* yaitu muda, parobaya dan tua.
- 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 (Kusumadewi 2004). Perbedaan dari himpunan *fuzzy* dan himpunan klasik, dapat dilihat pada gambar 2-1.



Gambar 2- 1 (a) Teori himpunan klasik (b) Teori himpunan *fuzzy* (Kusumadewi, 2004).

### 2.3.3 Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang dapat digunakan seperti fungsi keanggotaan segitiga, fungsi keanggotaan trapezium, fungsi keanggotaan Gaussian, dan fungsi keanggotaan lonceng (*Generalized bell*). Pada skripsi ini menggunakan fungsi keanggotaan lonceng (*Generalized bell*), dapat dilihat pada persamaan 2.1.

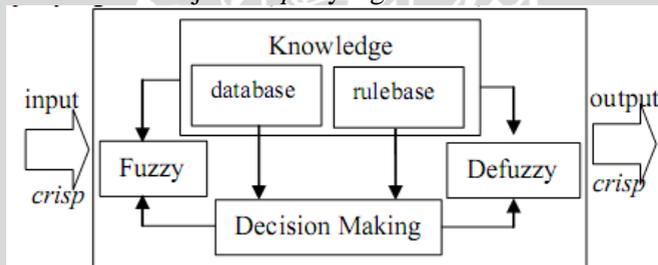
$$\mu_{g\_bell}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.1)$$

### 2.4 Sistem Inferensi *Fuzzy*

Dalam sistem inferensi *fuzzy* ada beberapa komponen utama yang dibutuhkan, komponen tersebut meliputi data

variabel *input*, data variabel *output*, dan data aturan. Untuk mengolah data masukan dibutuhkan beberapa fungsi meliputi fungsi fuzzifikasi yang terbagi 2, yaitu fungsi untuk menentukan nilai jenis keanggotaan suatu himpunan dan fungsi penggunaan operator. Fungsi fuzzifikasi akan mengubah nilai crisp (nilai aktual) menjadi nilai *fuzzy* (nilai kabur). Selain itu, dibutuhkan pula fungsi defuzzifikasi, yaitu fungsi untuk memetakan kembali nilai *fuzzy* menjadi nilai crisp yang menjadi *output*/nilai solusi permasalahan.

Proses FIS ditunjukkan pada Gambar 2.2 Input yang diberikan kepada FIS adalah berupa bilangan tertentu dan *output* yang dihasilkan juga harus berupa bilangan tertentu. Kaidah-kaidah dalam bahasa linguistik dapat digunakan sebagai input yang bersifat teliti harus dikonversikan terlebih dahulu, lalu melakukan penalaran berdasarkan kaidah-kaidah dan mengkonversi hasil penalaran tersebut menjadi *output* yang bersifat teliti.



**Gambar 2- 2 Konsep Inferensi Fuzzy (Kusumadewi, 2010)**

Keterangan :

1. FIS sebuah mekanisme dugaan yg dibuat dari hubungan *input* dan *output*.
2. *Rulebase* berisi aturan *fuzzy* if-then database yang menjelaskan *membership function* pada aturan *fuzzy*.
3. *Fuzzification Interface* merubah data masukan crisp menjadi sesuai dengan nilai-nilai linguistik.
4. *Defuzzification Interface* melakukan perubahan hasil *fuzzy* inferensi menjadi data *output* crisp.

### 2.4.1 Metode Takagi Sugeno

Dalam membangun sebuah sistem *fuzzy* dikenal beberapa metode penalaran antara lain : Metode Mamdani, Metode Sugeno, Metode Tsukamoto, dan sebagainya. Penalaran dengan Metode Sugeno hampir sama dengan penalaran Mamdani, hanya saja *output* (konsekuen) sistem tidak berupa himpunan *fuzzy* melainkan berupa konstanta atau persamaan linier

Sistem *fuzzy* Sugeno memperbaiki kelemahan yang dimiliki oleh sistem *fuzzy* murni untuk menambah suatu perhitungan matematika sederhana sebagai bagian THEN. Pada perubahan ini, sistem *fuzzy* memiliki suatu nilai rata-rata tertimbang (*Weighted Average Values*) di dalam bagian aturan *fuzzy* IF-THEN.

Sistem *fuzzy* Sugeno juga memiliki kelemahan terutama pada bagian THEN, yaitu dengan adanya perhitungan matematika sehingga tidak dapat menyediakan kerangka alami untuk merepresentasikan pengetahuan manusia dengan sebenarnya. Permasalahan kedua adalah tidak adanya kebebasan untuk menggunakan prinsip yang berbeda dalam logika *fuzzy*, sehingga ketidakpastian dari sistem *fuzzy* tidak dapat direpresentasikan secara baik dalam kerangka ini (Kusumadewi, 2002). Ada 2 model untuk sistem inferensi *fuzzy* dengan menggunakan metode Sugeno, yaitu orde-0 dan orde-1.

IF  $(x_1 \text{ is } A_1) \circ (x_2 \text{ is } A_2) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n)$  THEN  $z = k$

dengan  $A_i$  adalah himpunan *fuzzy* ke  $i$  sebagai anteseden,  $\circ$  adalah operator *fuzzy* (seperti AND atau OR), dan  $k$  adalah suatu konstanta sebagai konsekuen.

Sedangkan model *fuzzy* Sugeno orde-1, secara umum berbentuk :

IF  $(x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n)$  Then  $z = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q$

Dengan  $A_i$  adalah himpunan *fuzzy* ke- $i$  sebagai anteseden dan  $p_i$  adalah suatu konstanta (tegas) ke- $i$  dan  $q$  juga merupakan konstanta dalam konsekuen (Kusumadewi, 2002).

### 2.4.2 Clustering K-Means

Menurut Mac Queens, 1967, K-Means merupakan salah satu metode Data Mining yang bersifat tanpa arahan (*unsupervised*).

Ada dua jenis data clustering yang sering digunakan dalam proses pengelompokan data yaitu *hierarchical* (hirarki) data clustering dan *non-hierarchical* (non hirarki) data clustering. K-Means merupakan salah satu metode data clustering non hirarki yang mempartisi data yang ada ke dalam bentuk satu atau lebih cluster/kelompok. Metode ini mempartisi data ke dalam cluster/kelompok sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu cluster yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam cluster yang lain (Agusta, 2007).

Algoritma K-Means clustering merupakan salah satu metode pengelompokan *non-hierarchical* yang banyak digunakan untuk melakukan pengelompokan data karena prosedurnya mudah dan sederhana dalam mengklasifikasikan data (Anonymous, 2006). Langkah-langkah untuk melakukan pengelompokan dengan tujuan menghasilkan suatu data yang terkelompok adalah sebagai berikut (Santosa, 2007):

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. Standarisasi data dapat dilihat pada persamaan 2.2.

$$X_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{Min_j}}{X_{Max_j} - X_{Min_j}}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k \quad (2.2)$$

Dimana :

$X_{ij}$  = Data yang distandarisasi

$X_{Min_j}$  = Nilai min pada table ke – j

$X_{Max_j}$  = Nilai max pada table 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 random. Pusat – pusat cluster diberi nilai awal dengan angka-angka *random*.
  - c. Tempatkan setiap data/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. Rumusnya dapat dilihat pada persamaan 2.3 sebagai berikut :

$$d(x,y) = \|x - y\|^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.3)$$

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 titik pusat cluster.

- d. Hitung kembali pusat cluster dengan keanggotaan cluster yang sekarang. Pusat cluster adalah rata-rata dari semua data/obyek dalam cluster tertentu. Jika dikehendaki bisa juga memakai median dari cluster tersebut dengan menggunakan rumus pada persamaan 2.4.

$$W = \frac{(x_1 + x_2 + \dots + x_n)}{n} \quad (2.4)$$

Dimana :

$W$  = bobot tiap input

$x_n$  = data input

$n$  = jumlah data

- e. Hitung kembali pusat cluster dengan keanggotaan cluster yang sekarang. Pusat cluster adalah rata-rata dari semua data/obyek dalam cluster tertentu. Jika dikehendaki bisa juga memakai median dari cluster tersebut. Jadi rata-rata (mean) bukan satu-satunya ukuran yang bisa dipakai.
- f. 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 tiga sampai pusat cluster tidak berubah lagi.
- g. Lakukan pencarian mean dan standar deviasi dari data yang telah tercluster dengan menggunakan rumus persamaan 2.5 dan persamaan 2.6:

$$\bar{x} = \frac{(x_1+x_2+\dots+x_n)}{\Sigma n} \quad (2.5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\Sigma(x-\bar{x})^2}{n-1}} \quad (2.6)$$

Keterangan :

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

$\sigma$  = Standar deviasi

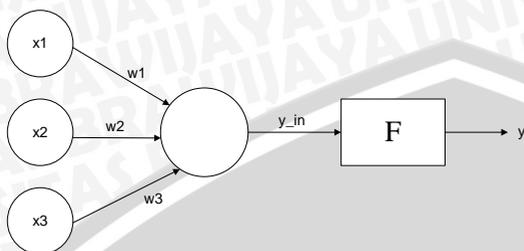
$x_1$  = Data input ke-1

$n$  = Banyaknya data

## 2.5 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan di sini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (Fausett, 1994).

Ada beberapa tipe jaringan syaraf, namun demikian hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron dan ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan nama bobot. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Pada gambar 2.3 ditunjukkan struktur neuron pada jaringan syaraf.



**Gambar 2- 3 Struktur neuron jaringan syaraf (Kusumadewi, 2006)**

Jika dilihat, neuron buatan pada gambar 2.3 sebenarnya mirip dengan sel neuron biologis. Neuron-neuron buatan tersebut bekerja dengan cara yang sama pula dengan neuron-neuron biologis. Informasi (disebut dengan input) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu. Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang datang. Hasil penjumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang tertentu melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Apabila input tersebut melewati suatu nilai ambang tertentu, maka neuron tersebut akan diaktifkan, tapi kalau tidak, maka neuron tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila neuron tersebut diaktifkan, maka neuron tersebut akan mengirimkan *output* melalui bobot *outputnya* ke semua neuron yang berhubungan dengannya, demikian seterusnya.

Menurut bentuknya, ada 3 macam arsitektur jaringan syaraf, yaitu (Kusumadewi, 2006) :

- a. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal (*single layer net*).
- b. Jaringan syaraf dengan banyak lapisan (*multilayer net*).
- c. Jaringan syaraf dengan lapisan kompetitif (*competitive layer net*).

Sedangkan menurut pola koneksi dengan jaringan, jaringan syaraf tiruan dapat dibagi ke dalam 2 kategori, yaitu (Widodo, 2005):

- a. Struktur *feedforward*

Sebuah jaringan yang sederhana mempunyai struktur *feedforward* dimana signal bergerak dari *input* kemudian

melewati lapisan tersembunyi dan akhirnya mencapai unit *output* (mempunyai struktur perilaku yang stabil).

Tipe jaringan *feedforward* mempunyai sel syaraf yang tersusundari beberapa lapisan. Lapisan input bukan merupakan sel syaraf. Lapisan ini hanya memberi pelayanan dengan mengenalkan suatu nilai dari suatu variabel. Lapisan tersembunyi dan lapisan *output* sel syaraf terhubung satu sama lain dengan lapisan sebelumnya. Kemungkinan yang timbul adalah adanya hubungan dengan beberapa unit dari lapisan sebelumnya atau terhubung semuanya (lebih baik).

b. Struktur *recurrent (feed back)*

Jika suatu jaringan berulang (mempunyai koneksi kembali dari *output* ke *input*) akan menimbulkan ketidakstabilan dan akan menghasilkan dinamika yang sangat kompleks. Jaringan yang berulang sangat menarik untuk diteliti dalam Jaringan Syaraf Tiruan, namun sejauh ini struktur *feedforward* sangat berguna untuk memecahkan masalah.

Ketika sebuah Jaringan Syaraf digunakan. *Input* dari nilai suatu variabel ditempatkan dalam suatu input unit, dan kemudian unit lapisan tersembunyi dan lapisan *output* menjalankannya. Setiap lapisan tersebut menghitung nilai aktivasi dengan mengambil jumlah bobot output dari setiap unit dari lapisan sebelumnya dan kemudian dikurangi dengan nilai ambang. Nilai aktifasi kemudian melalui fungsi aktifasi untuk menghasilkan output dari sel syaraf. Ketika semua unit pada Jaringan Syaraf telah dijalankan maka aksi dari lapisan output merupakan output dari seluruh jaringan syaraf.

## 2.6 ANFIS

ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) adalah arsitektur yang secara sama dengan *fuzzy rule base* model sugeno. Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan syaraf tiruan dengan fungsi radial yang memiliki sedikit batasan tertentu. Bisa dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang mana dalam melakukan penyetelan aturan digunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data.

Penggunaan metode ANFIS telah diterapkan dalam berbagai aplikasi. Kemajuan ini karena metode tersebut menggabungkan keunggulan antara *Fuzzy Logic* dan *Neural Network*. Dari namanya dapat diketahui bahwa metode ANFIS adalah suatu *Neural Network* yang secara fungsional meniru cara kerja *Fuzzy Logic* dalam menangani suatu sistem.

ANFIS secara umum digambarkan bagaimana menjabarkan himpunan parameter-parameter jaringan adaptif dimana parameter ANFIS sendiri dibedakan menjadi 2, yaitu parameter premis dan parameter konsekuensi yang dapat memfasilitasi aturan pelatihan hybrid pada arsitektur ANFIS yang dapat mewakili model *fuzzy* Sugeno. Pelatihan *hybrid* dilakukan dua langkah yaitu langkah maju dan langkah balik (Widodo, 2005).

### 2.6.1 Arsitektur ANFIS

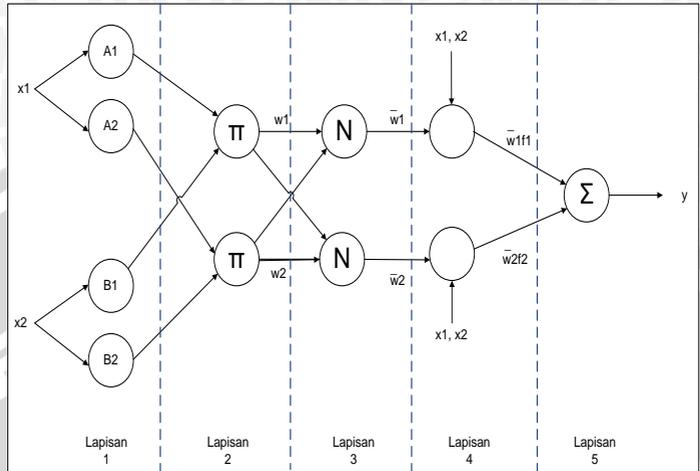
Ada 2 input  $x_1$ ,  $x_2$  dan satu *output*  $y$ . Ada 2 aturan pada basis aturan model Sugeno (Jang, 1997). Pada persamaan 2.7 ditunjukkan aturan model sugeno:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \text{ Then } y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10} \quad (2.7)$$

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \text{ Then } y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}$$

Jika  $\alpha$  predikat untuk aturan ke dua aturan adalah  $w_1$  dan  $w_2$ , maka pada persamaan 2.8 dapat dihitung rata-rata terbobot. Pada gambar 2.4 merupakan gambar dari arsitektur jaringan ANFIS.

$$y = \frac{w_1y_1 + w_2y_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1y_1 + \bar{w}_2y_2 \quad (2.8)$$



**Gambar 2- 4** Arsitektur Jaringan ANFIS Dengan 2 Input dan 1 Output (J ang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani,E., 1997).

Berdasarkan gambar 2.4 Menyatakan ekivalen arsitektur ANFIS, dimana simpul-simpul (*node*) pada lapisan (*layer*) yang sama mempunyai fungsi yang sama.

ANFIS mempunyai 5 lapisan dengan 2 input dan 1 output, dimana lingkaran menunjukkan simpul tetap sedangkan persegi menunjukkan node adaptif. Berikut penjelasan dari tiap-tiap lapisan pada arsitektur jaringan ANFIS (Jantzen, 1998) :

**a. Lapisan 1: Fuzzifikasi**

Tiap-tiap neuron *i* pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. *Output* dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu :  $\alpha_{A1}(x_1)$ ,  $\alpha_{B1}(x_2)$ ,  $\alpha_{B2}(x_2)$ . Sebagai contoh digunakan fungsi *Gaussian Bell* sebagai fungsi keanggotaan, seperti pada persamaan 2.9:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2} \quad (2.9)$$

dimana :

a = bahu kurva

c = pusat kurva

$\mu(x)$  = derajat keanggotaan

$x$  = nilai masukan

dimana  $\{a,c\}$  adalah parameter-parameter, dengan nilai  $b = 1$ . Parameter dalam lapisan ini disebut *parameter premis*. Dimana  $\mu_A(x)$  adalah derajat keanggotaan,  $a$  adalah deviasi standard dan  $c$  adalah mean atau parameter. Parameter  $a$  dan  $c$  inilah yang dapat berubah dikarenakan umpan mudur yang dilakukan oleh jaringan ANFIS.

**b. Lapisan 2 : Perkalian Fuzzy**

Tiap-tiap neuron pada lapisan ke dua berupa neuron tetap pada *outputnya* adalah hasil dari masukan. Setiap *node* pada lapisan ini adalah *node* tetap dengan keluarannya adalah produk dari sinyal yang datang. Pada persamaan 2.10 merupakan rumus dari lapisan 2 yaitu perkalian fuzzy.

$$W_i = \mu_A(x) \cdot \mu_B(y), i= 2, \dots, n \quad (2.10)$$

Dimana :

$w_i$  = nilai derajat keanggotaan

Setiap node pada keluaran node dari lapisan ini menyatakan kuat penyulutan (*fire strength*) dari tiap aturannya,  $w_i$ . Dimana  $\mu_A(x)$  adalah derajat keanggotaan himpunan A dan  $\mu_B(y)$  adalah derajat keanggotaan himpunan B.

**c. Lapisan 3 : Pembobotan**

Tiap-tiap neuron pada lapisan ke tiga berupa *node* tetap yang merupakan hasil penghitungan rasio dari  $\alpha$  predikat ( $w$ ), dari aturan ke- $i$  terhadap jumlah dari keseluruhan  $\alpha$  predikat. Pada persamaan 2.11 merupakan rumus dari lapisan 3 yaitu pembobotan.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \text{ dengan } i = 1, 2. \quad (2.11)$$

dimana :

$w_i$  = kekuatan tembak normal

$N$  = normalisasi

Output yang dihasilkan dari proses ini dikenal dengan kuat penyulutan ternormalisasi *normalized firing strength*.

**d. Lapisan 4 : Penjumlahan**

Tiap – tiap node pada lapisan ke empat merupakan node adaptif terhadap suatu output. Pada persamaan 2.12 merupakan rumus dari lapisan 4.

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (c_{i1} x_1 + c_{i2} x_2 + c_{i0}); \quad (2.12)$$

dimana :

$c_{i1}$  = *consequent parameter* pada masukan  $x_1$  ke-i.

$c_{i2}$  = *consequent parameter* pada masukan  $x_2$  ke-i.

$c_{i0}$  = *consequent parameter* yang bertindak sebagai konstanta ke-i.

$x_1$  dan  $x_2$  = masukan.

$f_i$  = aturan ke-i

Dengan  $\bar{w}_i$  adalah *normalized firing strength* pada lapisan ke tiga dan  $\{c_{i1}, c_{i2}, c_{i0}\}$  adalah parameter-parameter pada neuron tersebut. Parameter-parameter pada lapisan tersebut disebut dengan nama *consequent parameters*.

**e. Lapisan 5 : Defuzzifikasi**

Tiap-tiap neuron pada lapisan ke lima adalah node tetap yang merupakan jumlahan dari semua masukan. Sebagai penjumlahan semua sinyal datang. Pada persamaan 2.13 merupakan rumus dari lapisan 5 defuzzyfikasi.

$$\sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.13)$$

Dimana :  $w_i$  = nilai derajat keanggotaan ke-i

$f_i$  = aturan ke-i

**2.6.2 LSE (Least-Square Estimator)**

Pada pembelajaran, terdapat satu *output* pada jaringan adaptif, dapat dilihat pada persamaan 2.14 yaitu (Jang, 1997) :

$$O = F(i, S) \quad (2.14)$$

Dimana :

$i$  = vektor input

S = Parameter Set

F = fungsi yang diimplementasikan

Jika terdapat fungsi H sedemikian hingga fungsi komposit  $H \circ F$  adalah linier untuk elemen-elemen S, maka elemen-elemen ini dapat diidentifikasi dengan metode LSE. Kemudian parameter S dapat dibagi menjadi 2, dapat dilihat pada persamaan 2.15 yaitu (Jang, 1997) :

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (2.15)$$

Dimana :

S = Parameter set

$\oplus$  = Melambangkan penjumlahan langsung

Sedemikian hingga  $H \circ F$  linear untuk elemen-elemen  $S_2$ , kemudian dengan mengaplikasikan H ke dalam persamaan 2.16, diperoleh (Jang, 1997) :

$$H(o) = H \circ F (B_i, S) \quad (2.16)$$

Dimana

$H(o) =$  fungsi identitas dan persamaan tersebut linier pada  $S_2$

Dengan member nilai awal pada  $S_1$  dan memasukan *training* data pada persamaan 2.17 akan diperoleh matriks sebagai berikut :

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

Dimana :

A = matrik  $m \times n$  (disebut desain matrik)

$\theta$  = vektor  $n \times 1$  yang belum diketahui, elemennya adalah parameter  $S_2$

y= vektor *output*  $m \times 1$

Baris ke ke-i dari gabungan matrik  $[A \mid y]$  dinotasikan sebagai  $[a_i^T \mid y]$ . Apabila  $m = n$ , maka dapat ditentukan nilai  $\theta$  dari persamaan 2.17, dapat dilihat pada persamaan 2.18 sebagai berikut.(Jang, 1997).

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

dimana

$\theta$  = unik

$A^T$  = matrik transpose dari A

$(A^T A)^{-1} A^T y$  = pseudoinverse dari A jika  $(A^T A)$  adalah *non singular*

Jika  $m > n$ , maka persamaan 2.17 harus dimodifikasi dengan ditambahkan vektor error  $e$ , sehingga dapat dilihat pada persamaan 2.19 (Jang,1997):

$$A\theta + e = y \quad (2.19)$$

Dimana

$A$  = matrik  $m \times n$  (disebut desain matrik)

$\theta$  = vektor  $n \times 1$  yang belum diketahui, elemennya adalah parameter  $S_2$

$e$  = error

$y$  = vektor *output*  $m \times 1$

Untuk mendapatkan solusi eksak dari persamaan 2.17, maka harus dicari  $\theta = \hat{\theta}$  yang meminimumkan jumlah kuadrat error, dapat dilihat pada persamaan 2.20 sebagai berikut (Jang,1997).

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e = (y - A\theta)^T (y - A\theta) \quad (2.20)$$

Dimana

$e = y - A\theta$  adalah vektor *error* yang terjadi akibat pemilihan  $\theta$

Jumlah kuadrat error pada persamaan 2.20 akan menjadi minimum apabila  $\theta = \hat{\theta}$ , yang sering disebut dengan nama *Least-Square Estimator* (LSE).

Salah satu metode LSE yang digunakan adalah LSE Rekursif. Pada LSE rekursif, ditambahkan suatu pasangan data yaitu  $[A^T \ y]$  sehingga terdapat sebanyak  $(m+1)$  pasangan data. Kemudian dihitung kembali LSE  $\theta_{k+1}$  dengan bantuan  $\theta_k$ . Hal semacam ini disebut dengan nama LSE Rekursif.

Karena jumlah parameter ada sebanyak  $n$ , maka untuk menyelesaikan matriks  $n \times n$  dapat dihitung dengan menggunakan metode invers, dapat dilihat pada persamaan 2.21 dan persamaan 2.22 sebagai berikut (Jang,1997) :

$$P_n = (A_n^T A_n)^{-1} \quad (2.21)$$

$$\theta_n = P_n A_n^T Y_n \quad (2.22)$$

Nilai  $P_0$  dan  $\theta_0$  dihitung berdasarkan persamaan 2.21 dan persamaan 2.22.

### 2.6.3 Propagasi Error

Selanjutnya, jaringan adaptif tersebut dapat kita latih untuk mendapatkan nilai parameter  $a$  dan  $c$ , pada persamaan pada lapisan 1

dengan mengambil nilai  $b = 1$ , sehingga dapat dilihat pada persamaan 2.23:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.23)$$

Dimana :

$\mu(x)$  = derajat keanggotaan

$x$  = masukan

$c$  = pusat kurva

$a$  = bahu kurva

Untuk melakukan perbaikan terhadap  $a$  dan  $c$  tersebut, digunakan model propagasi *error* dengan konsep *gradient descent*. Pada jaringan adaptif seperti gambar 2.4 yang terdiri atas 5 lapisan, dan memiliki sebanyak  $N(L)$  neuron pada lapisan ke- $L$ , maka jumlah kuadrat *error* (SSE) pada lapisan ke- $L$  data ke- $p$ ,  $1 \leq p \leq N$ , dapat dilihat pada persamaan 2.24:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(L)} (d_k - X_{L,k})^2 \quad (2.24)$$

#### a. Error pada lapisan ke 5

Apabila kita memilih jaringan adaptif seperti pada gambar 2.8, yang hanya memiliki 1 neuron pada lapisan *output* (neuron 13), maka *propagasi error* yang menuju pada lapisan ke-5 dapat dirumuskan pada persamaan 2.25 sebagai berikut:

$$\varepsilon_{13} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} = -2(d_{13} - x_{13}) = -2(y_p - y_p) \quad (2.25)$$

Dengan  $y_p$  adalah target output data pelatihan ke- $p$ , dan adalah *output* jaringan pada data pelatihan ke- $p$ .

#### b. Error pada lapisan ke 4

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.8 *Propagasi error* yang menuju pada lapisan ke-4, yaitu neuron 11 dan neuron 12 dapat dirumuskan pada persamaan 2.26 dan persamaan 2.27 sebagai berikut :

$$\varepsilon_{11} = \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13} \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.26)$$

$$\text{Karena } f_{13} = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2, \text{ maka } \frac{\partial f_{13}}{\partial (\overline{w}_2 f_2)} = 1 \quad (2.27)$$

### c. Error pada lapisan ke 3

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.8 *Propagasi error* yang menuju pada lapisan ke-3 yaitu neuron 9 dan neuron 10 dapat dirumuskan pada persamaan 2.28 dan persamaan 2.29 sebagai berikut :

$$\varepsilon_9 = \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left( \frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} \left( \frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} f_1 \quad (2.28)$$

dan

$$\varepsilon_{10} = \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left( \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} \left( \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} f_2 \quad (2.29)$$

### d. Error pada lapisan ke 2

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.4. *Propagasi error* yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu neuron 7 dan neuron 8 dapat dirumuskan pada persamaan 2.30 dan persamaan 2.31 sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \varepsilon_7 &= \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left( \frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) \left( \frac{\partial f_9}{\partial x_7} \right) + \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left( \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left( \frac{\partial f_{10}}{\partial x_7} \right) \\ &= \varepsilon_9 \left( \frac{\partial f_9}{\partial x_7} \right) + \varepsilon_{10} \left( \frac{\partial f_{10}}{\partial x_7} \right) \\ &= \varepsilon_9 \left( \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_{10} \left( -\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\ &= \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10}) \end{aligned} \quad (2.30)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_8 &= \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left( \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left( \frac{\partial f_{10}}{\partial x_8} \right) + \left( \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left( \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left( \frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) \left( \frac{\partial f_9}{\partial x_8} \right) \\ &= \varepsilon_{10} \left( \frac{\partial f_{10}}{\partial x_8} \right) + \varepsilon_9 \left( \frac{\partial f_9}{\partial x_8} \right) \\ &= \varepsilon_{10} \left( \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_9 \left( -\frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\ &= \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9) \end{aligned} \quad (2.31)$$

### e. Error pada lapisan ke 1

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.8. *Propagasi error* yang menuju pada lapisan ke-1, yaitu neuron 3, 4, 5, dan 6 dapat dirumuskan pada persamaan 2.32 sampai dengan persamaan 2.35 sebagai berikut:

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \left( \frac{\partial f_7}{\partial x_3} \right) = \varepsilon_7 \mu_{BI}(x_2) \quad (2.32)$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \left( \frac{\partial f_8}{\partial x_4} \right) = \varepsilon_8 \mu_{B2}(x_2) \quad (2.33)$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_8 \left( \frac{\partial f_7}{\partial x_5} \right) = \varepsilon_7 \mu_{A1}(x_1) \quad (2.34)$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \left( \frac{\partial f_8}{\partial x_6} \right) = \varepsilon_8 \mu_{A1}(x_1) \quad (2.35)$$

Selanjutnya, error tersebut dapat digunakan untuk mencari informasi error terhadap parameter a dan c, dapat dilihat pada persamaan 2.36 dan persamaan 2.37 sebagai berikut :

$$\varepsilon_{aik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 (1 + \frac{(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^2})^2} \quad (2.36)$$

dan

$$\varepsilon_{cik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 (1 + \frac{(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^2})^2} \quad (2.37)$$

Dari persamaan 2.36 dan 2.37, perubahan nilai parameter  $a_{ik}$  dan  $c_{ik}$  ( $\Delta a_{ik}$  dan  $\Delta c_{ik}$ ) dapat ditentukan sebagai berikut, dapat dilihat pada persamaan 2.38 dan 2.39:

$$\Delta a_{ik} = \eta \varepsilon_{aik} x_i, \text{ dan} \quad (2.38)$$

$$\Delta c_{ik} = \eta \varepsilon_{cik} x_i \quad (2.39)$$

dengan  $\eta$  adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval  $[0,1]$ . Sehingga nilai  $a_{ik}$  dan  $c_{ik}$  yang baru dapat dilihat pada persamaan 2.40 dan persamaan 2.41:

$$a_{ik} = a_{ik} (\text{lama}) + \Delta a_{ik}, \text{ dan} \quad (2.40)$$

$$c_{ik} = c_{ik} (\text{lama}) + \Delta c_{ik} \quad (2.41)$$

## 2.6.4 Akurasi Hasil Pengujian

Presentase mutlak kesalahan (*Mean Square Error*) digunakan untuk mempelajari performa Anfis, dapat dilihat pada persamaan 2.42 (N. Kartam, I. Flood and J. Garrett, Editors, 1996)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (F_t - \bar{F}_t)^2}{n} \quad (2.42)$$

Keterangan :

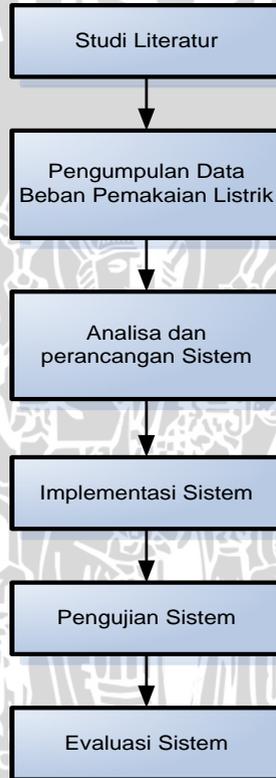
$F_t$  = permintaan aktual periode t

$\bar{F}_t$  = prediksi permintaan periode t

N = jumlah data prediksi

### BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN

Pada bab metodologi dan perancangan ini berisi mengenai metode perhitungan dimana data-data yang didapat akan dihitung dan kemudian dianalisa. Secara umum tahapan dari penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada gambar 3.1



**Gambar 3- 1 Langkah-langkah penelitian**

Dari gambar di atas, secara lebih rinci tahapan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

### 1. Studi literatur

Pada tahap ini, dilakukan pencarian informasi mengenai segala sesuatu yang berhubungan dengan yang tertulis di skripsi dengan membaca buku dan *browsing*.

### 2. Pengumpulan data

Pada tahap ini, pengumpulan data data laporan pemakaian listrik perbulan yang terdiri dari beban pemakaian listrik APJ PLN Kabupaten Gresik dalam (Watt), periode bulan Januari 2007 sampai dengan September 2011.

### 3. Analisa dan perancangan sistem

Pada tahap ini, dilakukan analisa dan perancangan mengenai prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dengan aturan penalaran sistem inferensi *fuzzy* Takagi Sugeno orde 1.

### 4. Pembuatan sistem

Pada tahap ini, hasil dari analisa dan perancangan yang telah dilakukan diimplementasikan ke dalam perangkat lunak.

### 5. Pengujian sistem

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap sistem dengan memasukkan data latih dan data uji.

### 6. Evaluasi sistem

Pada tahap ini, dilakukan evaluasi terhadap sistem yang telah diuji. Hasil dari pengujian tersebut di analisa dan dievaluasi sehingga diharapkan apabila nantinya sistem akan dikembangkan, hasilnya akan lebih optimal.

## 3.1 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan untuk prediksi beban pemakaian listrik PLN dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) diambil dari data time series beban pemakaian listrik perzona (per unit pelayanan) yang ada di Kabupaten Gresik periode bulan Januari tahun 2007 sampai dengan bulan September tahun 2011.

Data beban pemakaian listrik diperoleh dari hasil penggunaan listrik pelanggan PLN Kabupaten Gresik perbulan, sehingga dalam penelitian skripsi ini dipilih metode prediksi

dengan model runtun waktu (*time series*) perbulan atas dasar kesediaan data yang ada.

### **3.2 Rancangan Penelitian**

Rancangan penelitian dalam skripsi ini memiliki beberapa tahapan yang harus dilalui. Tahapan-tahapan tersebut meliputi tahap pengumpulan data, perancangan sistem ANFIS, proses pengujian dan evaluasi yang meliputi proses pelatihan dan prediksi kesesuaian berdasar masukan data kedalam sistem, yakni data beban pemakaian listrik.

#### **3.2.1 Tahap Pengumpulan Data**

Pada penelitian skripsi kali ini pengumpulan data dan penggalian informasi mengenai pengolahan data listrik PLN dilakukan dengan beberapa cara yaitu dengan studi literatur dan wawancara dengan pakar.

#### **3.2.2 Studi Literatur**

Dalam perancangan penelitian ini, untuk mencari informasi mengenai prediksi beban pemakaian listrik PLN Kabupaten Gresik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), informasi tentang pengolahan listrik serta segala informasi yang berkaitan dengan penyusunan skripsi ini dilakukan dengan cara membaca buku literatur, browsing internet maupun dari penelitian sebelumnya. Studi literatur ini mempelajari mengenai sistem penyaluran daya listrik, karakteristik beban listrik, perhitungan dengan menggunakan ANFIS, perhitungan kesalahan (*error*) antara nilai sebenarnya dengan perhitungan.

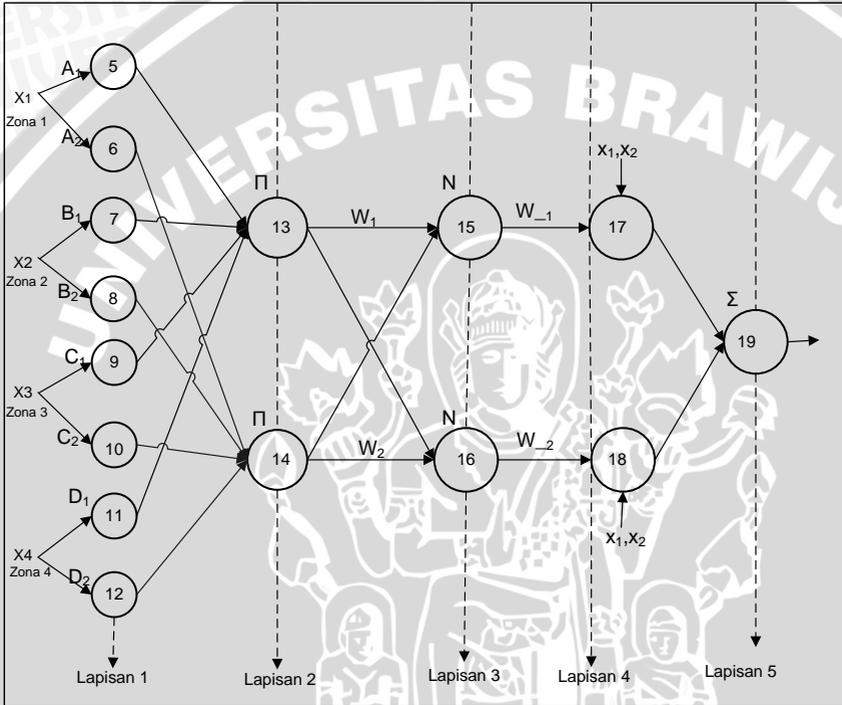
#### **3.2.3 Wawancara Dengan Pakar**

Setelah data dikumpulkan, peneliti melakukan wawancara dengan pakar yang paham mengenai hal pengolahan data listrik PLN, dalam hal ini wawancara dilakukan dengan pegawai dari APJ PLN Kabupaten Gresik bagian Perencanaan Produksi dan Pengawas Teknis. Topik wawancara yang dijadikan bahan diskusi meliputi hal-hal yang berhubungan dengan pengolahan beban pemakaian listrik dan persediaan kapasitas listrik di wilayah Kabupaten Gresik

### 3.3 Analisa Dan Perancangan Sistem

#### 3.3.1 Desain Arsitektur

Pada penelitian skripsi ini, desain arsitektur sistem mengacu pada dasar arsitektur alur maju dan alur mundur jaringan ANFIS, yakni dapat dilihat pada gambar 3-2:



Gambar 3- 2 Arsitektur Alur ANFIS

- $x_1, x_2, x_3 \dots x_4$  pada lapisan1 merupakan inputan beban pemakaian listrik perzona
- $A_1 \& A_2 \dots D_1 \& D_2$  : angka 1 menandakan cluster beban pemakaian listrik tinggi perzona, angka2 menandakan beban pemakaian sedang dan angka 3 menandakan beban pemakaian rendah.
- $w_1, w_2$  pada lapisan 2 menandakan bobot dari setiap cluster.

- d.  $\bar{w}_1, \bar{w}_2$  pada lapisan 3 menandakan bobot ternormalisasi dari cluster yang dibentuk.
- e. Nilai  $E_5, E_6, E_7, \dots, E_{19}$  merupakan node error masing-masing lapisan

### 3.3.2 Deskripsi Umum Sistem

Sistem yang akan dibuat dalam skripsi ini adalah sistem mengenai prediksi beban listrik PLN menggunakan metode ANFIS. Parameter masukan berupa beban pemakaian listrik PLN dari total 4 zona (Unit Pelayanan) pendistribusian listrik di kabupaten Gresik dengan hasil *output* prediksi berupa beban pemakaian listrik perbulan dari total seluruh unit pelayanan yang ada. Nilai  $X_1$  menandakan beban pemakaian listrik PLN pada zona 1, nilai  $X_2$  menandakan beban pemakaian listrik PLN pada zona 2, nilai  $X_3$  menandakan beban pemakaian listrik PLN pada zona 3, nilai  $X_4$  menandakan beban pemakaian listrik PLN pada zona 4. Adapun daerah yang dicakupi dari tiap zona seperti pada tabel 3.1 berikut, (BPS Kabupaten Gresik, 2010):

**Tabel 3. 1**Daftar Zona Distribusi Listrik Kabupaten Gresik

Zona	Unit Pelayanan	Daerah Pelayanan
Zona 1	Unit Pelayanan Giri	Kebomas, Manyar, Dudusampeyan
Zona 2	Unit Pelayanan Sidayu	Bungah, Sidayu, Panceng, Dukun, Ujungpangkah
Zona 3	Unit Pelayanan Benjeng	Wringinanom, Driyorejo, Kedamean, Menganti, Cerme, Benjeng, Balongpanggang
Zona 4	Unit Pelayanan Bawean	Sangkapura, Tambak

Sistem ini dibagi menjadi 3 proses utama yaitu proses pengelompokan data (*cluster*), proses pelatihan ANFIS dan proses penghitungan error balik tiap lapisan. Pada proses pengelompokan data (*cluster*) dilakukan pengelompokkan beban pemakaian listrik perzona dengan nilai linguistik variabel berupa Tinggi (1) dan Rendah(2). Kemudian selanjutnya dilakukan pengelompokan data

untuk menentukan nilai awal parameter *mean* ( $\mu$ ) dan *standar deviasi* ( $\sigma$ ).

Pada proses pelatihan (*training*) dengan ANFIS digunakan kombinasi algoritma *Least Square Estimator* (LSE) pada alur maju dan *Error Back Propagation* (EBP) pada alur mundur. Pada algoritma belajar ini, nilai parameter premis akan tetap saat alur maju, namun sebaliknya parameter konsekuen akan terupdate saat alur mundur. Seperti yang ditunjukkan pada gambar 3-2, pada layer 1 dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan *fuzzy* untuk mentransformasikan masukan himpunan klasik (*crisp*) ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis Gaussian bell dimana fungsi keanggotaan ini terdiri dari dua parameter, yaitu *mean* dan *standar deviasi* yang didapat dari hasil pengelompokan data (*cluster*). Parameter tersebut pada metode ANFIS selanjutnya disebut sebagai parameter premis.

Pada layer 2 dan layer 3 selanjutnya dilakukan proses *inference engine fuzzy* (sistem inferensi *fuzzy*) yang telah ditentukan rule *fuzzy* untuk perhitungan berikutnya. Pada skripsi ini inferensi *fuzzy* yang digunakan adalah Takagi Sugeno orde 1 dengan dua (2) rule yang ditentukan, yaitu jika  $A_1$  bertemu dengan  $B_1, C_1, D_1$ , maka akan dilanjutkan ke  $W_1$ , jika  $A_2$  bertemu dengan  $B_2, C_2, D_2$ , maka akan dilanjutkan ke  $W_2$  dan seterusnya. Nilai  $W_1$  dan  $W_2$  didapatkan dari hasil pencarian nilai minimum untuk masing-masing input keanggotaan *fuzzy*. Pada layer 4 dilakukan proses perhitungan nilai matriks desain untuk mentransformasikan hasil *fuzzy* ke dalam bentuk keluaran *crisp*. Pada layer ini dilakukan perhitungan LSE untuk mendapatkan parameter nilai konsekuen. Pada layer 5 dilakukan proses *summary* dari *output* pada layer 4 sebagai penjumlahan semua sinyal yang masuk dengan diberikan label ( $\Sigma$ ) yang digunakan untuk menghitung semua keluaran. LSE digunakan untuk memperbaiki nilai *consequent parameter* sampai didapat nilai *error* yang kecil pada langkah maju, pada langkah mundur menggunakan propogasi error untuk memperbaiki nilai *premise parameter*, selanjutnya menghitung error keluaran dari jaringan.

Pada modul perhitungan error balik dilakukan perhitungan *error* balik *output* jaringan pada tiap-tiap layer dan juga pelatihan terhadap *variable* yang dihasilkan. Perbandingan target *output*

dengan *output* jaringan yang telah terbentuk kemudian dicocokkan dengan nilai *error* jaringan, jika *error* yang didapatkan masih lebih besar dari *error* yang diharapkan, maka akan dilakukan perbaikan pada parameter premis dengan algoritma *Steepest Descend* sampai diperoleh nilai  $c_{ij}$  (*mean*) baru dan  $a_{ij}$  (*standart deviasi*) baru untuk kemudian dilakukan perhitungan *output* jaringan kembali sampai dengan menemukan hasil *error* yang kurang dari atau sama dengan *error* yang diharapkan.

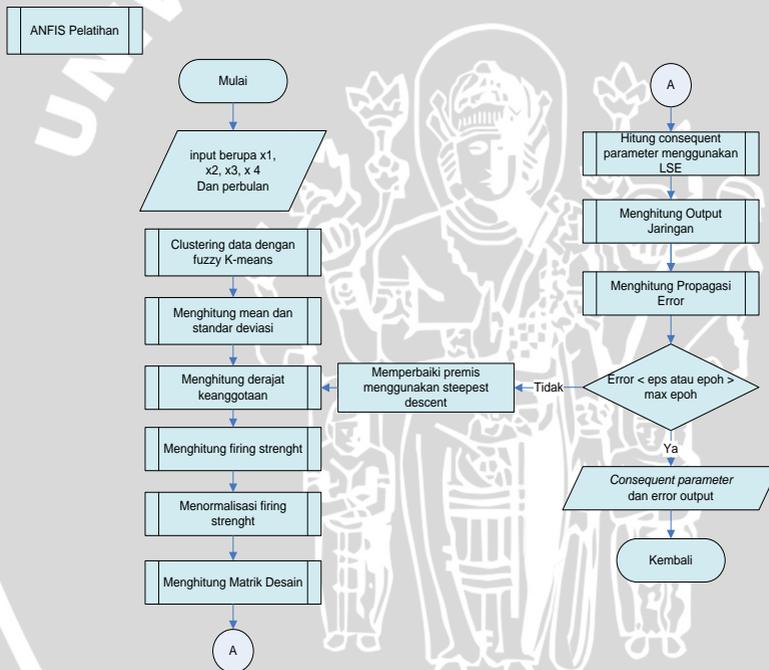
### 3.4 Rancangan Sistem ANFIS Pelatihan dan ANFIS Pengujian

Pada penelitian ini, rancangan sistem ANFIS pelatihan dan pengujian untuk proses prediksi beban pemakaian Listrik PLN secara umum meliputi beberapa langkah yang perlu dilakukan. Langkah-langkah pada ANFIS pelatihan ialah sebagai berikut :

- a. Inputan yang digunakan bulan dan  $x_1, x_2, x_3, x_4$ . Data pada proses ini adalah dengan menggunakan data pelatihan.
- b. Lakukan pengelompokkan data dengan menggunakan algoritma *fuzzy K-Means*.
- c. Lakukan perhitungan mean (c) dan standar deviasi (a) berdasar cluster yang terbentuk.
- d. Setelah standar deviasi dan mean diketahui maka lakukan perhitungan derajat keanggotaan dari tiap-tiap masukan dengan fungsi keanggotaan *Gaussian Bell*.
- e. Selanjutnya derajat keanggotaan yang didapatkan dari tahap sebelumnya akan dikalikan satu sama lain untuk mendapatkan kuat penyulutan *strength* ( $w_i$ ).
- f. Lakukan normalisasi terhadap nilai *strength* yang telah didapatkan sebelumnya untuk mendapatkan nilai kuat penyulutan ternormalisasi (*normalized fire strength*),  $\bar{w}_i$ .
- g. Lakukan perhitungan matriks desain yang digunakan untuk inputan LSE.
- h. Lakukan penentuan parameter-parameter konsekuensi dengan menggunakan metode *Least Square Estimation* (LSE).
- i. Lakukan perhitungan keluaran keseluruhan dari semua sinyal yang dihasilkan sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang dan dianggap sebagai *output* jaringan.

- j. Lakukan perbandingan *output* jaringan yang dihasilkan akan dibandingkan dengan target *output* untuk mencari *error* jaringan.
- k. Jika *error* yang didapatkan masih lebih besar dari *error* yang diharapkan, maka akan dilakukan perbaikan pada parameter premis dengan algoritma *Steepest Descend* sampai diperoleh *error* yang kurang dari atau sama dengan *error* yang diharapkan.
- l. Lakukan perbandingan target *output* dengan output jaringan yang terbentuk yang kemudian dicocokkan dengan nilai *error* jaringan yang ditampilkan.

Adapun flowchart dari langkah-langkah rancangan sistem ANFIS diatas, dapat digambarkan seperti pada gambar 3-3

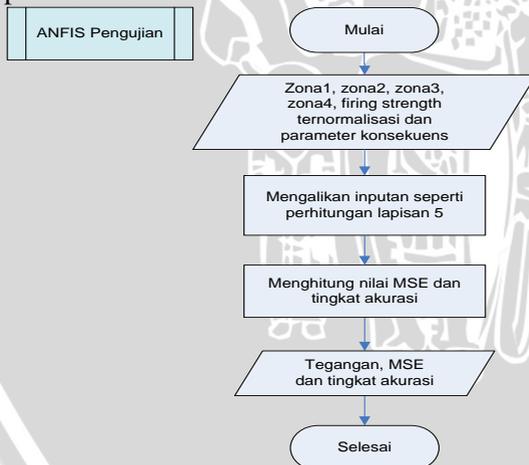


**Gambar 3- 3 ANFIS Pelatihan**

ANFIS pengujian merupakan sub proses dari proses pengujian. Tahapan untuk ANFIS pengujian adalah sebagai berikut :

1. Inputan yang digunakan adalah zona1, zona2, zona3, zona4, firing strength ternormalisasi dan parameter konsekuensi.
2. Inputan ini akan langsung dilewatkan pada lapisan keempat sesuai dengan gambar 3.4, kemudian akan dihitung nilai perkalian antara parameter konsekuensi, *firing strength* ternormalisasi, dan nilai-nilai inputan. Nilai yang dihasilkan adalah output jaringan.
3. Hasilnya didefuzzifikasi dan menghasilkan output yang kemudian akan diinterpretasikan sebagai prediksi beban pemakaian listrik.
4. Kemudian dihitung nilai MSE nya dengan menggunakan persamaan dan dihitung tingkat akurasi dari prediksi beban pemakaian listrik.
5. Output pada proses ini adalah prediksi beban pemakaian listrik, nilai MSE dan tingkat akurasi.

Flowchart proses ANFIS pengujian dapat digambarkan seperti pada Gambar 3-4.



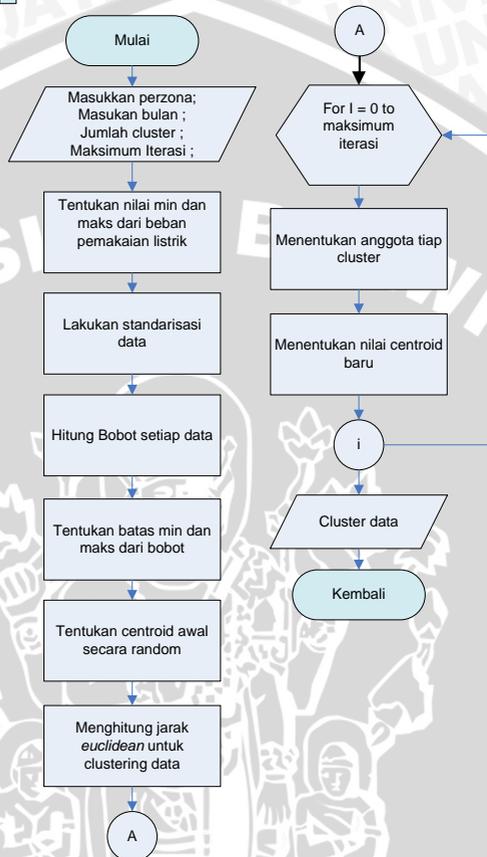
**Gambar 3- 4 ANFIS Pengujian**

### 3.4.1 Rancangan Clustering Data dengan K-Means

Penerapan ANFIS dalam skripsi kali ini dimulai dari proses *clustering* (pengelompokan data) menggunakan algoritma *fuzzy K-Means* yang berfungsi untuk memudahkan penentuan kelas-kelas data yang akan digunakan pada pembentukan fungsi keanggotaan serta melakukan pengelompokan data berdasarkan model aturan yang telah ditentukan. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah fungsi keanggotaan *Gaussian Bell* dikarenakan fungsi keanggotaan *Gaussian Bell* sesuai dengan data yang bersifat berkesinambungan dengan runtun waktu, dalam hal ini beban pemakaian listrik dikatakan bersifat berkesinambungan karena beban pemakaian listrik didapat dari banyaknya pelanggan yang memakai listrik bulan. Adapun langkah-langkah untuk melakukan *clustering* data dengan algoritma *fuzzy K-Means* adalah sebagai berikut :

- a. Menentukan nilai minimum dan maksimum dari data parameter.
- b. Lakukan standarisasi data dengan menjumlahkan nilai-nilai setiap parameter beban pemakaian listrik di setiap datanya.
- c. Hitung nilai bobot (*weight*) setiap data dari hasil standarisasi data yang sudah dilakukan dengan cara membagi nilai standarisasi data yang terbentuk dengan jumlah parameter beban pemakaian listrik.
- d. Tentukan batas nilai minimum dan nilai maksimum dari bobot nilai yang terbentuk.
- e. Tentukan nilai centroid awal secara random sesuai dengan batas minimum dan maksimum yang sudah ditentukan.
- f. Lakukan perhitungan jarak *Euclidean*.
- g. Tentukan anggota cluster berdasarkan jarak *Euclidean*.
- h. Tentukan nilai centroid sampai dengan iterasi ke-*i* sampai tidak terjadi perubahan pola data.
- i. Tampilkan hasil cluster yang telah terbentuk dan masukkan data tersebut sesuai dengan cluster yang telah terbentuk.

Untuk lebih jelasnya, alur flowchart untuk algoritma *fuzzy K-Means* digambarkan seperti pada gambar 3-5.



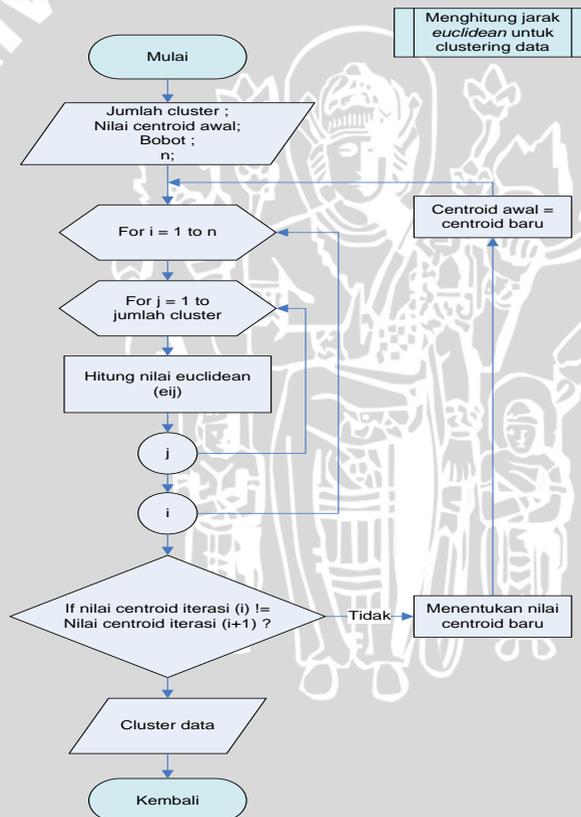
Gambar 3- 5 Flowchart Clustering data dengan K-Means

### 3.4.2 Rancangan Menghitung Jarak Euclidean

Perhitungan jarak euclidean merupakan sub proses dari proses pengelompokan data menggunakan algoritma *fuzzy* K-Means, gunanya untuk menentukan ukuran kemiripan atau ketidakmiripan antar data. Adapun langkah-langkah sebagai berikut:

Sesudah masukan jumlah cluster, nilai centroid awal dan bobot ditentukan, lakukan perulangan terhadap jumlah data ( $n$ ) sesuai dengan jumlah cluster yang telah ditentukan sebelumnya.

- Lakukan perhitungan nilai *euclidean* untuk masing-masing data sesuai dengan cluster.
- Setelah nilai euclidean didapatkan, lakukan perhitungan nilai centroid baru berdasar nilai bobotnya.
- Jika nilai centroid pada iterasi sebelumnya sama dengan nilai centroid pada saat iterasi, maka iterasi berhenti dan menampilkan cluster data, namun jika nilai centroid tidak sama maka lakukan perhitungan untuk menentukan centroid baru sampai dengan nilai centroid tidak berubah
- Jika nilai centroid sudah tidak berubah, maka hasil cluster yang terbentuk akan ditampilkan. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 3-6



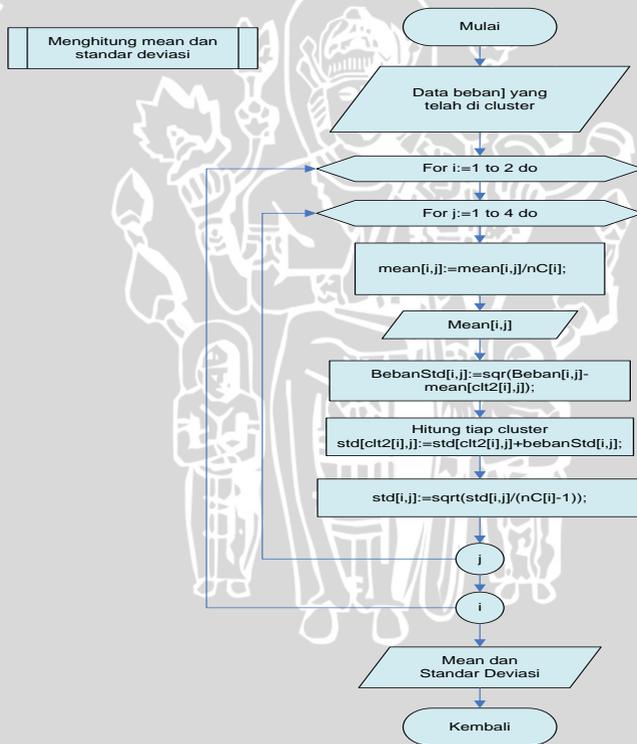
**Gambar 3- 6 Flowchart jarak Euclidean**

### 3.4.3 Menghitung Means Dan Standar Deviasi

Langkah-langkah untuk mendapatkan nilai mean dan standar deviasi adalah sebagai berikut :

- Inputan yang digunakan adalah  $x_1, x_2, x_3, x_4$  yang telah di cluster.
- Hitung nilai mean dan standar deviasi sesuai dengan persamaan 2.5 dan persamaan 2.6.
- Setelah selesai, akan ditampilkan nilai mean dan standar deviasi keseluruhan lalu dimasukkan ke dalam perhitungan rumus *Gaussian Bell* untuk perhitungan layer 1 (derajat keanggotaan).

Adapun untuk flowchart subproses dari perhitungan mean dan standar deviasi ditunjukkan pada gambar 3-7.

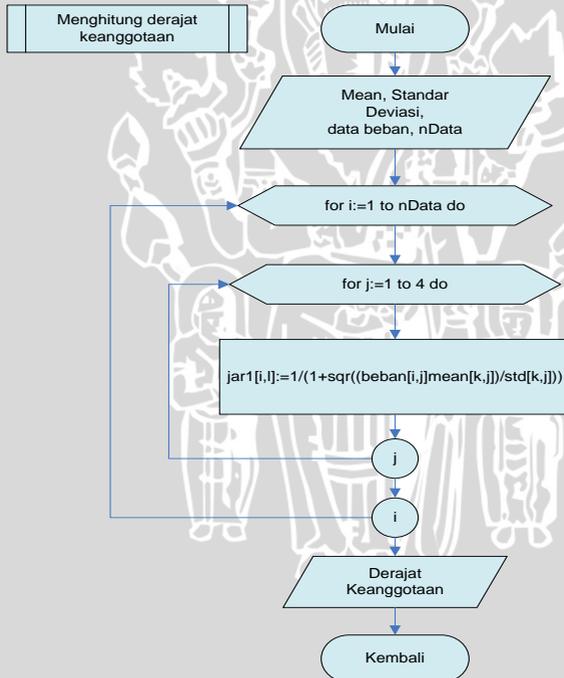


Gambar 3- 7 Flowchart menghitung means dan standar deviasi

### 3.4.4 Menghitung Derajat Keanggotaan

Langkah-langkah untuk mendapatkan derajat keanggotaan dari setiap data adalah sebagai berikut :

- Hasil dari perhitungan mean dan standar deviasi tersebut selanjutnya diproses untuk mendapatkan nilai derajat keanggotaan.
- Lakukan perhitungan derajat keanggotaan dengan fungsi *Gaussian Bell*.
- Lakukan perhitungan derajat keanggotaan sesuai dengan jumlah data (n) dan jumlah parameter (m) terhadap masing-masing cluster (kelas) yang terbentuk.
- Setelah perhitungan derajat keanggotaan dilakukan maka diperoleh nilai derajat keanggotaan untuk setiap data. Dapat dilihat pada gambar 3-8.



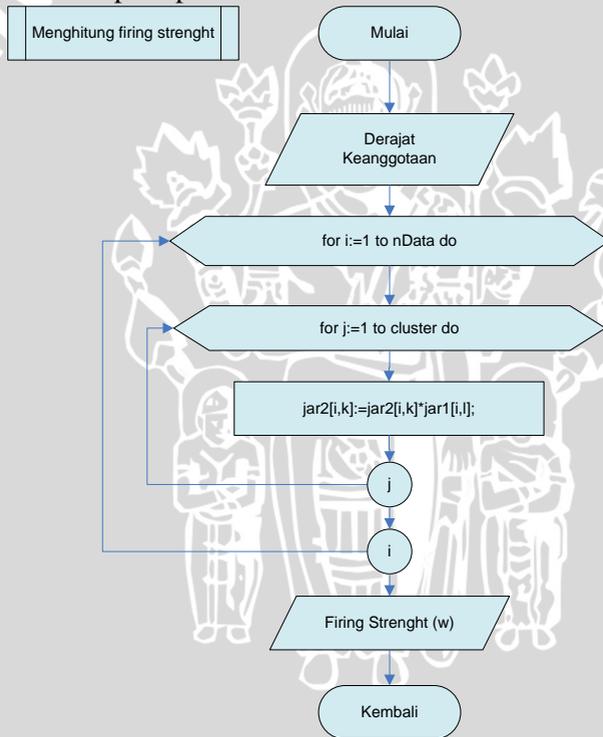
Gambar 3- 8 Flowchart derajat keanggotaan

### 3.4.5 Menghitung *Firing Strenght*

Menghitung *firing strenght* merupakan sub proses dari proses pelatihan dan pengujian. Proses ini terdapat pada lapisan kedua dan arsitektur jaringan dapat dilihat pada gambar 3.2. Tahapan untuk menghitung *firing strenght* adalah sebagai berikut :

1. Inputan yang digunakan adalah derajat keanggotaan yang telah dihitung di tahap sebelumnya.
2. Melakukan perhitungan *firing strenght* sesuai dengan persamaan 2.10.
3. Hasil akhir dari perhitungan ini adalah nilai *firing strenght*.

Flowchart proses menghitung *firing strenght* dapat digambarkan seperti pada Gambar 3.11.

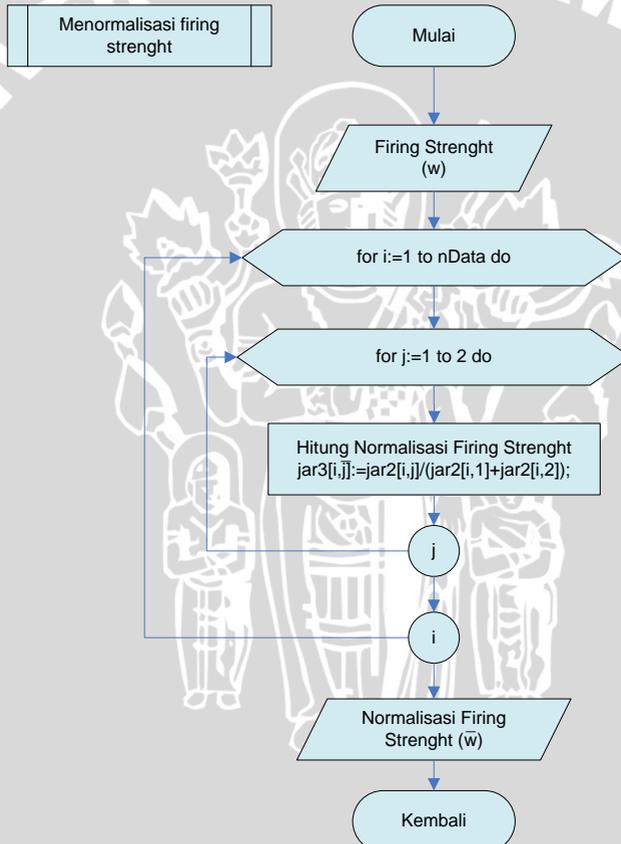


Gambar 3- 9 Flowchart Firing Strenght

### 3.4.6 Menghitung Normalisasi Bobot

Langkah untuk menghitung normalisasi bobot adalah sebagai berikut :

- Hasil perhitungan nilai *strength* dan parameter penilaian selanjutnya dilakukan perhitungan normalisasi kuat penyuluhan
- Melakukan perhitungan nilai kuat penyuluhan sesuai dengan persamaan 2.11 sampai dengan nilai kuat penyuluhan yang telah terbentuk ( $w_i$ )
- Tampilkan hasil dari kuat penyuluhan ternormalisasi dari setiap data.

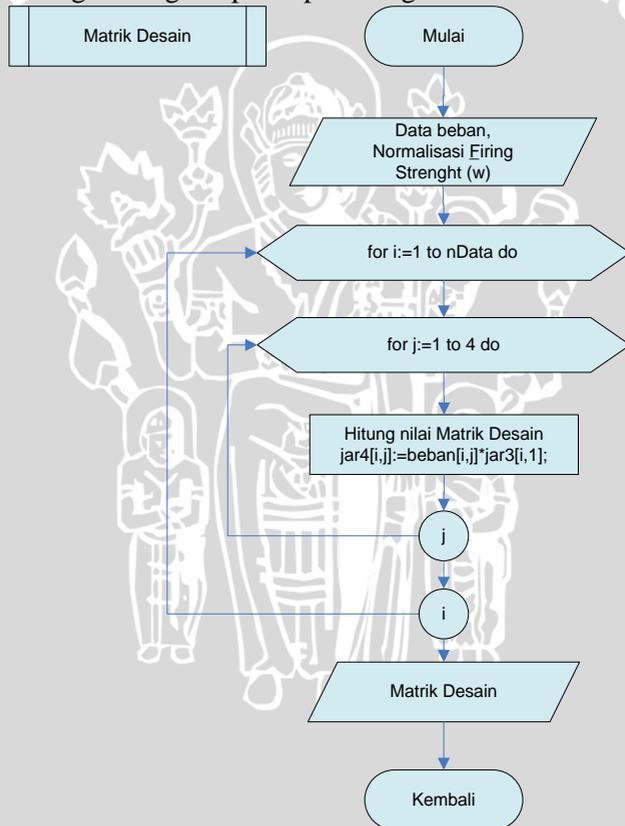


Gambar 3- 10 Flowchart normalisasi bobot

### 3.4.7 Menghitung Matriks Desain

Langkah untuk menghitung matriks desain adalah sebagai berikut:

- Hasil perhitungan nilai kuat penyuluhan ternormalisasi selanjutnya dilakukan proses perhitungan matriks desain
- Lakukan perhitungan matriks desain sesuai dengan persamaan 2.12 sampai dengan jumlah data ( $n$ ), banyaknya inputan ( $x_{ij}$ ), nilai kuat penyuluhan ( $w_i$ ) dan jumlah parameter ( $m$ ) terhadap masing-masing cluster (kelas) yang telah terbentuk
- Parameter pada lapisan tersebut disebut *consequent parameters* yang berfungsi sebagai inputan perhitungan LSE.



Gambar 3- 11 Flowchart matrik desain

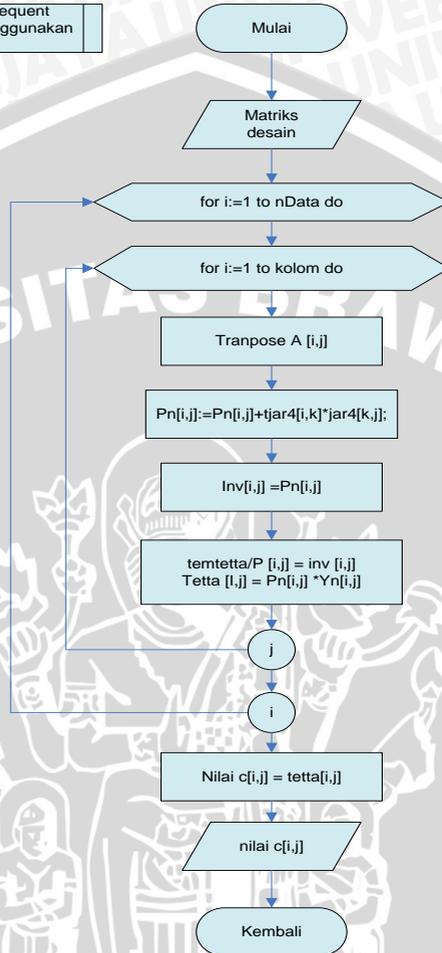
### 3.4.8 *Consequent Parameter*

Menghitung *consequent parameter* menggunakan LSE merupakan sub proses dari proses pelatihan. Proses ini terdapat pada lapisan keempat dan arsitektur jaringan dapat dilihat pada gambar 3-2. Tahapan untuk menghitung *consequent parameter* menggunakan LSE adalah sebagai berikut:

1. Inputan yang digunakan adalah matrik  $A_{ij}$  dan output jaringan yang terdapat pada data aktual.
2. Setelah mendapatkan matrik desain yaitu matrik  $A_{ij}$  ini digunakan untuk menghitung nilai *consequent parameter* dengan menggunakan LSE.
3. Langkah awal yang dilakukan adalah mentranspose matrik desain.
4. Mengalikan matrik  $A_{ij}$  dengan matrik  $A_{ij}$  yang telah di transpose. Hasil pengalihan tersebut nantinya akan digunakan pada proses invers.
5. Hasil yang telah di invers ini disebut dengan P. Melakukan perhitungan P dapat dilihat juga pada persamaan 2.21.
6. Mencari nilai tetha dengan mengalikan hasil invers dengan output jaringan.
7. Nilai tetha inilah yang disebut dengan nilai dari parameter-parameter yang adaptif atau  $Pn_{ij}$
8. Hasil akhir dari perhitungan ini adalah nilai parameter  $Pn_{ij}$  atau disebut dengan *consequent parameter*. Dari proses perhitungan *consequent parameter* akan digunakan untuk proses pengujian.

Flowchart proses menghitung *consequent parameter* dapat digambarkan seperti pada Gambar 3-12.

Hitung consequent parameter menggunakan LSE

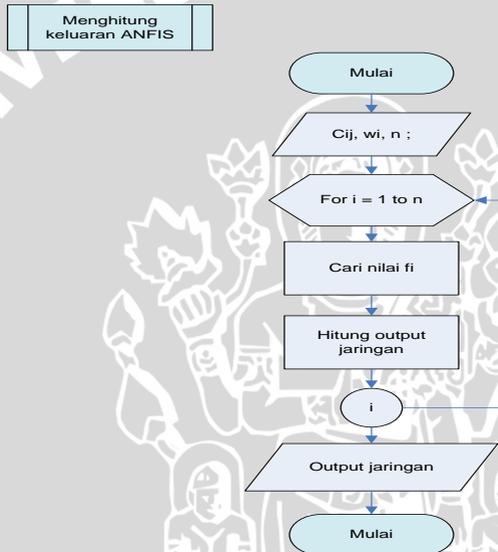


**Gambar 3- 12 Flowchart menghitung consequent parameter menggunakan LSE**

### 3.4.9 Menghitung *Output* Jaringan ANFIS

Langkah untuk menghitung keluaran (*output*) jaringan dari prediksi beban pemakaian listrik menggunakan ANFIS adalah sebagai berikut :

- Nilai *output* jaringan didapat setelah melakukan perhitungan mencari nilai  $f_i$  atau  $(y_i)$  sesuai dengan rule pada inferensi sugeno orde 1 dengan cara menjumlahkan hasil perkalian paramter konsekuen dengan setiap data per parameter.
- Setelah nilai  $f_i$  didapatkan, selanjutnya dilakukan perhitungan *output* jaringan yaitu dengan cara menjumlahkan hasil dari perhitungan matriks desain.
- Tampilkan hasil dari *output* jaringan untuk kemudian dilakukan perhitungan erorr jaringan tersebut, dapat dilihat pada gambar 3-13.



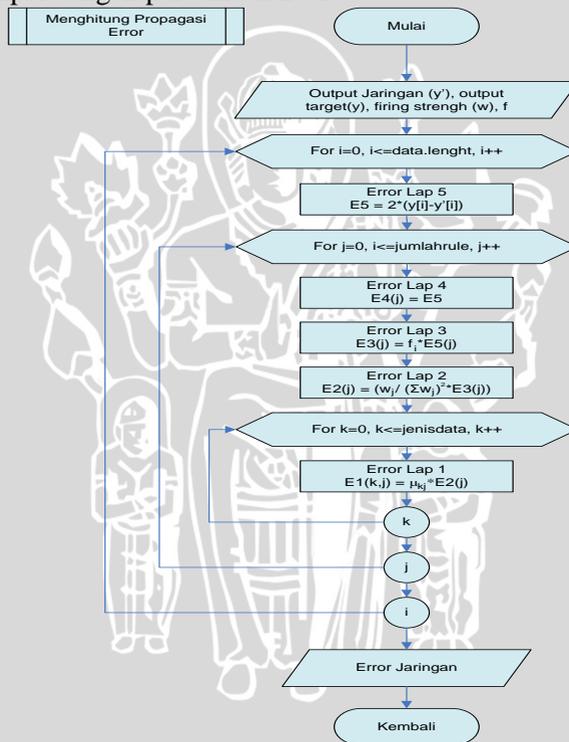
**Gambar 3- 13 Flowchart output jaringan ANFIS**

### 3.4.10 Menghitung Error

Langkah untuk menghitung besaran nilai erorr jaringan hasil dari prediksi beban pemakaian listrik PLN menggunakan metode ANFIS adalah sebagai berikut :

- Hasil perhitungan dari *output* jaringan yang telah dilakukan, target *output*,  $f_i$ , dan nilai kuat penyuluhan (*fire strength*) digunakan sebagai input untuk menghitung *erorr* jaringan.
- Persamaan Untuk mencari erorr pada lapisan kelima dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2.25.

- c. Persamaan Untuk mencari erorr pada lapisan keempat dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2.26.
- d. Persamaan Untuk mencari erorr pada lapisan ketiga dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2.28 dan persamaan 2.29.
- e. Persamaan Untuk mencari erorr pada lapisan kedua dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2.30 dan persamaan 2.31.
- f. Persamaan Untuk mencari erorr pada lapisan kesatu dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2.35.
- g. Selanjutnya menampilkan hasil perhitungan erorr jaringan untuk tiap node dari setiap jaringan yang kemudian digunakan untuk mencari nilai a dan c yang baru sesuai dengan persamaan 2.36 sampai dengan persamaan 2.41.



Gambar 3- 14 Flowchart hitung error jaringan

### 3.5 Contoh Perhitungan Manual

Pada subbab ini akan diberikan simulasi atau contoh perhitungan manual yang menggambarkan bagaimana sistem ANFIS akan bekerja dalam prediksi beban penggunaan listrik PLN perzona. Adapun pembagian zona distribusi listrik PLN Kabupaten Gresik seperti pada tabel berikut :

#### 3.5.1 Perhitungan Nilai Tiap-Tiap Lapisan

Diberikan pasangan input-*output* berupa data time series pemakaian listrik dari 4 zona sebanyak 14 data yakni pemakaian listrik dari bulan November 2007 sampai dengan Desember 2008, dengan rincian  $x_i$  merupakan parameter pemakaian listrik perzona dan  $y$  adalah jumlah total pemakaian listrik seluruh zona PLN per bulan. Adapun data contoh pelatihan adalah seperti pada tabel 3.2 sebagai berikut :

**Tabel 3. 2** Contoh data-data pelatihan

No.	Zona 1 ( $x_1$ )	Zona 2 ( $x_2$ )	Zona 3 ( $x_3$ )	Zona 4 ( $x_4$ )	Y
1	84220767	6416725	6265912	718825	97622229
2	80714384	6363775	5856203	617599	93551961
3	82948725	6259033	5975157	603466	95786381
4	77566133	5971189	5771339	640014	89948675
5	76301607	5799957	5781693	623274	88506531
6	80519022	5957186	5863082	596595	92935885
7	82780102	6443924	5712500	710057	95646583
8	84675253	6209749	5862074	731612	97478688
9	81959241	6349483	5919693	701487	94929904
10	81784688	6377552	5898956	701247	94762443
11	83294693	6645810	5965045	642767	96548315
12	69576343	6322384	6359429	738327	82996483
13	74439002	6875392	6528765	741989	88585148
14	76631045	6456094	6120111	634416	89841666

Dari data pada tabel 3.2 diatas, akan dilakukan pengclusteraan menggunakan k-means untuk mendapatkan nilai mean dan standart deviasinya.

### 3.5.2 Clustering K-Means

Dari 14 data yang ada dan 4 buah aturan yang terbentuk, kita akan mengelompokannya menjadi 2 buah kelompok melalui algoritma *K-Means Clustering* untuk mencari nilai awal untuk parameter a dan c.

Langkah- langkah perhitungan untuk algoritma *K-Means Clustering* sesuai dengan flowchart pada gambar 3.5 sebagai berikut :

Langkah 1. Membuat tabel yang berisi data-data yang akan dicluster, dapat dilihat pada tabel 3.3.

**Tabel 3. 3** Data yang akan di cluster

No.	Zona 1 (x1)	Zona 2 (x2)	Zona 3 (x3)	Zona 4 (x4)	Y
1	84220767	6416725	6265912	718825	97622229
2	80714384	6363775	5856203	617599	93551961
3	82948725	6259033	5975157	603466	95786381
4	77566133	5971189	5771339	640014	89948675
5	76301607	5799957	5781693	623274	88506531
6	80519022	5957186	5863082	596595	92935885
7	82780102	6443924	5712500	710057	95646583
8	84675253	6209749	5862074	731612	97478688
9	81959241	6349483	5919693	701487	94929904
10	81784688	6377552	5898956	701247	94762443
11	83294693	6645810	5965045	642767	96548315
12	69576343	6322384	6359429	738327	82996483
13	74439002	6875392	6528765	741989	88585148
14	76631045	6456094	6120111	634416	89841666

Langkah 2. Melakukan standarisasi data dengan menggunakan persamaan 2.5 dan persamaan 2.6 dan mencari nilai *weight* (w). Nilai *weight* disini didapatkan dari nilai rata-

rata 4 atribut dalam 1 masukan. Standarisasi data dan nilai *weight* dapat dilihat pada tabel 3.4.

**Tabel 3. 4** Standarisasi data dan bobot

No.	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4	bobot
1	0.969899	0.573506	0.677981	0.840681	0.765517
2	0.737672	0.52427	0.176049	0.144463	0.395613
3	0.885652	0.426875	0.321779	0.047258	0.420391
4	0.529163	0.159221	0.072083	0.29863	0.264774
5	0.445414	0	0.084768	0.183495	0.178419
6	0.724733	0.1462	0.184477	0	0.263853
7	0.874484	0.598797	0	0.780376	0.563414
8	1	0.381048	0.183242	0.928628	0.62323
9	0.820119	0.51098	0.253831	0.721433	0.576591
10	0.808558	0.53708	0.228426	0.719782	0.573462
11	0.908566	0.786522	0.309391	0.317565	0.580511
12	0	0.485782	0.792548	0.974813	0.563286
13	0.322054	1	1	1	0.830513
14	0.467233	0.610113	0.499361	0.260128	0.459209

Dari bobot diatas pada tabel 3.4 didapatkan:

**Tabel 3. 5** Nilai Maksimum dan Minimum bobot

Nilai	bobot
Min	0. 178419
Max	0.830513

Langkah 3. Melakukan iterasi 1 untuk data jarak Euclidean dengan mencari pusat *cluster* secara random, dimana nilai pusat *cluster* berada pada nilai diantara nilai min dan nilai max pada nilai bobot.

Dimisalkan nilai pusat *cluster* data random :

**Tabel 3. 6** Nilai Centroid Awal

Cluster	Nilai
Custer 1	0.396
Cluster 2	0.538

Tabel data jarak Euclidean iterasi 1 dapat dilihat pada tabel 3.5.

**Tabel 3. 7** Jarak Euclidean iterasi 1

w	c1 (0.396)	c2 (0.538)
0.77	0.369517	0.227517
0.40	0.000387	0.142387
0.42	0.024391	0.117609
0.26	0.131226	0.273226
0.18	0.217581	0.359581
0.26	0.132147	0.274147
0.56	0.167414	0.025414
0.62	0.22723	0.08523
0.58	0.180591	0.038591
0.57	0.177462	0.035462
0.58	0.184511	0.042511
0.56	0.167286	0.025286
0.83	0.434513	0.292513
0.46	0.063209	0.078791

Langkah 4. Iterasi kembali untuk melihat apakah terdapat kemiripan antara iterasi pertama dan kedua. Pada iterasi kedua kita mencari pusat *cluster* dengan cara mencari nilai rata-rata dari data *cluster* iterasi 1.

$$c1 = (0.40+0.42+0.26+0.18+0.26+0.46)/6 = 0.330$$

$$c2 = (0.77+0.56+0.62+0.58+0.57+0.58+0.56+0.83)/8 = 0.634$$

Dari perhitungan diatas didapatkan nilai pusat cluster :

$$c1 = 0.330$$

$$c2 = 0.634$$

Tabel data jarak Euclidean iterasi 2 dapat dilihat pada tabel 3.6.

**Tabel 3. 8** Jarak Euclidean Iterasi 2

w	c1	c2
0.77	0.43514	0.130951
0.40	0.065237	0.238952
0.42	0.090014	0.214174
0.26	0.065602	0.369791
0.18	0.151957	0.456146
0.26	0.066524	0.370713
0.56	0.233038	0.071151
0.62	0.292853	0.011336
0.58	0.246214	0.057975
0.57	0.243085	0.061104
0.58	0.250134	0.054055
0.56	0.232909	0.07128
0.83	0.500137	0.195948
0.46	0.128832	0.175357

Langkah 5. Hasil perbandingan pada iterasi 1 dan iterasi 2 menunjukkan bahwa titik *cluster* tidak berubah, sehingga iterasi dihentikan. Dengan demikian perhitungan *k-means clustering* telah mencapai stabilitasnya dan tidak perlu dilakukan iterasi lagi. Hasil dari *clusteringnya* dapat dilihat pada tabel 3.7.

**Tabel 3. 9 Hasil Clustering**

No.	Zona 1 (x1)	Zona 2 (x2)	Zona 3 (x3)	Zona 4 (x4)	Bobot	Cluster
1	0.96990	0.57351	0.67798	0.84068	0.76552	2
2	0.73767	0.52427	0.17605	0.14446	0.39561	1
3	0.88565	0.42687	0.32178	0.04726	0.42039	1
4	0.52916	0.15922	0.07208	0.29863	0.26477	1
5	0.44541	0.00000	0.08477	0.18349	0.17842	1
6	0.72473	0.14620	0.18448	0.00000	0.26385	1
7	0.87448	0.59880	0.00000	0.78038	0.56341	2
8	1.00000	0.38105	0.18324	0.92863	0.62323	2
9	0.82012	0.51098	0.25383	0.72143	0.57659	2
10	0.80856	0.53708	0.22843	0.71978	0.57346	2
11	0.90857	0.78652	0.30939	0.31756	0.58051	2
12	0.00000	0.48578	0.79255	0.97481	0.56329	2
13	0.32205	1.00000	1.00000	1.00000	0.83051	2
14	0.46723	0.61011	0.49936	0.26013	0.45921	1

### 3.5.3. Perhitungan Nilai Mean dan Standar Deviasi

Setelah mendapatkan hasil clustering, selanjutnya pembentukan aturan dengan menggunakan metode sugeno orde satu. Terdapat 2 aturan yang akan dibentuk pada basis aturan sugeno orde satu yaitu :

IF  $x_1$  is  $A_1$  AND  $x_2$  is  $B_1$  AND  $x_3$  is  $C_1$  AND  $x_4$  is  $D_1$  THEN  $f_1$   
 $= c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{13}x_3 + c_{14}x_4 + c_{10}$

IF  $x_1$  is  $A_2$  AND  $x_2$  is  $B_2$  AND  $x_3$  is  $C_2$  AND  $x_4$  is  $D_2$  THEN  $f_2$   
 $= c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{23}x_3 + c_{24}x_4 + c_{20}$

Dari data yang ada pada tabel 3.7, maka di cari nilai awal untuk parameter a dan c seperti pada persamaan 2.5 dan persamaan 2.6 untuk mencari derajat keanggotaan. Nilai c didapat dari mean data yang sesuai dengan kelasnya, sedangkan nilai a didapat dari standart deviasi dari data, juga sesuai dengan kelasnya. Nilai a dan c yang didapat dari perhitungan ini yaitu :

**Tabel 3. 10** Nilai rata-rata (c) dan nilai standar deviasi (a)

c	x1	x2	x3	x4
c1	79113486	6134539	5894597.5	619227.3333
c2	80341261.13	6455127.375	6064046.75	710788.875

a	x1	x2	x3	x4
c1	2672487.312	261353.3782	132479.1456	16984.9947
c2	5625915.168	210303.3523	284413.1103	31701.8732

### 3.5.4. Perhitungan Derajat Keanggotaan (*Output Lapisan 1*)

Selanjutnya setelah mendapatkan nilai rata-rata(c) dan nilai standar deviasi (a) maka dilakukan perhitungan *output* lapisan pertama untuk mendapatkan nilai derajat keanggotaan ( $\mu$ ) pada masing-masing neuron, sesuai pada persamaan 2.9 maka untuk setiap neuron pada lapisan pertama akan menjadi:

$$A_1 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 79113486}{2672487.31} \right|^2} \quad A_2 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 80341261.13}{5625915.16} \right|^2}$$

$$B_1 = \mu(x_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - 6134539}{261353.37} \right|^2} \quad B_2 = \mu(x_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - 6455127.37}{210303.35} \right|^2}$$

$$C_1 = \mu(x_3) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_3 - 5894597.5}{132479.14} \right|^2} \quad C_2 = \mu(x_3) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_3 - 6064046.75}{284413.11} \right|^2}$$

$$D_1 = \mu(x_4) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_4 - 619227.33}{16984.99} \right|^2} \quad D_2 = \mu(x_4) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_4 - 710788.87}{31701.87} \right|^2}$$

Selanjutnya, output dari lapisan pertama berupa derajat keanggotaan setiap data, dapat dihitung seperti pada persamaan 2.18, dan tabel 3.9 merupakan hasil dari perhitungan untuk lapisan pertama :

**Tabel 3. 11** *Output* Lapisan pertama

No	Derajat Keanggotaan							
	$\mu_{A1}$	$\mu_{A2}$	$\mu_{B1}$	$\mu_{B2}$	$\mu_{C1}$	$\mu_{C2}$	$\mu_{D1}$	$\mu_{D2}$
1	0.2150	0.6777	0.4617	0.9677	0.1129	0.6650	0.0283	0.9396
2	0.7359	0.9956	0.8911	0.8413	0.9225	0.6519	0.9909	0.1037
3	0.3269	0.8232	0.8151	0.5349	0.7300	0.9110	0.5373	0.0803
4	0.7489	0.8043	0.7191	0.1588	0.5360	0.4856	0.4004	0.1671
5	0.4746	0.6598	0.3789	0.0934	0.5793	0.5036	0.9463	0.1160
6	0.7833	0.9990	0.6847	0.1514	0.9464	0.6670	0.3603	0.0716
7	0.3469	0.8418	0.4164	0.9972	0.3461	0.3956	0.0338	0.9995
8	0.1876	0.6276	0.9235	0.4235	0.9432	0.6648	0.0223	0.6986
9	0.4686	0.9236	0.5965	0.7985	0.9654	0.7952	0.0409	0.9207
10	0.5002	0.9382	0.5363	0.8802	0.9989	0.7480	0.0411	0.9169
11	0.2900	0.7839	0.2072	0.5488	0.7796	0.8919	0.3424	0.1784
12	0.0728	0.2145	0.6594	0.7151	0.0751	0.4811	0.0199	0.5699
13	0.2463	0.4760	0.1107	0.2003	0.0418	0.2725	0.0188	0.5080
14	0.5368	0.6969	0.3978	1.0000	0.2566	0.9626	0.5557	0.1470

### 3.5.5. Perhitungan *Firing Strenght* (*Output Lapisan 2*)

Selanjutnya hasil *output* lapisan pertama tersebut dilanjutkan untuk mencari nilai kuat penyuluhan (*fire strength*), Pada lapisan ke dua, kita akan mengalikan derajat keanggotaan,  $w_1 = (\mu_{A_1}) (\mu_{B_1}) (\mu_{C_1}) (\mu_{D_1})$  dan  $w_2 = (\mu_{A_2}) (\mu_{B_2}) (\mu_{C_2}) (\mu_{D_2})$  seperti pada persamaan 2.19. Tabel *output* untuk lapisan ke-2 dapat dilihat pada tabel 3.11.

**Tabel 3. 12** *Firing Strenght*

Data ke-	output lapisan 2	
	w1	w2
1	0.00032	0.40981
2	0.59948	0.05663
3	0.10450	0.03219
4	0.11557	0.01037
5	0.09858	0.00360
6	0.18289	0.00722
7	0.00169	0.33190
8	0.00365	0.12342
9	0.01103	0.53995
10	0.01102	0.56642
11	0.01604	0.06848
12	0.00007	0.04206
13	0.00002	0.01320
14	0.03044	0.09860

**3.5.6. Perhitungan Normalisasi *Firing Strenght* (Output Lapisan 3)**

Setelah mendapatkan nilai *firing strength* kemudian dilakukan perhitungan kuat penyuluhan ternormalisasi (*normalized fire strength*) untuk mendapatkan  $\bar{w}_1$  dan  $\bar{w}_2$  sesuai dengan persamaan 2.11. Hasil perhitungan lapisan dua dan tiga ini dapat dilihat pada tabel 3.11

**Tabel 3.13** Normalisasi Firing Strenght

Data ke-	output lapisan 2		output lapisan 3	
	w1	w2	$\bar{w}_1$	$\bar{w}_2$
1	0.00032	0.40981	0.00077	0.99923
2	0.59948	0.05663	0.91368	0.08632
3	0.10450	0.03219	0.76449	0.23551
4	0.11557	0.01037	0.91767	0.08233
5	0.09858	0.00360	0.96476	0.03524
6	0.18289	0.00722	0.96204	0.03796
7	0.00169	0.33190	0.00506	0.99494
8	0.00365	0.12342	0.02871	0.97129
9	0.01103	0.53995	0.02003	0.97997
10	0.01102	0.56642	0.01908	0.98092
11	0.01604	0.06848	0.18976	0.81024
12	0.00007	0.04206	0.00171	0.99829
13	0.00002	0.01320	0.00162	0.99838
14	0.03044	0.09860	0.23593	0.76407

### 3.5.7. Menghitung *Consequent Paramater* Menggunakan LSE (*Output Lapisan 4*)

Pada lapisan keempat dapat dihitung nilai parameter-parameter matrik desain yang akan digunakan sebagai *input* pada perhitungan LSE. Nilainya dapat dicari dengan menghitung nilai  $\bar{w}_i x_{ij}$  dengan  $i = 1,2$  dan  $j = 0,1,2,3$ . Hasilnya dapat dilihat pada tabel 3.12.

# UNIVERSITAS BRAWIJAYA

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*



**Tabel 3. 14** Output lapisan ke empat

Data ke-	Koefisien dari									
	C11	C12	C13	C14	C10	C21	C22	C23	C24	C20
1	65041.07	4955.44	4838.97	555.13	0.00077	84155725.93	6411769.56	6261073.03	718269.87	0.99923
2	73747507.82	5814484.65	5350723.81	564290.83	0.91368	6966876.18	549290.35	505479.19	53308.17	0.08632
3	63413544.62	4784973.71	4567953.09	461344.26	0.76449	19535180.38	1474059.29	1407203.91	142121.74	0.23551
4	71180281.91	5479593.99	5296197.21	587323.04	0.91767	6385851.09	491595.01	475141.79	52690.96	0.08233
5	73612968.41	5595584.00	5577963.57	601311.70	0.96476	2688638.59	204373.00	203729.43	21962.30	0.03524
6	77462172.52	5731025.52	5640494.11	573945.68	0.96204	3056849.48	226160.48	222587.89	22649.32	0.03796
7	419240.41	32635.30	28931.00	3596.09	0.00506	82360861.59	6411288.70	5683569.00	706460.91	0.99494
8	2431326.50	178303.89	168320.91	21007.17	0.02871	82243926.50	6031445.11	5693753.09	710604.83	0.97129
9	1641470.32	127166.72	118558.94	14049.30	0.02003	80317770.68	6222316.28	5801134.06	687437.70	0.97997
10	1560830.47	121713.22	112579.39	13383.04	0.01908	80223857.53	6255838.78	5786376.61	687863.96	0.98092
11	15806230.76	1261127.24	1131943.40	121973.24	0.18976	67488462.24	5384682.76	4833101.60	520793.76	0.81024
12	118702.30	10786.45	10849.65	1259.64	0.00171	69457640.70	6311597.55	6348579.35	737067.36	0.99829
13	120601.46	11139.08	10577.50	1202.12	0.00162	74318400.54	6864252.92	6518187.50	740786.88	0.99838
14	18079496.45	1523180.70	1540325.90	149677.22	0.23593	58551548.55	4932913.30	4676198.48	484738.78	0.76407

Setelah didapatkan matrik desain seperti yang ada pada tabel 3.12, maka sebagai proses pembelajaran, dilakukan proses *Least Square Estimation* (LSE). LSE merupakan bagian dari sistem *hybrid* untuk melatih jaringan ini yang nantinya akan menghasilkan nilai parameter konsekuen. Nilai parameter konsekuen diperoleh dengan menghitung sesuai persamaan 2.21:

X =

65041.07125	4955.43656	4838.96838	555.126125	0.000772269	84155725.93	6411769.563	6261073.032	718269.87	0.999227731
73747507.82	5814484.647	5350723.81	564290.834	0.913684825	6966876.179	549290.3527	505479.1867	53308.166	0.086315175
63413544.62	4784973.711	4567953.09	461344.26	0.76449089	19535180.38	1474059.289	1407203.905	142121.74	0.23550911
71180281.91	5479593.992	5296197.21	587323.039	0.917672174	6385851.086	491595.0078	475141.7918	52690.961	0.082327826
73612968.41	5595584.002	5577963.57	601311.703	0.964763015	2688638.59	204372.9985	203729.4302	21962.297	0.035236985
77462172.52	5731025.517	5640494.11	573945.68	0.962035685	3056849.481	226160.4833	222587.8895	22649.32	0.037964315
419240.4127	32635.29872	28930.9967	3596.0887	0.005064507	82360861.59	6411288.701	5683569.003	706460.91	0.994935493
2431326.5	178303.8936	168320.913	21007.1725	0.028713543	82243926.5	6031445.106	5693753.087	710604.83	0.971286457
1641470.316	127166.7202	118558.935	14049.3015	0.020027886	80317770.68	6222316.28	5801134.065	687437.7	0.979972114
1560830.473	121713.2173	112579.39	13383.0392	0.01908463	80223857.53	6255838.783	5786376.61	687863.96	0.98091537
15806230.76	1261127.242	1131943.4	121973.239	0.189762759	67488462.24	5384682.758	4833101.603	520793.76	0.810237241
118702.2973	10786.44655	10849.648	1259.63952	0.001706073	69457640.7	6311597.553	6348579.352	737067.36	0.998293927
120601.458	11139.08405	10577.5005	1202.1246	0.001620138	74318400.54	6864252.916	6518187.5	740786.88	0.998379862
18079496.45	1523180.697	1540325.9	149677.22	0.235929139	58551548.55	4932913.303	4676198.483	484738.78	0.764070861

$(X^T X)^{-1} =$

65041.071	73747508	63413545	71180282	73612968.4	77462172.52	419240.413	2431326.5	1641470.3	1560830	15806230.76	118702.3	120601.46	18079496.5
4955.4366	5814484.6	4784974	5479594	5595584	5731025.517	32635.2987	178303.89	127166.72	121713.2	1261127.242	10786.447	11139.084	1523180.7
4838.9684	5350723.8	4567953	5296197.2	5577963.57	5640494.11	28930.9967	168320.91	118558.94	112579.4	1131943.4	10849.648	10577.501	1540325.9
555.12613	564290.83	461344.3	587323.04	601311.703	573945.68	3596.0887	21007.173	14049.302	13383.04	121973.239	1259.6395	1202.1246	149677.22
0.0007723	0.9136848	0.764491	0.9176722	0.96476302	0.962035685	0.00506451	0.0287135	0.0200279	0.019085	0.189762759	0.0017061	0.0016201	0.23592914
84155726	6966876.2	19535180	6385851.1	2688638.59	3056849.481	82360861.6	82243927	80317771	80223858	67488462.24	69457641	74318401	58551548.6
6411769.6	549290.35	1474059	491595.01	204372.999	226160.4833	6411288.7	6031445.1	6222316.3	6255839	5384682.758	6311597.6	6864252.9	4932913.3
6261073	505479.19	1407204	475141.79	203729.43	222587.8895	5683569	5693753.1	5801134.1	5786377	4833101.603	6348579.4	6518187.5	4676198.48
718269.87	53308.166	142121.7	52690.961	21962.2967	22649.3203	706460.911	710604.83	687437.7	687864	520793.761	737067.36	740786.88	484738.78
0.9992277	0.0863152	0.235509	0.0823278	0.03523699	0.037964315	0.99493549	0.9712865	0.9799721	0.980915	0.810237241	0.9982939	0.9983799	0.76407086

Hasil parameter konsekuen yaitu:  $\theta_k = (X^T X)^{-1} X^T f =$

**Tabel 3. 15** Nilai hasil konsekuen

c11	c12	c13	c14	c10	c21	c22	c23	c24	c20
1.016691834	0.956436541	0.51113971	1.035421522	1771905.422	1.000083991	1.001121379	1.003784083	0.958912186	-7538.86004

### 3.5.8. Output Jaringan

Setelah mendapatkan nilai parameter konsekuen, selanjutnya menghitung *output* jaringan. Langkah awal yang dilakukan adalah mencari nilai  $f$  yang didapatkan dari aturan sugeno yang telah ditetapkan. Nilai  $f$  dapat dilihat pada tabel 3.14.

**Tabel 3. 16** Nilai  $f$

No.	$f_1$	$f_2$
1	97482705.09	97623135.27
2	93552920.7	93555122.17
3	95770546.37	95790643.2
4	89956467.63	89949889.39
5	88495021.21	88508174.16
6	92947189.3	92939462.86
7	95752057.44	95645664.86
8	97553640.18	97477346.79
9	94924198.95	94929947.17
10	94762730.55	94762434.38
11	96527741.32	96551386.93
12	82571600.66	82995606.06
13	88134689.48	88585789.93
14	89642027.08	89844895.4

### 3.5.9. Propagasi Error - Steepest Descent

Jaringan adaptif yang ada, selanjutnya dilatih untuk mendapatkan nilai parameter  $a$  dan  $c$ , pada persamaan 2.38 dan persamaan 2.39. Untuk melakukan perbaikan terhadap nilai  $a$  dan  $c$ , digunakan model propagasi error dengan metode *steepest descent*. Pada epoch atau iterasi pertama didapatkan :

- Propagasi error pada lapisan kelima berdasarkan persamaan 2.34  $\epsilon_{19} = -98561.39726$
- Propagasi error pada lapisan keempat berdasarkan persamaan 2.35,  $\epsilon_{17} = -98561.39726$  dan persamaan 2.36  $\epsilon_{18} = -98561.39726$
- Propagasi error pada lapisan ketiga berdasarkan persamaan 2.37  $\epsilon_{15} = -8.8357E+12$  dan persamaan 2.38  $\epsilon_{16} = -8.85614E+12$
- Propagasi error pada lapisan kedua berdasarkan persamaan 2.39 dan 2.40,  $\epsilon_{13} = 1.47253E+11$  dan  $\epsilon_{14} = -40140825591$

- e. Propagasi error pada lapisan pertama berdasarkan persamaan 2.41 hingga 2.45,  $\varepsilon_5 = 61099952111.4539$ ;  $\varepsilon_6 = -5643983487$ ;  $\varepsilon_7 = 32155044529$ ;  $\varepsilon_8 = -36615850088$ ;  $\varepsilon_9 = 65956585192$ ;  $\varepsilon_{10} = -35069799571$ ;  $\varepsilon_{11} = 61939168203$ ; dan  $\varepsilon_{12} = -28502449280$
- f. Perubahan parameter a dan c ( $\Delta a$  dan  $\Delta c$ ) berdasarkan persamaan 2.40 dan 2.41 yaitu :
- a. Perubahan nilai a (standart deviasi)

**Tabel 3. 17** Perubahan nilai standart deviasi (a)

A	x1	x2	x3	x4
c1	477546.9375	-5618785.5	-706.44855	429015.206
c2	50244117.54	376700010	6795331	-5448997.85

- b. Perubahan nilai c (mean)

**Tabel 3. 18** perubahan nilai mean (c)

C	x1	x2	x3	x4
c1	1.2762E+12	-7.444E+11	-3.974E+09	1.22018E+11
c2	1.3131E+13	6.3982E+12	1.429E+12	-1.7274E+11

Nilai c dan a yang baru berdasarkan persamaan 2.8 Dan persamaan 2.48 Yaitu :

**Tabel 3. 19** Nilai  $a_{ij}$  (Standrt Deviasi) baru

A	x1	x2	x3	x4
c1	3150034.25	-5357432.1	131772.7	446000.20
c2	55870032.7	376910313	7079744.1	-5417296

**Tabel 3. 20** Nilai cij (mean) baru

C	x1	x2	x3	x4
c1	1.27632E+12	-7.4437E+11	-3.969E+09	1.22E+11
c2	1.313E+13	6.3982E+12	1.4291E+12	1.727E+11

Tabel 3.14 menunjukkan target *output*, *output* jaringan dan error yang terjadi antara *output* jaringan dengan target *output*.

**Tabel 3. 21** *Error* pada epoch terakhir

Data ke-	Target <i>output</i>	<i>Output</i> Jaringan	MSE
1	97622229	97623026.82	0.006520126
2	93551961	93553110.72	0.013540422
3	95786381	95775279.36	1.262483887
4	89948675	89955926.06	0.538584473
5	88506531	88495484.68	1.249931844
6	92935885	92946895.98	1.241946433
7	95646583	95646203.69	0.001473806
8	97478688	97479537.45	0.007391339
9	94929904	94929832.05	5.30312E-05
10	94762443	94762440.03	9.02824E-08
11	96548315	96546899.87	0.020513676
12	82996483	82994882.68	0.026234185
13	88585148	88585059.08	8.09905E-05
14	89841666	89797032.86	20.40639212
Total MSE			2.064595535

### 3.6 Perancangan Pengujian dan Analisis

Pengujian dan analisis dilakukan terhadap hasil ANFIS dan akurasi hasil prediksi beban pemakaian listrik. Beberapa skenario pengujian yang dilakukan adalah dengan menentukan beberapa model perhitungan berdasar masukan yang telah ditentukan. Adapun model skenario uji coba yang akan dilakukan ialah sebagai berikut

#### 1. Pengujian laju pembelajaran ANFIS.

Pengujian dan analisis hasil ANFIS dilakukan melalui analisis tiap layer yaitu terdapat 5 layer, dimana analisis pada layer satu berguna untuk mengetahui derajat keanggotaan, layer dua untuk mengetahui fire strength, layer tiga untuk mengetahui normalisasi fire strength, lapisan empat untuk mendapatkan matrik desain yang nantinya digunakan untuk mendapatkan nilai parameter konsekuen dan lapisan lima untuk mendapatkan *output* jaringan. Pada uji coba ini akan membandingkan laju pembelajaran dan hasil nilai MSE nya. Laju pembelajaran yang di uji kan sebanyak 9 percobaan dengan nilai

laju pembelajaran antara  $1E-07$  –  $9E-07$ . Sebanyak 9 percobaan itu akan dicari nilai laju pembelajaran yang memiliki nilai MSE paling kecil. Perkembangan laju error pada tiap pelatihan dicatat untuk mengetahui pengaruh algoritma pembelajaran terhadap kinerja jaringan. Tabel untuk mengetahui laju error dibuat seperti tabel 3.20

**Tabel 3. 22** Contoh tabel laju error pelatihan

Laju Pembelajaran	Besarnya MSE(%) terhadap jumlah data latih			Rata-rata MSE (%)
	24	36	57	
0.0001				
0.0002				
.....				
0.0009				

Keterangan tabel 3.20

- a. Pada kolom laju pembelajaran, terlihat bahwa percobaan akan dilakukan terhadap 9 laju pembelajaran yang berbeda.
  - b. Kolom MSE terhadap jumlah data latih akan menampilkan nilai mse sesuai dengan laju pembelajaran yang ditentukan yang dilakukan sebanyak 3 kali percobaan dari masing-masing jumlah data latih yang berbeda-beda.
  - c. Kolom rata-rata MSE merupakan penjumlahan dari hasil mse dari banyaknya pengujian pada tiap laju pembelajaran yang sama dan dibagi dengan banyaknya pengujian.
2. Pengujian beban pemakaian listrik aktual dan output jaringan.  
 Pengujian ini dilakukan untuk membandingkan hasil dari beban listrik aktual dan output jaringan. Hasil keluaran jaringan yang disebut dengan output jaringan ini akan dibandingkan dengan nilai data aktual.

**Tabel 3. 23** Perancangan tabel hasil perbandingan beban listrik aktual dan output jaringan

Bulan	Beban listrik aktual	Output jaringan
1/2011		
.....		
7/2011		

Keterangan tabel 3.21

- Pada kolom bulan, akan menampilkan data dimulai dari bulan januari 2011 sampai dengan tanggal juli 2011.
- Kolom beban listrik aktual menampilkan data beban listrik yang sebenarnya.
- Kolom output jaringan akan menampilkan hasil output jaringan dari ANFIS sesuai dengan persamaan 2.22.

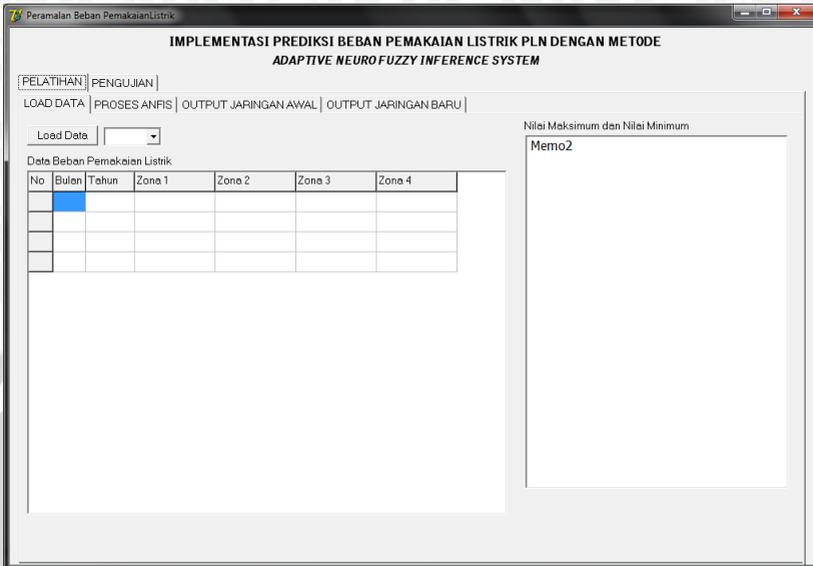
### **3.7 Perancangan Antar Muka**

Antarmuka (*interface*) untuk sistem ini terdiri dari dua bagian utama, yaitu bagian pelatihan dan pengujian. Pada masing-masing bagian tersebut terdiri dari sub bagian yang memiliki fungsi masing-masing. Berikut penjelasan rancangan antarmuka padabagian pelatihan.

#### **3.7.1 Rancangan Antarmuka Pelatihan**

##### **a. Rancangan Antarmuka Input Data**

Pada rancangan ini digunakan untuk melakukan pengambilan data. Rancangan antarmuka input data dapat dilihat pada gambar 3-15.

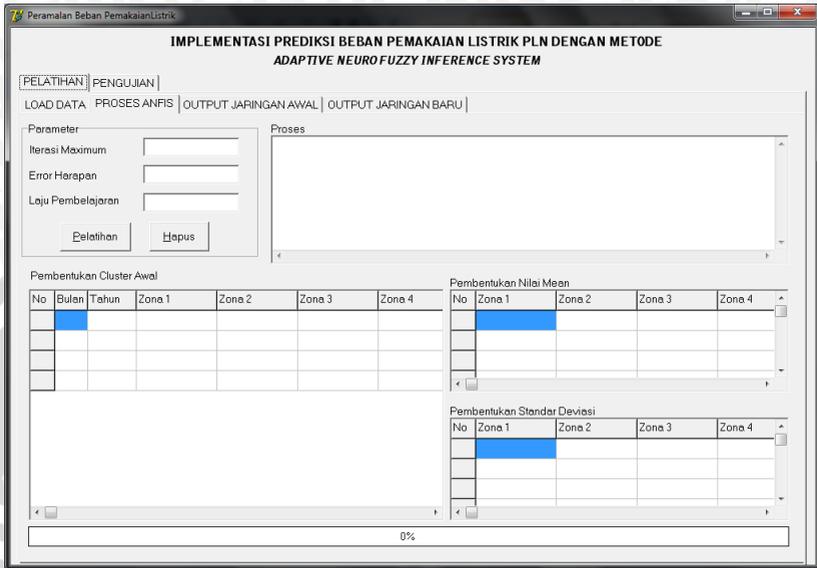


**Gambar 3- 15 Perancangan antarmuka tampilan input data**

Pada proses input data pertama, pengguna pilih data yang akan digunakan untuk proses input, kemudian pengguna menekan tombol LOAD yang kemudian akan ditampilkan data aktual serta nilai tertinggi dan terendah data dari masing-masing parameter beban listrik

**b. Rancangan Antarmuka Proses ANFIS**

Pada rancangan ini digunakan untuk menjalankan proses ANFIS. Rancangan antarmuka proses ANFIS dapat dilihat pada gambar 3-16.

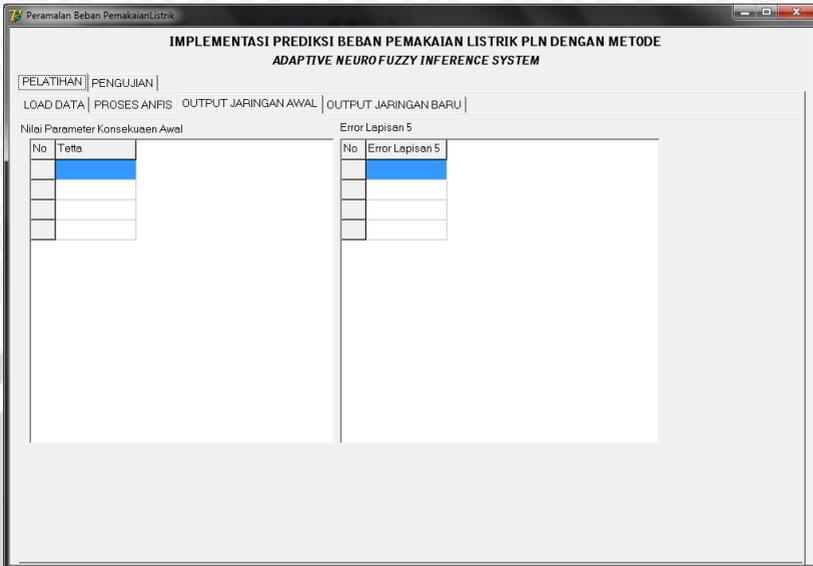


**Gambar 3- 16 Rancangan antarmuka proses ANFIS**

Pada proses ANFIS, diawali dengan pembentukan cluster untuk pengelompokan data berdasarkan cluster yang terbentuk untuk kemudian diteruskan menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi tiap cluster dan kemudian dihitung sesuai arsitektur ANFIS setiap lapisan untuk mendapatkan nilai parameter konsekuen.

c. Rancangan Antarmuka *Output* Jaringan

Pada rancangan ini digunakan untuk menjalankan proses *output* jaringan. Rancangan antarmuka proses *output* jaringan dapat dilihat pada gambar 3-17.

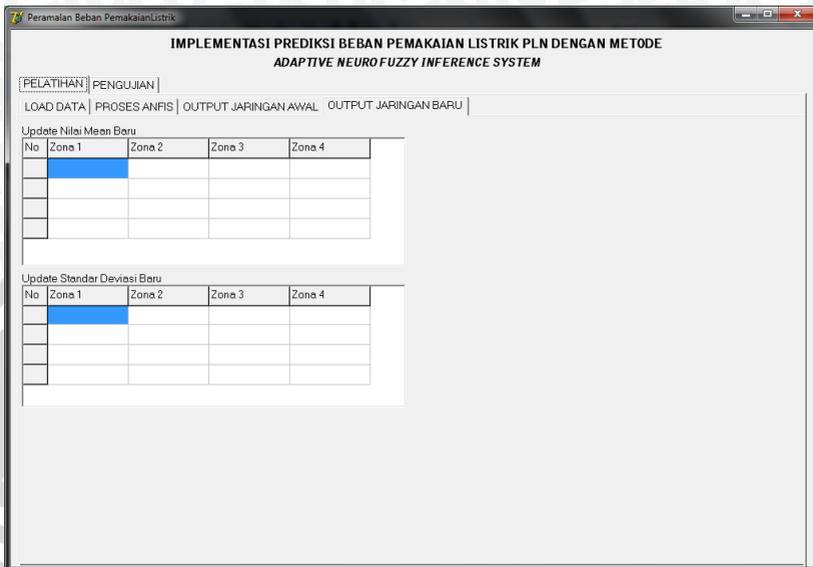


**Gambar 3- 17 Rancangan antarmuka output jaringan**

Rancangan antarmuka pada bagian ini bertujuan untuk menunjukkan nilai konsekuen parameter yang terbentuk, dimana nilai konsekuen parameter tersebut berguna untuk melakukan pengujian prediksi terhadap data beban listrik sesuai dengan periode waktu yang diinginkan. Setelah konsekuen parameter sudah di dapat selanjutnya perhitungan output ANFIS.

d. Rancangan Antarmuka *Output* Jaringan terakhir

Pada rancangan ini digunakan untuk menjalankan proses output jaringan yang terakhir. Rancangan antarmuka proses ANFIS dapat dilihat pada gambar 3-18.

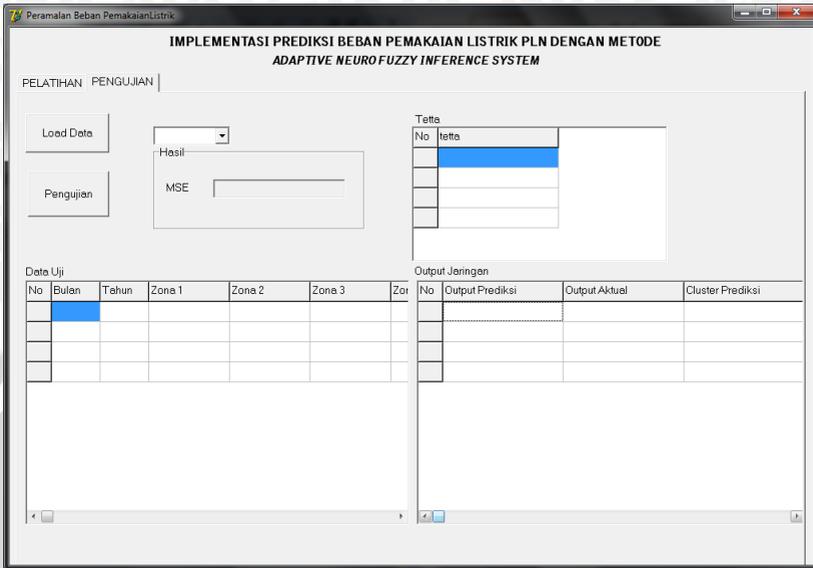


**Gambar 3- 18 Rancangan antarmuka output jaringan terakhir**

Rancangan antarmuka pada bagian ini bertujuan untuk memperbarui nilai mean dan standar deviasi pada iterasi terakhir.

### **3.7.2 Rancangan Antarmuka Pengujian**

Pada proses Pengujian berfungsi untuk melakukan pengujian terhadap nilai parameter konsekuen yang telah didapatkan pada mendapatkan nilai parameter konsekuen yang didapatkan dari proses pelatihan. Antarmuka proses pengujian ditunjukkan pada gambar 3.19.



**Gambar 3- 19 Perancangan Antar Muka ANFIS pengujian**

Rancangan antarmuka pengujian ini berguna untuk melakukan pengujian prediksi beban listrik PLN yang diperlukan oleh instansi PLN Kabupaten Gresik. Pada pengujian ini, digunakan data beban listrik sesuai periode waktu yang diinginkan. Hasil prediksi berupa besarnya kapasitas pemakaian listrik yang telah mencukupi kebutuhan jumlah pelanggan PLN seluruh Kabupaten Gresik. Nilai dari prediksi tersebut dibandingkan dengan data aktual beban pemakaian listrik PLN yang terjadi. Hasil tersebut kemudian akan didapatkan nilai error menggunakan MSE.

## BAB IV IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Lingkungan Implementasi

#### 4.1.1 Lingkungan Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam pengembangan prediksi beban pemakaian listrik menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* adalah :

1. Prosesor Intel Pentium Duo Core T2500 @2.0Ghz
2. Memori 1 Gb
3. Harddisk 120 Gb
4. Monitor 15'
5. Keyboard
6. Mouse

#### 4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam pengembangan prediksi beban pemakaian listrik menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* adalah :

1. Sistem operasi yang digunakan adalah Windows 7
2. Aplikasi dibangun dengan menggunakan Borland Delphi 7.0.
3. Basis data yang digunakan adalah Microsoft Office Access 2007

### 4.2 Implementasi Program

#### 4.1 Implementasi Proses Pelatihan

Proses pelatihan terdiri dari 11 proses, yaitu load data access, standarisasi data, *k-means clustering*, perhitungan mean dan standar deviasi, perhitungan derajat keanggotaan, perhitungan *fire strength*, perhitungan normalisasi *fire strength*, perhitungan matriks desain, perhitungan parameter konsekuen, perhitungan *error*, dan proses terakhir yaitu perhitungan pembaharuan nilai mean dan standar deviasi.

##### 4.2.1.1 Proses Load Data Acces

Proses *load* data ini merupakan proses pertama untuk memanggil data yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan

pengujian. Proses implementasi load data access seperti pada *sourcecode 4.1*.

```
DM.Q1.SQL.Text:='SELECT *,(zonal+zona2+zona3+zona4) as bobot FROM
tb_ramal';
DM.Q1.Open;
```

**Source Code 4. 1** Process load data acces

#### 4.2.1.2 Proses Standarisasi Data

Proses ini merupakan penormalisasian data zona1, zona2, zona3, dan zona 4. Proses perhitungan standarisasi data seperti pada *sourcecode 4.2*.

```
while not (DM.Q1.EoF) do
begin
inc(i);
SG2.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
SG2.Cells[1,i]:=DM.Q1['Bulan'];
SG2.Cells[2,i]:=DM.Q1['Tahun'];
bobot:=0;
//zonal
bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona1']);
Beban[i,1]:=bbAsal;
bbStd:=(bbAsal-min1)/(max1-min1);
SG2.Cells[3,i]:=FloatToStr(bbStd);
bobot:=bobot+bbStd;
//zona2
bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona2']);
Beban[i,2]:=bbAsal;
bbStd:=(bbAsal-min2)/(max2-min2);
SG2.Cells[4,i]:=FloatToStr(bbStd);
bobot:=bobot+bbStd;
//zona3
bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona3']);
Beban[i,3]:=bbAsal;
bbStd:=(bbAsal-min3)/(max3-min3);
SG2.Cells[5,i]:=FloatToStr(bbStd);
bobot:=bobot+bbStd;
//zona4
bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona4']);
Beban[i,4]:=bbAsal;
bbStd:=(bbAsal-min4)/(max4-min4);
SG2.Cells[6,i]:=FloatToStr(bbStd);
bobot:=bobot+bbStd;
```

**Source Code 4. 2** Perhitungan standarisasi beban

### 4.2.1.3 Proses K-Means Clustering

Proses *clustering* ini berguna untuk mengelompokan data sesuai dengan kemiripannya. Proses ini diawali dengan pencarian nilai *random* dilanjutkan dengan pencarian jarak dan pencarian nilai yang paling kecil Proses implementasi *K-Means Clustering* seperti pada *sourcecode* 4.3.

```
randomize;
randRange:=maxBobot-minBobot;
itr:=0; sama:=false;
//tentukan centroid1 dan centroid2
ctr1:=(random*randRange)+minBobot;
ctr2:=(random*randRange)+minBobot;
while (not sama) do
begin
inc(itr);
nC[1]:=0; nC[2]:=0; rt[1]:=0; rt[2]:=0;
for i:=1 to nData do
begin
jrk1:=abs(weight[i]-ctr1);
jrk2:=abs(weight[i]-ctr2);

//tentukan anggota cluster
if (itr=1) then //iterasi pertama
begin
if (jrk1<jrk2) then clt1[i]:=1;
else if (jrk2<jrk1) then clt1[i]:=2;
clt2[i]:=clt1[i];
end
else
begin
clt1[i]:=clt2[i];
if (jrk1<jrk2) then clt2[i]:=1;
else if (jrk2<jrk1) then clt2[i]:=2;
end;
inc(nC[clt2[i]]); rt[clt2[i]]:=rt[clt2[i]]+weight[i];
end;
rt[1]:=rt[1]/nC[1]; rt[2]:=rt[2]/nC[2];
//update centroid
ctr1:=rt[1]; ctr2:=rt[2];

//cek dg hasil clustering sebelumnya
if (itr>1) then
begin
sama:=true;
for i:=1 to nData do
if (clt1[i]<>clt2[i]) then sama:=false;
end;
```

**Source Code 4. 3** Prosedure K-means clustering

#### 4.2.1.4 Proses Perhitungan Mean dan Standar Deviasi

Proses pencarian mean dan standar deviasi akan digunakan untuk melakukan proses perhitungan derajat keanggotaan (lapisan pertama). Proses implementasi proses perhitungan mean dan standar deviasi seperti pada *sourcecode* 4.4.

```
//hitung mean
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to 4 do
    begin
      mean[i,j]:=mean[i,j]/nC[i];
    end;

//nolkan isi pada array std (standar deviasi)
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to 4 do
    std[i,j]:=0;

//standarisasi beban
SG4.ColCount:=5;
SG4.rOWCount:=3;
for i:=1 to nData do
  for j:=1 to 4 do
    begin
      BebanStd[i,j]:=sqr(Beban[i,j]-mean[clt2[i],j]);
      //hitung jumlah tiap cluster
      std[clt2[i],j]:=std[clt2[i],j]+BebanStd[i,j];
    end;
//hitung standar deviasi
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to 4 do
    begin
      std[i,j]:=sqrt(std[i,j]/(nC[i]-1));
      SG4.Cells[j,i]:=FloatToStr(std[i,j]);
    end;
```

**Source Code 4. 4** Perhitungan mean dan standar deviasi

#### 4.2.1.5 Proses Derajat Keanggotaan

Perhitungan derajat keanggotaan merupakan perhitungan lapisan pertama pada sistem ANFIS menggunakan persamaan *generalized bell*. Proses perhitungan derajat keanggotaan seperti pada *sourcecode* 4.5.

```
//output jaringan 1
for i:=1 to nData do
  begin
    for j:=1 to 4 do
      for k:=1 to 2 do
```

```

begin
  l:=(j*2)-2+k;
  jar1[i,1]:=
  1/(1+sqr((beban[i,j]mean[k,j])/std[k,j]));
end;
end;

```

*Source Code 4. 5* Perhitungan derajat keanggotaan

#### 4.2.1.6 Proses *Firing strength*

Perhitungan *firing strength* atau kuat penyulutan merupakan perhitungan lapisan kedua pada sistem ANFIS. Proses perhitungan *firing strength* ditunjukkan pada *sourcecode* 4.6.

```

//inisialisasi jar2
for i:=1 to nData do
  for j:=1 to 2 do
    jar2[i,j]:=1;
    for i:=1 to nData do
      begin
        for j:=1 to 4 do
          for k:=1 to 2 do
            begin
              jar2[i,k]:=jar2[i,k]*jar1[i,1];
            end;
          for k:=1 to 2 do

```

*Source Code 4. 6* Perhitungan *firing strength*

#### 4.2.1.7 Proses Normalisasi *Firing strength*

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

```

//output jaringan 3
for i:=1 to nData do
  for j:=1 to 2 do
    jar3[i,j]:=jar2[i,j]/(jar2[i,1]+jar2[i,2]);

```

*Source Code 4. 7* Perhitungan normalisasi *firing strength*

#### 4.2.1.8 Proses Matriks Desain

Perhitungan matriks desain merupakan perhitungan lapisan keempat pada sistem ANFIS. Proses matriks desain ditunjukkan pada *sourcecode* 4.8.

```

for i:=1 to nData do
  begin
    for j:=1 to 4 do
      begin
        jar4[i,j]:=beban[i,j]*jar3[i,1];
      end;
    end;
  end;

```

**Source Code 4. 8** Perhitungan matriks desain

#### 4.2.1.9 Proses Konsekuensi Parameter

Untuk mendapatkan parameter konsekuensi dibutuhkan suatu metode yaitu LSE (*Least Square Estimator*), dimana metode ini memiliki beberapa tahap dalam pengoperasiannya. Implementasi perhitungan parameter konsekuensi menggunakan metode LSE seperti pada *sourcecode* 4.9.

```

//Transpose
for i:=1 to nData do
  begin
    for j:=1 to 4 do
      begin
        tjar4[j,i]:=jar4[i,j];
      end;
    jar4[i,5]:=jar3[i,1];
    tjar4[5,i]:=jar4[i,5];
    for j:=6 to 9 do
      begin
        jar4[i,j]:=beban[i,j-5]*jar3[i,2];
        tjar4[j,i]:=jar4[i,j];
      end;
    jar4[i,10]:=jar3[i,2];
    tjar4[10,i]:=jar4[i,10];
  end;

//Perkalian jar4 dg tjar4 (An x AnT)
for i:=1 to 10 do
  for j:=1 to 10 do
    begin
      Pn[i,j]:=0;
      for k:=1 to nData do
        Pn[i,j]:=Pn[i,j]+tjar4[i,k]*jar4[k,j];
      end;

    for i:=1 to 10 do
      for j:=1 to 10 do
        tPn[i,j]:=Pn[j,i];
      end;
    end;
  end;
//Invers matriks AnT x An
//matrix identitas
for i:=1 to 10 do

```

```

for j:=1 to 10 do
begin
  if i=j then Inv[i,j]:=1
  else Inv[i,j]:=0;
end;
for i:=1 to 9 do
for k:=i+1 to 10 do
begin
  z:=tPn[k,i]/tPn[i,i];
  for j:=1 to 10 do
  begin
    tPn[k,j]:=tPn[k,j]-z*tPn[i,j];
    Inv[k,j]:=Inv[k,j]-z*Inv[i,j];
  end;
  tPn[k,i]:=0;
end;

for i:=10 downto 2 do
for k:=i-1 downto 1 do
begin
  z:=tPn[k,i]/tPn[i,i];
  for j:=1 to 10 do
  begin
    tPn[k,j]:=tPn[k,j]-z*tPn[i,j];
    Inv[k,j]:=Inv[k,j]-z*Inv[i,j];
  end;
  tPn[k,i]:=0;
end;

for i:=1 to 10 do
for j:=1 to 10 do
begin
  Inv[i,j]:=Inv[i,j]/tPn[i,i];
end;

//perkalian AnT dg Inverse
for i:=1 to 10 do
for j:=1 to nData do
begin
  tmpTetta[i,j]:=0;
  for k:=1 to 10 do
    tmpTetta[i,j]:=tmpTetta[i,j]+Inv[i,k]*tjar4[k,j];
  end;

//matrix Yn
for i:=1 to nData do
begin
  for j:=1 to 4 do
    Yn[i]:=Yn[i]+beban[i,j];
  end;
SG5.Colcount:=2;

```

```

SG5.RowCount:=11;
//perkalian tmpTetta dg Yn
for i:=1 to 10 do
begin
  tetta[i]:=0;
  for k:=1 to nData do
    tetta[i]:=tetta[i]+tmpTetta[i,k]*Yn[k];
    SG5.Cells[1,i]:=FloatToStr(Tetta[i]);
  end;

```

**Source Code 4. 9** Perhitungan parameter konsekuen

#### 4.2.1.10 Proses Propagasi Error

Proses perhitungan propagasi *error* merupakan perhitungan dari *error* lapisan kelima hingga lapisan pertama. Nilai ini melakukan proses pembaruan nilai *error* agar *error* yang terjadi sama dengan *error* yang diharapkan. Implementasi perhitungan propagasi *error* seperti pada *sourcecode* 4.10.

```

//error lapisan 5 dan 4
totlap5:=0;
for i:=1 to SG10.RowCount-1 do
begin
  SG10.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
end;
SG10.Colcount:=2;
SG10.RowCount:=nData+1;
for i:=1 to nData do
begin
  lap5[i]:=2*(jar5[i,7]-jar5[i,6]);
  lap4[i,1]:=lap5[i]; lap4[i,2]:=lap5[i];
  totlap5:=totlap5+lap5[i];
  SG10.Cells[1,i]:=FloatToStr(lap5[i]);
end;

//error lapisan 3
for i:=1 to nData do
begin
  lap3[i,1]:=lap4[i,1]*jar5[i,1];
  lap3[i,2]:=lap4[i,2]*jar5[i,2];
  lap3[i,3]:=lap3[i,1]-lap3[i,2];
  lap3[i,4]:=lap3[i,2]-lap3[i,1];
end;

//error lapisan 2
for i:=1 to nData do
begin
  lap2[i,1]:=
    (jar2[i,2]/(sqr(jar2[i,1]+jar2[i,2]))) * lap3[i,3];

```

```

lap2[i,2]:=
(jar2[i,1]/(sqr(jar2[i,1]+jar2[i,2]))) *lap3[i,4];
end;

//init jmlE1
for i:=1 to 8 do
jmlE1[i]:=0;

//error lapisan 1
for i:=1 to nData do
begin
lap1[i,1]:=lap2[i,1]*jar1[i,7];
jmlE1[1]:=jmlE1[1]+lap1[i,1];
lap1[i,2]:=lap2[i,2]*jar1[i,8];
jmlE1[2]:=jmlE1[2]+lap1[i,2];
lap1[i,3]:=lap2[i,1]*jar1[i,5];
jmlE1[3]:=jmlE1[3]+lap1[i,3];
lap1[i,4]:=lap2[i,2]*jar1[i,6];
jmlE1[4]:=jmlE1[4]+lap1[i,4];
lap1[i,5]:=lap2[i,1]*jar1[i,3];
jmlE1[5]:=jmlE1[5]+lap1[i,5];
lap1[i,6]:=lap2[i,2]*jar1[i,4];
jmlE1[6]:=jmlE1[6]+lap1[i,6];
lap1[i,7]:=lap2[i,1]*jar1[i,1];
jmlE1[7]:=jmlE1[7]+lap1[i,7];
lap1[i,8]:=lap2[i,2]*jar1[i,2];
jmlE1[8]:=jmlE1[8]+lap1[i,8];
end;

```

**Source Code 4. 10** Perhitungan propagasi error

#### 4.2.1.11 Proses *Update* Nilai Mean dan Standar Deviasi

Proses pembaruan nilai mean dan standar deviasi digunakan untuk mendapatkan nilai *error* yang diharapkan. Implementasi proses perhitungan nilai mean dan standar deviasi baru seperti pada sourcecode 4.11.

```

//hitung Standart deviasi baru
for i:=1 to SG8.RowCount-1 do
begin
SG8.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
end;
SG8.Colcount:=5;
SG8.RowCount:=3;
for i:=1 to 2 do
for j:=1 to nData do
for k:=1 to 4 do
for l:=1 to 2 do
begin
m:=(k*2)-2+1;

```

```

if (l = 1) then //index ganjil
begin
  if (i=1)then mE:=(k*2)-1
  else mE:=k*2;
  aij[i,j,m]:=((sqr(beban[j,k]-mean[i,k]))*2)/
  ((sqr(1+(sqr((beban[j,k]-
  mean[i,k])/std[i,k]))))*ajj3[i,k]))*jmlE1[mE];
end
else if (l = 2) then //index genap
  aij[i,j,m]:=nPny*beban[j,k]*aij[i,j,m-1];
end;
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to 4 do
    stdaij[i,j]:=0;

for i:=1 to 2 do
begin
  col:=i*2-1;
  for j:=1 to nData do
  begin
    row:=1;
    for k:=1 to 4 do
    begin
      stdaij[row,col]:=stdaij[row,col]+aij[i,j,k*2];
      if (row<2) then row:=2 else row:=1;
      if (col<(i*2)) then col:=col+1 else col:=i*2-1;
    end;
  end;
end;
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to 4 do
  begin
    stdbaru[i,j]:=std[i,j]+stdaij[i,j];
    SG8.Cells[j,i]:=FloatToStr(stdbaru[i,j]);
  end;

//hitung mean baru
for i:=1 to SG7.RowCount-1 do
begin
  SG7.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
end;
SG7.Colcount:=5;
SG7.RowCount:=3;
for i:=1 to 2 do
  for j:=1 to nData do
  for k:=1 to 4 do
  for l:=1 to 2 do
  begin
    m:=(k*2)-2+1;
    if (l = 1) then //index ganjil
begin

```

```

        if (i=1)then mE:=(k*2)-1
        else mE:=k*2;
        aij[i,j,m]:=((sqr(beban[j,k]-
        mean[i,k]))*2)/((sqr(1+(sqr((beban[j,k]-
        mean[i,k])/std[i,k]))))*aij2[i,k]))
        *jmlE1[mE];
    end
    else if (l = 2) then //index genap
        aij[i,j,m]:=nPny*beban[j,k]*aij[i,j,m-1];
    end;
for i:=1 to 2 do
    for j:=1 to 4 do
        meanaij[i,j]:=0;
    for i:=1 to 2 do
    begin
        col:=i*2-1;
        for j:=1 to nData do
        begin
            row:=1;
            for k:=1 to 4 do
            begin
                meanaij[row,col]:=meanaij[row,col]+aij[i,j,k*2];
                if (row<2) then row:=2 else row:=1;
                if (col<(i*2)) then col:=col+1 else col:=i*2-1;
            end;
        end;
    end;
end;
for i:=1 to 2 do
    for j:=1 to 4 do
    begin
        meanbaru[i,j]:=mean[i,j]+meanaij[i,j];
        SG7.Cells[j,i]:=FloatToStr(meanbaru[i,j]);
    end;
end;
end;

```

**Source Code 4. 11** Perhitungan nilai mean dan standar deviasi baru

## 4.2 Implementasi Proses Pengujian

Proses pengujian ini menggunakan parameter konsekuen yang telah didapatkan dari proses pelatihan yang akan dikalikan dengan data pengujian. Hasil dari pengujian merupakan nilai beban kapasitas listik data aktual dibandingkan dengan nilai beban kapasitas listrik hasil ramalan. Proses pengujian ini dapat dilihat seperti pada *sourcecode* 4.12.

```

begin
//ambil dari database
DM.Q1.SQL.Text:='SELECT *,(zona1+zona2+zona3+zona4) as
bobot FROM dt uji';

```

```

DM.Q1.Open;
if (DM.Q1.RecordCount>0) then //ada hasil query
begin
  SG9.RowCount:=DM.Q1.RecordCount+1;
  nData:=DM.Q1.RecordCount;
  i:=0;
  DM.Q1.First;
  //tampilkan sekaligus hitung bobot
  while not (DM.Q1.EoF) do
  begin
    inc(i);
    SG9.Cells[1,i]:=DM.Q1['Bulan'];
    SG9.Cells[2,i]:=DM.Q1['Tahun'];
    //zonal
    bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona1']);
    Beban[i,1]:=bbAsal;
    SG9.Cells[3,i]:=FloatToStr(bbAsal);
    //zona2
    bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona2']);
    Beban[i,2]:=bbAsal;
    SG9.Cells[4,i]:=FloatToStr(bbAsal);
    //zona3
    bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona3']);
    Beban[i,3]:=bbAsal;
    SG9.Cells[5,i]:=FloatToStr(bbAsal);
    //zona4
    bbAsal:=StrToFloat(DM.Q1['Zona4']);
    Beban[i,4]:=bbAsal;
    SG9.Cells[6,i]:=FloatToStr(bbAsal);
    SG9.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
    DM.Q1.Next;
    end;
  end;
end;

procedure TForm1.Button3Click(Sender: TObject);
var i,j:integer;
begin
  for i:=1 to nData do
    Yn[i]:= 0;
  //matrix Yn
  for i:=1 to nData do
    for j:=1 to 4 do
      Yn[i]:=Yn[i]+beban[i,j];
  //tetta
  SG11.ColCount:=2;
  SG11.RowCount:=11;
  for i:=1 to 10 do
  begin
    SG11.Cells[0,i]:=IntToStr(i);
    SG11.Cells[1,i]:=FloatToStr(Tetta[i]);
  end;
end;

```

```

end;
//perhitungan mse
mse:=0;
for i:=1 to nData do
begin
jar5[i,1]:=0;
for j:=1 to 4 do
jar5[i,1]:=jar5[i,1]+(tetta[j]*beban[i,j]);
jar5[i,1]:=jar5[i,1]+tetta[5]; //f1
jar5[i,2]:=0;
for j:=6 to 9 do
jar5[i,2]:=jar5[i,2]+(tetta[j]*beban[i,j-5]);
jar5[i,2]:=jar5[i,2]+tetta[10]; //f2
jar5[i,3]:=jar5[i,1]*rtJar21; //w1f1
jar5[i,4]:=jar5[i,2]*rtJar22; //w2f2
jar5[i,5]:=jar5[i,3]+jar5[i,4]; //jumlah wifi
jar5[i,6]:=jar5[i,5]/(jar3[1,1]+jar3[1,2]);
jar5[i,7]:=Yn[i]; //target output
totmse:=totmse+(Power((jar5[i,6]-jar5[i,7]),2));
end;
//MSE
mse:=totmse/nData;
edit4.Text:=FloatToStr(mse);
end;

```

**Source Code 4. 12** Prosedure implementasi pengujian

### 4.3 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka terdiri atas 3 bagian utama, yaitu :

#### 1. Form Pelatihan

Pada form pelatihan digunakan sebagai antarmuka untuk melakukan proses pelatihan untuk mendapatkan konsekuen parameter.

#### 2. Form Pengujian

Pada form pengujian digunakan sebagai antarmuka untuk melakukan pengujian data beban pemakaian listrik selama 1 tahun berdasarkan nilai parameter konsekuen yang telah didapat pada proses pelatihan.

#### 3. Form Prediksi

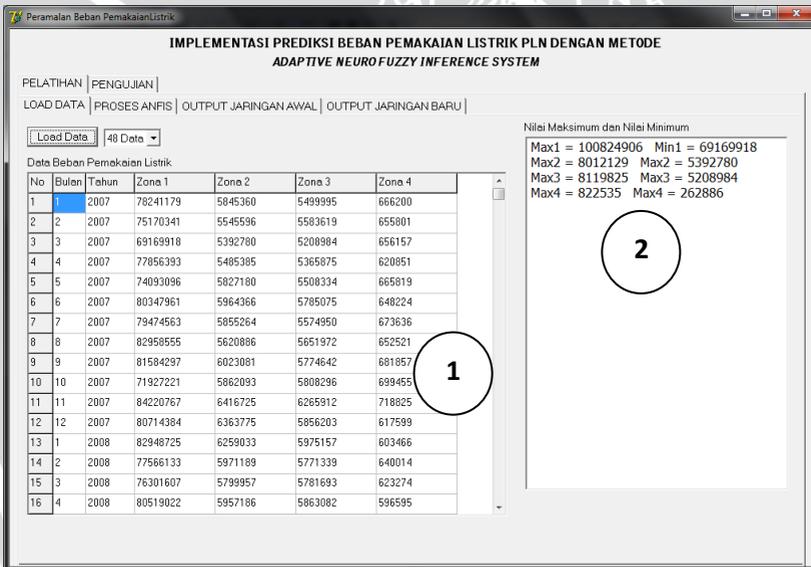
Pada form prediksi digunakan sebagai antarmuka untuk melakukan prediksi untuk tahun 2011 dengan cara memilih bulan yang akan diprediksi pada tahun 2011 dan kemudian akan diketahui hasil beban pemakaian listrik selama satu bulan.

### 4.3.1 Form Pelatihan

Form pelatihan merupakan antarmuka pelatihan yang digunakan sebagai proses pelatihan dalam melakukan prediksi beban pemakaian listrik. Antar muka pelatihan ini bertujuan untuk melatih jaringan dalam pembentukan nilai parameter konsekuen. Pada tab pelatihan ini, terdiri dari beberapa sub-tab, diantaranya sub-tab load data, proses ANFIS, output jaringan awal dan update nilai mean dan standar deviasi iterasi terakhir. Berikut merupakan tampilan utama sub-tab pada pelatihan.

#### 4.3.1.1 Antarmuka Input Data

Pada antarmuka ini digunakan untuk menjalankan proses input data. antarmuka proses input data dapat dilihat pada gambar 4-1.



Gambar 4- 1 Form input data

Pada sub-tab *load* data ini terdapat tombol load yang berguna untuk mengambil data yang telah tersedia dalam format .mdb. untuk lebih jelasnya mengenai detail form pengambilan data dapat dilihat pada keterangan berikut :

1. Table *Load Data*

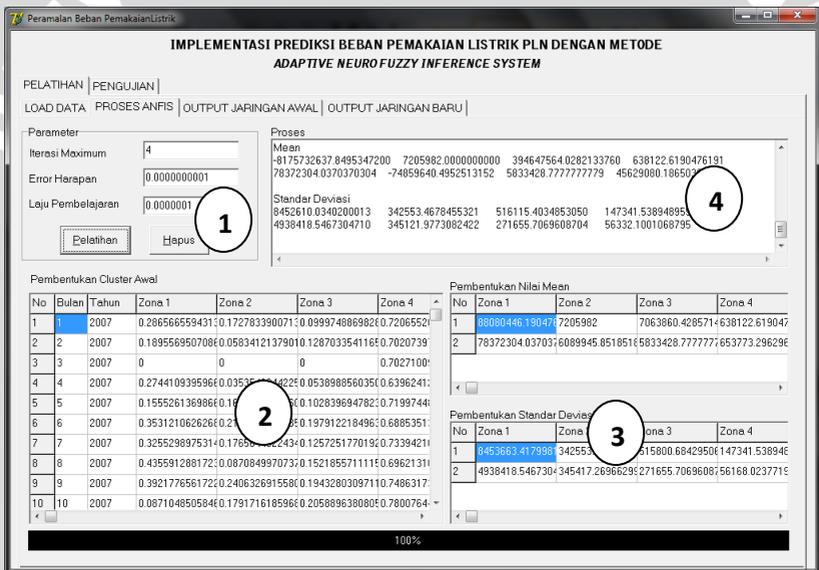
Merupakan tabel yang berfungsi untuk menampilkan data yang telah di *load* untuk kemudian diproses.

2. Listbox Nilai Maksimum dan Minimum Data

Merupakan bagian program yang berfungsi menunjukkan nilai maksimum dan minimum dari data yang telah di panggil berdasarkan masing-masing parameter.

### 4.3.1.2 Antarmuka Proses Pelatihan ANFIS

Pada antarmuka ini digunakan untuk menjalankan proses ANFIS. antarmuka proses ANFIS dapat dilihat pada gambar 4-2.



Gambar 4- 2 Form proses ANFIS

Pada sub-tab proses ANFIS berfungsi untuk melatih jaringan dengan proses ANFIS agar menghasilkan nilai prediksi yang sesuai dengan data aktual. Untuk lebih jelasnya mengenai detail keterangan dari masing-masing bagian proses ANFIS tersebut dapat dilihat pada keterangan sebagai berikut :

1. *Textbox input* nilai

Pada bagian ini berguna untuk memasukkan nilai error harapan, laju pembelajaran dan iterasi maksimum. Nilai error harapan berguna untuk membatasi apabila nilai error lapisan 5 lebih dari error harap maka perbaikan nilai premise parameter telah berhenti, sedangkan laju pembelajaran berguna untuk melakukan pembelajaran terhadap pembentukan nilai rata-rata dan standar deviasi baru yang berkisar antara nilai 0 sampai dengan 1.

2. Tabel *cluster* data

Pada bagian ini menunjukkan cluster yang terbentuk terhadap bobot total dari masing-masing parameter.

3. Table pembentukan nilai rata-rata dan standar deviasi

Pada bagian ini berfungsi menunjukkan besarnya nilai rata-rata dan standar deviasi berdasarkan *cluster* yang telah terbentuk. Selanjutnya untuk diproses pada arsitektur jaringan ANFIS.

4. Listbox Proses

Pada bagian ini menunjukkan proses perubahan nilai mean dan standar deviasi sebanyak jumlah iterasi yang dimasukkan.

#### **4.3.1.3 Antarmuka Output Jaringan ANFIS**

Pada antarmuka ini digunakan untuk menjalankan *output* jaringan ANFIS antarmuka proses output jaringan ANFIS dapat dilihat pada gambar 4-3.

Peramalan Beban Pemakaian Listrik

**IMPLEMENTASI PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN DENGAN METODE  
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

PELATIHAN | PENGUJIAN |

LOAD DATA | PROSES ANFIS | OUTPUT JARINGAN AWAL | OUTPUT JARINGAN BARU |

Nilai Parameter Konsekuen Awal

No	Tetta
1	3.9999999999999999
2	4.0000000002666
3	3.9999999999999999
4	3.9999999999999999
5	-0.001307994127
6	4.0000000000000001
7	4.00000000000175
8	3.9999999999999999
9	3.9999999999999999
10	0.0001348853111

1

Error Lapisan 5

No	Error Lapisan 5
1	537514281.8535
2	518657051.03604
3	638657204.14091
4	681025933.71083
5	589780621.49667
6	195698332.31808
7	507688455.91195
8	657139042.82367
9	358341835.60456
10	569551690.64263
11	737026494.38276
12	475929231.27427
13	609984356.31952
14	154840084.56876

2

**Gambar 4- 3 Form output jaringan ANFIS**

Pada sub-tab proses *output* jaringan ANFIS berguna untuk menampilkan hasil output jaringan pelatihan ANFIS berupa nilai konsekuen parameter. Pada *output* jaringan pelatihan, apabila error lapisan 5 yang terbentuk nilai kurang dari error harapan maka selanjutnya dilakukan perbaikan nilai premise parameter untuk mendapatkan nilai rata-rata dan standar deviasi baru. Untuk lebih detailnya mengenai form output jaringan pelatihan dapat dilihat di keterangan sebagai berikut :

1. Tabel nilai parameter konsekuen parameter  
 Pada bagian ini berguna untuk pembentukan nilai parameter konsekuen hasil dari perhitungan lapisan ANFIS sebelumnya (mulai dari lapisan 1 sampai dengan lapisan 4).
2. Table pembentukan *error* nilai lapisan 5  
 Bagian ini menunjukkan besarnya error yang terjadi pada lapisan 5, nilai *error* lapisan 5 ini berpengaruh terhadap perhitungan premise parameter kembali jika nilai *error* lapisan 5 kurang dari nilai *error* yang diharapkan.

### 4.3.1.4 Antarmuka Output Jaringan Terakhir

Pada antarmuka ini digunakan untuk menjalankan proses *output* jaringan yang terakhir. antarmuka proses *output* jaringan terakhir dapat dilihat pada gambar 4-4.

Peramalan Beban Pemakaian Listrik

**IMPLEMENTASI PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN DENGAN METODE  
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

PELATIHAN | PENGUJIAN |

LOAD DATA | PROSES ANFIS | OUTPUT JARINGAN AWAL | OUTPUT JARINGAN BARU |

Update Nilai Mean Baru

No	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4
1	-8175732637.849	7205982	394647564.02821630122	61904761
2	78372304.037032	-74859640.49525	5833428.7777777	45629080.186503

1

Update Standar Deviasi Baru

No	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4
1	8492610.03492	342553.4678455	516115.4034853	147341.53894895
2	4938418.5467304	345121.9773082	271655.7069608	56332.100106875

2

Gambar 4- 4 Form *Output* iterasi terakhir

Pada sub-tab proses *update* nilai iterasi terakhir ini berguna untuk memperbaharui nilai mean dan standar deviasi pada iterasi terakhir, iterasi dimana nilai mean dan standar deviasi telah konvergen. Untuk lebih detailnya mengenai bagian pada sub-tab proses berikut dapat dilihat pada keterangan berikut :

1. Table *update* nilai rata-rata  
Bagian ini menunjukkan perubahan nilai rata-rata dan yang terbentuk berdasarkan cluster yang telah di perbaharui.
2. Table update nilai standar deviasi  
Bagian ini menunjukkan standar deviasi yang terbentuk berdasarkan cluster yang telah diperbaharui.

### 4.3.2 Form Pengujian

Antarmuka ini merupakan bagian antarmuka untuk pengujian yang bertujuan untuk melakukan pengujian prediksi beban pemakaian listrik PLN. Hasil pengujian prediksi berupa nilai output jaringan kemudian dihitung nilai MSE. Berikut merupakan tampilan utama form pengujian yang dapat ditunjukkan sesuai pada gambar 4.5

**IMPLEMENTASI PREDIKSI BEBAN PEMAKAIAN LISTRIK PLN DENGAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

PELATIHAN

Load Data: 2011

Hasil: MSE: 0.0665460527843702

Pengujian

Tangga

No	Isitta
1	3.999999999999947
2	4.00000000002666
3	3.999999999999294
4	3.999999999999263
5	-0.00130799412727356
6	4.000000000000039

Output Jaringan

No	Bulan	Tahun	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zon	No	Output Prediksi	Output Aktual	Cluster Prediksi
1	1	2011	171393664	8429206	8245691	79C	1	145605769.44952	188858863	Tinggi
2	2	2011	170996756	8032524	8526436	84E	2	154579451.555762	188401749	Tinggi
3	3	2011	159002913	8501194	8269898	90E	3	148829823.600037	176679932	Tinggi
4	4	2011	1774264	89546	8095405	87E	4	156112293.947825	194639857	Tinggi
5	5	2011	1736820	88874	8199137	85E	5	155681884.036929	191503468	Tinggi
6	6	2011	176390479	8685240	11057170	90E	6	159871747.417941	195238721	Tinggi
7	7	2011	176509613	8950548	8708827	97E	7	147494847.285724	195145442	Tinggi
8	8	2011	182897233	8812249	8661016	90E	8	106991189.331068	201280317	Tinggi
9	9	2011	157832330	8082169	8262428	92E	9	102339639.191718	175102774	Tinggi

Gambar 4- 5 Form Pengujian

Keterangan :

1. Tombol load data uji dan tombol pengujian  
Tombol *load* data ini berfungsi untuk menampilkan data beban pemakaian listrik PLN selama satu tahun yang akan dilakukan pengujian untuk kemudian diproses dengan cara menekan tombol pengujian.
2. Tabel parameter kosekuen  
Pada form ini menunjukkan nilai parameter konsekuen iterasi terakhir hasil dari pelatihan pada tahap sebelumnya. Hasil parameter konsekuen tersebut selanjutnya diproses untuk

menghitung output jaringan ANFIS sesuai dengan rule system inferensi *fuzzy*.

3. Table data uji  
Merupakan tabel yang berfungsi untuk menampilkan data yang telah di *load* untuk kemudian diproses.
4. Tabel *output* jaringan  
Pada form ini menampilkan hasil output jaringan prediksi dan nilai output asli.
5. Perhitungan MSE  
Pada form ini menampilkan nilai perhitungan MSE yang menunjukkan akurasi hasil output jaringan ANFIS.

#### **4.4 Sistematika Pengujian**

Sistematika pengujian pada skripsi ini akan dilakukan sebanyak 2 macam. Adapun sistematika pengujian tersebut adalah sebagai berikut :

1. Uji pengaruh Laju Pembelajaran dan banyaknya jumlah data latih terhadap nilai MSE hasil prediksi.
2. Uji Perbandingan output jaringan dan Output Aktual.

##### **4.4.1 Sistematika Uji Laju Pembelajaran dan Data latih**

Pengujian yang pertama adalah menguji laju pembelajaran yang baik untuk data beban listrik. Pengujian ini nantinya dilakukan sebanyak tiga kali percobaan dengan nilai laju pembelajaran mulai dari  $1E-07$  sampai dengan  $9E-07$  dengan menggunakan data latih yang berbeda yaitu 24 data latih, 36 data latih dan 48 data latih. Pengujian yang dilakukan pertama kali adalah pengujian dengan menggunakan laju pembelajaran dengan membandingkan nilai MSE nya. Dari hasil nilai MSE pada masing-masing laju pembelajaran akan dicari nilai laju pembelajaran yang memiliki nilai MSE paling kecil.

##### **4.4.2 Sistematika Uji Perbandingan Output jaringan terhadap Data Aktual**

Pengujian yang kedua adalah menguji output jaringan prediksi yang dihasilkan dengan membandingkan nilai aktual beban pemakaian listrik. Dari hasil output jaringan prediksi tersebut dapat diketahui kedekatan nilai prediksi yang dihasilkan apakah mendekati

dengan data aktual yang terjadi. Selain itu juga dilakukan perbandingan cluster yang sebelumnya telah dibentuk. Pada beban listrik PLN sebelumnya telah dibagi menjadi dua cluster yaitu tegangan rendah (TR) dan tegangan tinggi (TT). Pergerakan TR dan TT dari output jaringan ANFIS akan dibandingkan dengan pergerakan TR dan TT dari output aktual. Pengujian ini dilakukan sebanyak tiga kali dengan menggunakan data latih yang berbeda-beda yaitu 24, 36 dan 48 data latih.

## 4.5 Implementasi Ujicoba

### 4.5.1 Implementasi Uji Laju Pembelajaran dan Data Latih

Data latih pertama yang digunakan untuk uji coba adalah 24 data latih. Sesuai dengan sistematika pengujian, pengujian dilakukan sebanyak 9 kali dimulai dengan laju pembelajaran terkecil sampai laju pembelajaran terbesar yaitu  $1E-07$  –  $9E-07$ . Hasil dari pengujian laju pembelajaran menggunakan 24 data latih dapat dilihat pada tabel 4.1.

**Tabel 4. 1** Pengujian laju Pembelajaran Untuk 24 Data latih

Laju Pembelajaran	MSE
1E-07	0.0156933274228289
2E-07	0.0223116543931394
3E-07	0.0223116543931394
4E-07	0.0156933274228289
5E-07	0.0102898459338237
6E-07	0.0138603273002602
7E-07	0.0102898459338237
8E-07	0.0102898459338235
9E-07	0.0156933274228289

Pada tabel dapat dilihat bahwa nilai MSE yang paling kecil yang dihasilkan oleh pengujian ini adalah 0.0102898459338235 pada saat laju pembelajaran adalah 8E-07. Sedangkan nilai MSE yang paling besar adalah 0.0223116543931394 pada saat laju pembelajaran 2E-07 dan 3E-07. Hasil dari pengujian laju pembelajaran untuk 36 data latih dapat dilihat pada tabel 4.2.

**Tabel 4. 2** Pengujian laju Pembelajaran Untuk 36 Data latih

Laju Pembelajaran	MSE
1E-07	0.0353110776012579
2E-07	0.0479951262785343
3E-07	0.0479951262785343
4E-07	0.0403490276356306
5E-07	0.0403490276356306
6E-07	0.0479951262785343
7E-07	0.0342697221884577
8E-07	0.0353110776012579
9E-07	0.0353110776012579

Pada tabel dapat dilihat bahwa nilai MSE yang paling kecil yang dihasilkan oleh pengujian ini adalah 0.0342697221884577 pada saat laju pembelajaran adalah 7E-07. Sedangkan nilai MSE yang paling besar adalah 0.0479951262785343 pada saat laju pembelajaran 2E-07, 3E-07 dan 6E-07. Hasil dari pengujian laju pembelajaran untuk 48 data latih dapat dilihat pada tabel 4.3.

**Tabel 4. 3** Pengujian laju Pembelajaran Untuk 48 Data latih

Laju Pembelajaran	MSE
1E-07	0.00249563050038952
2E-07	0.00249563050038952
3E-07	0.00263076300619214
4E-07	0.0365072590575091
5E-07	0.00249563050038952
6E-07	0.0523042790133761
7E-07	0.029198249713906
8E-07	0.00249563050038952
9E-07	0.00249563050038952

Pada tabel dapat dilihat bahwa nilai MSE yang paling kecil yang dihasilkan oleh pengujian ini adalah 0.00249563050038952 pada saat laju pembelajaran adalah 8E-07. Sedangkan nilai MSE

yang paling besar adalah 0.0523042790133761 pada saat laju pembelajaran 6E-07.

Pada pengujian laju pembelajaran dan banyak data latih ini, dilakukan analisa adakah keterkaitan nilai laju pembelajaran dengan MSE yang terbentuk serta keterkaitan antara banyak jumlah data latih dengan nilai MSE yang terbentuk dengan masing-masing percobaan dilakukan sebanyak 3 kali kemudian diambil nilai rata-rata hasil pengujian tersebut berupa nilai MSE. Ada pun hasil percobaan yang dilakukan sesuai pada tabel 4.4 sebagai berikut :

**Tabel 4. 4** Uji laju pembelajaran dan banyaknya data latih

Laju Pembelajaran	Banyaknya Jumlah Data Latih			Rata-Rata MSE
	24	36	48	
1E-07	0.015693	0.035311	0.002496	0.017833
2E-07	0.022312	0.047995	0.002496	0.024267
3E-07	0.022312	0.047995	0.002631	0.024313
4E-07	0.015693	0.040349	0.036507	0.03085
5E-07	0.01029	0.040349	0.002496	0.017712
6E-07	0.01386	0.047995	0.052304	0.038053
7E-07	0.01029	0.03427	0.029198	0.024586
8E-07	0.01029	0.035311	0.002496	0.016032
9E-07	0.015693	0.035311	0.002496	0.017833

Dari pengujian laju pembelajaran dan banyak data latih yang dilakukan, didapatkan hasil dari sebanyak 3 percobaan disetiap besaran laju pembelajaran, nilai MSE yang dihasilkan selalu berbeda-beda. Pada laju pembelajaran 8E-07 diperoleh nilai rata-rata MSE yang paling kecil, yaitu sebesar 0.016032 sedangkan dengan menggunakan laju pembelajaran 6E-07 diperoleh nilai rata-rata MSE yang paling besar, yaitu 0.038053.

#### **4.5.2 Implementasi Uji Perbandingan Output Jaringan Terhadap Data Aktual**

Data latih pertama yang digunakan adalah 24 data latih. 24 data latih ini akan diuji sesuai dengan sistematika pengujian yang sebelumnya telah dipaparkan. Data latih ini diuji dan hasil output

jaringan ANFISnya dibandingkan dengan nilai output aktual yang telah diperoleh. Hasil pengujian dengan menggunakan 24 data latih dapat dilihat pada tabel 4.5.

**Tabel 4. 5** Pengujian tegangan listrik dengan 24 data latih

Periode Data Uji	Outuput Aktual	Output ANFIS	Cluster Aktual	Cluster ANFIS
01/2011	188858863	198503386.9	Tinggi	Tinggi
02/2011	188401749	207125120.8	Tinggi	Tinggi
03/2011	176679932	198013386.1	Tinggi	Tinggi
04/2011	194639857	210483869	Tinggi	Tinggi
05/2011	191503468	209127262.4	Tinggi	Tinggi
06/2011	195238721	214331881.3	Tinggi	Tinggi
07/2011	195145442	202224292	Tinggi	Tinggi
08/2011	201280317	164524992.7	Tinggi	Tinggi
09/2011	175102774	152168469.2	Tinggi	Tinggi

Dari data yang diujikan sebanyak 24 data, Pada sistem telah ditentukan bahwa data akan dikelompokkan menjadi dua, yaitu tegangan rendah dan tegangan tinggi. Pada hasil pengujian dengan menggunakan 24 data latih, mempunyai kesamaan pada pengelompokan cluster data aktual dan pengelompokan cluster ANFIS.

Hasil pengujian tegangan listrik dengan data latih sebanyak 36 dapat dilihat pada tabel 4.6.

**Tabel 4. 6** Pengujian tegangan listrik dengan 36 data latih

Periode Data Uji	Output Aktual	Output ANFIS	Cluster Aktual	Cluster ANFIS
01/2011	188858863	157664299.1	Tinggi	Tinggi
02/2011	188401749	163861433.7	Tinggi	Tinggi
03/2011	176679932	156394880.4	Tinggi	Tinggi
04/2011	194639857	166757821.7	Tinggi	Tinggi
05/2011	191503468	165541610	Tinggi	Tinggi
06/2011	195238721	169584035.7	Tinggi	Tinggi
07/2011	195145442	160826084	Tinggi	Tinggi
08/2011	201280317	134039394.8	Tinggi	Tinggi
09/2011	175102774	123141254.1	Tinggi	Tinggi

Dari data yang diujikan sebanyak 36 data, Pada sistem telah ditentukan bahwa data akan dikelompokkan menjadi dua, yaitu tegangan rendah dan tegangan tinggi. Pada hasil pengujian dengan menggunakan 36 data latih, mempunyai kesamaan pada pengelompokan cluster data aktual dan pengelompokan cluster ANFIS.

Hasil pengujian tegangan listrik dengan data latih sebanyak 48 dapat dilihat pada tabel 4.7.

**Tabel 4. 7** Pengujian tegangan listrik dengan 48 data latih

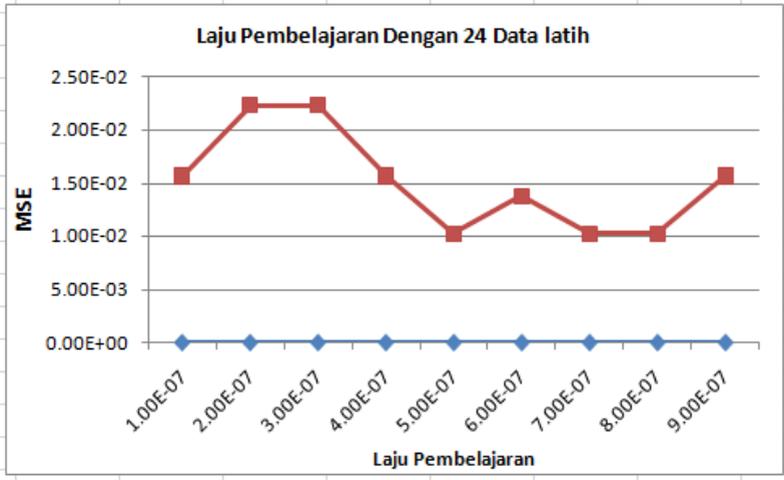
Periode Data Uji	Output Aktual	Output ANFIS	Cluster Aktual	Cluster ANFIS
01/2011	188858863	184135703.9	Tinggi	Tinggi
02/2011	188401749	187267164.3	Tinggi	Tinggi
03/2011	176679932	177099504	Tinggi	Tinggi
04/2011	194639857	192092486.6	Tinggi	Tinggi
05/2011	191503468	189796931.5	Tinggi	Tinggi
06/2011	195238721	193941263.4	Tinggi	Tinggi
07/2011	195145442	189130590	Tinggi	Tinggi
08/2011	201280317	177762175	Tinggi	Tinggi
09/2011	175102774	158196303.4	Tinggi	Tinggi

Pada hasil pengujian dengan menggunakan 48 data latih, mempunyai kesamaan pada pengelompokan cluster data aktual dan pengelompokan cluster ANFIS.

#### **4.6 Analisa Hasil**

##### **4.6.1 Analisa Hasil Uji laju Pembelajaran dan Data latih**

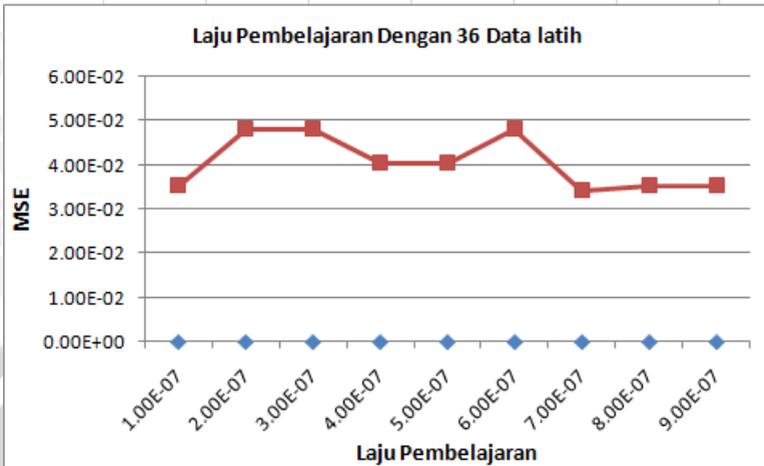
Pada uji coba pertama yang menggunakan 24 data latih diketahui bahwa nilai MSE yang dihasilkan oleh tiap-tiap laju pembelajaran memiliki nilai yang berbeda-beda. Nilai MSE yang paling kecil berada pada saat laju pembelajaran  $8E-07$ . Sedangkan nilai MSE yang paling besar terdapat pada saat laju pembelajaran  $2E-07$  dan  $3E-07$ . Grafik pengaruh laju pembelajaran terhadap nilai MSE dengan 24 data latih dapat dilihat pada gambar 4.6.



**Gambar 4- 6 Grafik Pengaruh Laju Pembelajaran Terhadap MSE Dengan Menggunakan 24 Data latihan**

Grafik menunjukkan bahwa nilai laju pembelajaran yang kecil, tidak berarti bahwa akan memiliki nilai error yang kecil pula. Grafik ini pada awalnya nilai error naik, tetapi pada nilai laju pembelajaran  $4E-07$  errornya semakin menurun, namun pada saat laju pembelajaran berada di  $6E-07$  nilai error kembali mengalami kenaikan dan nilai error turun lagi pada saat laju pembelajaran berada di  $7E-07$ , kemudian nilai error naik kembali pada saat laju pembelajaran  $9E-07$ . Pada kasus ini, nilai pembelajaran yang relatif besar yaitu  $8E-07$  memiliki nilai MSE yang paling kecil yaitu  $0.0102898459338235$ . Sehingga untuk memaksimalkan penggunaan sistem prediksi beban pemakaian listrik, maka pada saat melakukan prediksi beban pemakaian listrik menggunakan data latihan 24 digunakan laju pembelajaran  $8E-07$ .

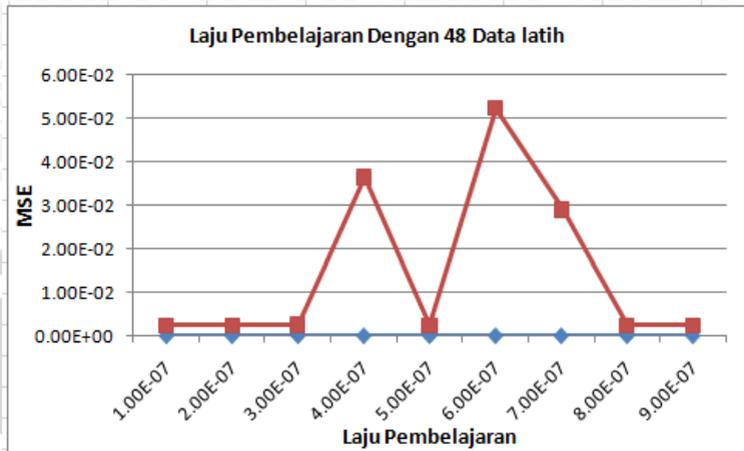
Pada percobaan kedua yang menggunakan 36 data latihan. Nilai MSE yang paling kecil berada pada saat laju pembelajaran  $7E-07$ . Sedangkan nilai MSE yang paling besar terdapat pada saat laju pembelajaran  $2E-07$ ,  $3E-07$  dan  $6E-07$ . Grafik pengaruh laju pembelajaran terhadap MSE dari 36 data latihan dapat dilihat pada gambar 4.7.



**Gambar 4- 7 Grafik Pengaruh Laju Pembelajaran Terhadap MSE Dengan Menggunakan 36 Data latih**

Dari hasil pengujian mengenai keterkaitan nilai MSE yang terbentuk terhadap 36 data latih. Grafik ini pada awalnya nilai error mengalami kenaikan, tetapi pada nilai laju pembelajaran  $4E-07$  errornya semakin menurun, dan mengalami kestabilan pada saat laju pembelajaran  $4E-07$  sampai  $5E-07$  dan kemudian mengalami kenaikan pada saat laju pembelajaran  $6E-07$ , namun pada saat laju pembelajaran  $7E-07$  nilai error kembali mengalami penurunan dan nilai error naik lagi pada saat laju pembelajaran berada di  $8E-07$ . Pada kasus ini, nilai pembelajaran yang relatif besar yaitu  $7E-07$  memiliki nilai MSE yang paling kecil yaitu  $0.0102898459338235$ . Sehingga untuk memaksimalkan penggunaan sistem prediksi beban pemakaian listrik, maka pada saat melakukan prediksi beban pemakaian listrik menggunakan data latih 36 digunakan laju pembelajaran  $7E-07$ .

Pada percobaan yang terakhir yaitu menggunakan 48 data latih. Nilai MSE yang paling kecil berada pada saat laju pembelajaran  $8E-07$ . Sedangkan nilai MSE yang paling besar terdapat pada saat laju pembelajaran  $6E-07$ . Grafik pengaruh laju pembelajaran terhadap MSE dari 48 data latih dapat dilihat pada gambar 4.8.



**Gambar 4- 8 Grafik Pengaruh laju Pembelajaran Terhadap MSE dengan Menggunakan 48 Data Latih**

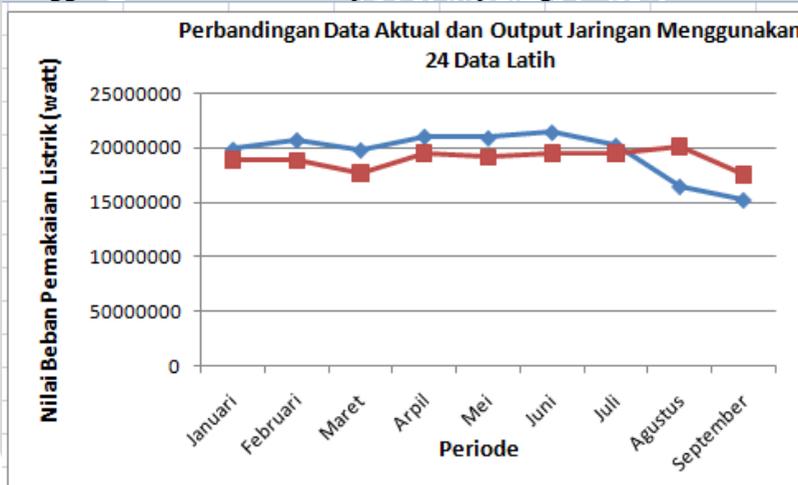
Pergerakan grafik dengan menggunakan 48 data latih ini hampir mirip dengan grafik yang sebelumnya. Grafik pada awalnya tetap kemudian pada saat laju pembelajaran berada di  $4E-07$  maka grafik mengalami kenaikan. Hal ini berarti nilai error semakin naik. Kemudian pada saat laju pembelajaran berada di  $5E-07$ , grafik mengalami penurunan yang berarti nilai error semakin kecil. Grafik terus mengalami fase naik dan turun sampai pada laju pembelajaran  $9E-07$ . Pada kasus ini, nilai pembelajaran  $8E-07$  memiliki nilai MSE yang paling kecil yaitu  $0.00249563050038952$ . Sehingga untuk memaksimalkan penggunaan sistem prediksi beban pemakaian listrik, maka pada saat melakukan prediksi beban pemakaian listrik digunakan laju pembelajaran  $8E-07$ .

Menurut pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan nilai beban pemakaian listrik dengan data latih yang berbeda, dapat diketahui bahwa akan memiliki nilai MSE yang kecil di laju pembelajaran yang berbeda pula. Hal ini dikarenakan data dari beban pemakaian listrik yang sangat bervariasi. Dengan dilakukan 3 percobaan terhadap data latih beban pemakaian listrik yang berbeda dapat diketahui bahwa laju pembelajaran yang paling optimal terdapat pada laju pembelajaran frekuensi antara  $7E-07 - 8E-07$ . Sehingga untuk kasus beban pemakaian listrik yang berbeda dapat digunakan laju pembelajaran dengan frekuensi  $7E-07 - 8E-07$ . agar

mendapatkan hasil yang maksimal dan error yang kecil pada prediksi beban pemakaian listrik.

#### 4.6.2 Analisa Hasil Uji perbandingan Output Jaringan Terhadap Data Aktual

Pengujian hasil prediksi beban pemakaian listrik dengan menggunakan data latih 24, 36 dan 48. Laju pembelajaran yang digunakan adalah laju pembelajaran yang paling baik pada tiap-tiap data latih, yaitu laju pembelajaran  $8E-07$ . Data pengujian yang digunakan adalah sebanyak 9 data dengan membandingkan nilai output jaringan dan data aktual. Dari pengujian didapatkan bahwa semakin banyak data pelatihan yang digunakan, maka semakin banyak kesamaan antara output jaringan dengan target output yang diberikan. Grafik hasil prediksi beban pemakaian listrik dengan menggunakan 24 data latih dapat dilihat pada gambar 4.9



Gambar 4- 9 Grafik perbandingan data aktual dan *output* ANFIS menggunakan 24 data latih

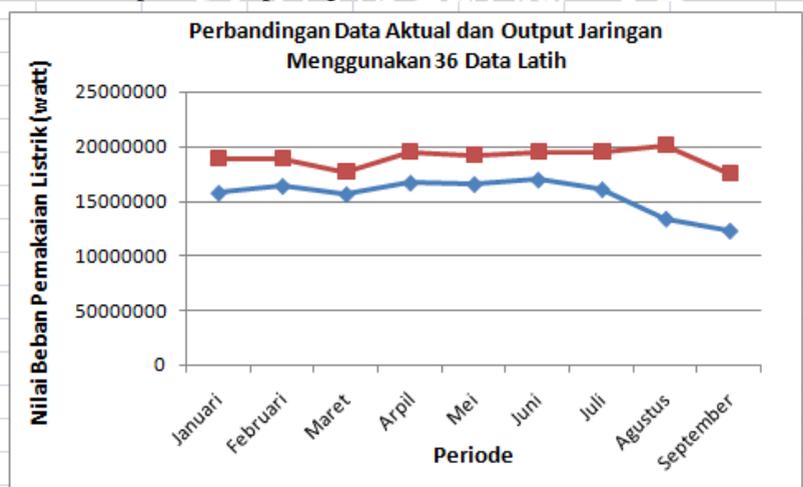
Keterangan :

- ◆— : Output ANFIS
- : Data aktual

Pada gambar 4.9 ditunjukkan bahwa output jaringan masih bisa mengikuti pola dari naik dan turunnya output aktual. Seperti pada data aktual pertama yang memiliki nilai beban listrik

188858863 maka output jaringan ANFIS juga mengikuti dengan 198503386.9. Begitu pula pada saat data beban pemakaian listrik terus mengalami kemerosotan, output jaringan juga berusaha mengikuti pola dari data aktual. Pada permalman beban pemakaian listrik di data terakhir pun, output jaringan bisa mengikuti nilai dari data aktual. Data beban pemakaian listrik aktual memberikan nilai 175102774 dan output jaringan memberikan nilai 152168469.2. Jarak terjauh yang terlihat berada pada periode agustus dengan data aktual sebesar 201280317 dan output jaringan bernilai 164524992.7. Jarak antara output jaringan dan data aktual ini bervariasi dan jarak paling besar adalah puluhan juta, Hal ini dikarenakan nilai yang dibandingkan juga sangat besar. Namun apabila dihitung nilai MSE nya masih memiliki nilai MSE yang kecil. Nilai MSE pada perbandingan data aktual dan output jaringan ini adalah 0.0102898459338235.

Grafik hasil prediksi beban listrik dengan menggunakan 36 data latih dapat dilihat pada gambar 4.10



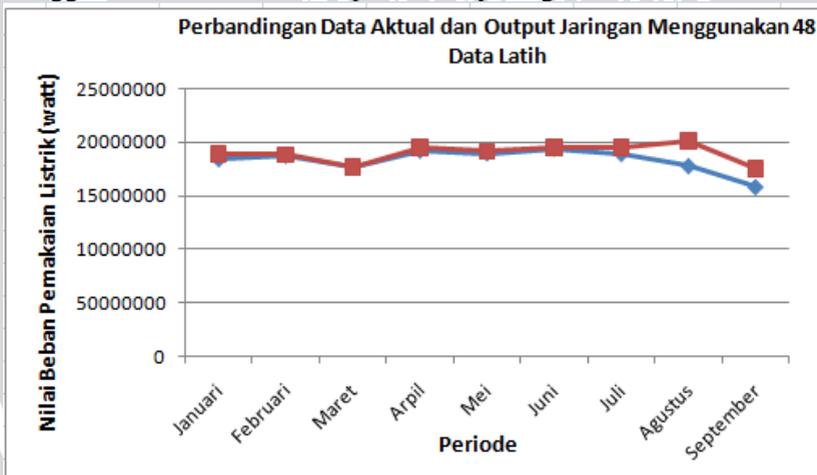
Gambar 4- 10 Grafik perbandingan data aktual dan output ANFIS dengan 36 data latih

Keterangan :

- : *output jaringan*
- : *data aktual*

Pada gambar 4.10 ditunjukkan bahwa output jaringan belum bisa mengikuti pola dari naik dan turunnya output aktual. Hal ini terlihat pada beberapa data yang berbeda antara nilai beban pemakaian listrik output aktual dan nilai beban pemakaian output jaringan. Pada output aktual pertama yang bernilai 188858863 dengan nilai output jaringan ANFIS sebesar 157664299.1 yang memiliki nilai range (jarak) terlalu besar. Sehingga nilai MSE pada perbandingan data aktual dan output jaringan ini semakin membesar pula. Nilai MSE nya adalah 0.0342697221884577. Bila dibandingkan dengan nilai MSE pada 24 data latih, maka nilai MSE pada data latih 36 ini lebih besar.

Grafik hasil permalan beban pemakaian listrik dengan menggunakan 48 data latih dapat dilihat pada gambar 4.11



Gambar 4- 11 Grafik perbandingan data aktual dan output ANFIS dengan 48 data latih

Keterangan :

- : *output jaringan*
- : *data aktual*

Grafik menunjukkan bahwa output jaringan bisa mengikuti pola dari naik dan turunnya data aktual, ternyata setelah dilihat lebih jelas, nilai yang dihasilkan tampak mendekati dengan data aktual. Seperti pada data aktual pertama yang memiliki nilai data beban listrik 188858863 output jaringan yang dihasilkan bernilai 184135703.9. Pada permalan di data terakhir pun, data aktual memberikan nilai 175102774 dan output jaringan memberikan nilai 158196303.4. Jarak terjauh yang terlihat berada pada periode agustus dengan data aktual sebesar 201280317 dan output jaringan bernilai 177762175. Sehingga nilai MSE pada perbandingan data aktual dan output jaringan saham smart ini semakin kecil pula. Nilai MSE nya adalah 0.00249563050038952. Bila dibandingkan dengan nilai MSE pada sebelumnya ini, data ini memiliki nilai yang lebih kecil di bandingkan dengan nilai MSE pada penelitian sebelumnya.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian mengenai beban pemakaian listrik PLN, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dapat diimplementasikan untuk memprediksi beban pemakaian listrik PLN. Teknik yang dilakukan untuk mengawali adalah dengan menggunakan metode pengelompokan *K-Mean*, kemudian melakukan metode ANFIS dengan menggunakan rule fuzzy berbasis pada metode Sugeno dan diimplementasikan dalam bentuk jst dengan 5 layer yang terdiri dari 3 layer tetap dan 2 layer adaptif. Layer 1 dengan *premist parameter* diperbaiki menggunakan *steepest descent* dan layer 4 dengan *consequent parameter* yang nilainya diperbaiki dengan *LSE*. Hasil *consequent parameter* yang telah melalui tahap pengoptimalan yang dihasilkan akan digunakan untuk menghitung prediksi beban pemakaian listrik PLN.
2. Pada pengujian yang menggunakan 3 data latih yang berbeda, memiliki tingkat akurasi yang baik. Tingkat akurasi pada prediksi beban pemakaian listrik dengan menggunakan 24 data latih menghasilkan nilai MSE sebesar 0.0102898459338235, untuk prediksi beban pemakaian listrik dengan menggunakan 36 data latih menghasilkan nilai MSE sebesar 0.0342697221884577 dan untuk prediksi beban pemakaian listrik dengan menggunakan 48 data latih menghasilkan nilai MSE sebesar 0.00249563050038952.

### 5.2 Saran

Untuk pengembangan lanjut perangkat lunak maka ada beberapa saran yang dapat diberikan :

1. Untuk pengembangan selanjutnya dapat digunakan teknik metode cluster lainnya selain cluster K-Mean karena K-Means sangat bergantung pada pemilihan nilai awal centroid, apabila saat pemilihan awal mendapatkan random yang bagus maka pada jaringan ANFIS menghasilkan nilai error yang kecil.

2. Untuk meningkatkan meningkatkan tingkat akurasi, dapat melakukan penelitian lebih lanjut terhadap faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi beban pemakaian listrik. Faktor-faktor tersebut diantaranya seperti jumlah pelanggan, kapasitas listrik.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## DAFTAR PUSTAKA

Agusta, Y. 2007. K-Means – Penerapan, Permasalahan dan Metode Terkait. Jurnal Sistem dan Informatika Vol 3. <http://ebookbrowse.com/kn/knsi2011>. Tanggal akses : 22 Nopember 2011.

Massi dan K, Arief. 2011. Sekrerariat Kabinet Republik Indonesia. [Www.setkab.go.id](http://www.setkab.go.id). Tanggal akses : 6 Januari 2012.

Anonymous, 2006. Analisis Cluster. Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknik Industri. Unversitas Islam Indonesia. <http://www.adadata.id.or.id>. Tanggal akses : 22 Nopember 2011.

Biegel, John. E. 1999. *Pengendalian Produksi Suatu Pendekatan Kuantitatif*, Cetakan pertama, Penerbit CV Akademika Pressinda. Jakarta.

Box, G.E.P, Jenkins, G.M, 1976. *Time Series Analysis, forecasting and Control*, Revised Edition, Holden Day.

Chak, Chu-Kwong; Feng,Gang dan Palaniswani, Marimuthu.1998. “*Implementation of Fuzzy System*” dalam Leondes, Cornelius T. 1998. *Fuzzy Logic and Expert Systems Applications*. Volume 6 of *Neural Network Systems Technique and Applications*. Academic Press. London.

Cox,Earl. 1994. *The Fuzzy Systems Handbook :A Prscitioner’s Guide to Building, Using , and Maintaining Fuzzy Systems*. Massachusetts : Academic Press,Inc.

Fana, Lutfin. 2010. *Hasil Sensus Penduduk 2010 Kabupaten Gresik Data Agregat per Kecamatan*. BPS Gresik. [www.bps.go.id/hasilSP2010/jatim/3525.pdf](http://www.bps.go.id/hasilSP2010/jatim/3525.pdf).

Fausett, Laurence. 1994. *Fundamentals of Neural Network (Architectures, Algorithms, and Application)*. Prentice-Hall. New Jersey.

Fuller, Robert. 1995. *Neural Fuzzy Systems*. Abo.  
[http://faculty.petra.ac.id/resmana/basiclab/fuzzy/fuzzy\\_book.pdf](http://faculty.petra.ac.id/resmana/basiclab/fuzzy/fuzzy_book.pdf).  
Tanggal akses : 22 Nopember 2011.

Jang, JSR. Sun, CT. E. Mizutani. 1997. *Neuro Fuzzy and Soft Computing*. Prentice-Hall. London.

Jantzen, Jan. 1998. *Neurofuzzy Modelling*.  
<http://www.iau.dtu.dk/~jj/pubs/nfmod.pdf>. Tanggal akses 6 Oktober 2011.

Jiwo, Galang, Arna Fariza. 2010. *Peramalan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Kohonen*. Politeknik Elektronika Negeri Surabaya-Institut Teknologi Surabaya. Surabaya.

Khotari, D.P., dan I.J. Nagrath. 2003. *Modern Power System*. Tata McGraw Hill. Available Online : [book.google.co.id](http://book.google.co.id). Tanggal akses 16 November 2011.

Kusumadewi, Sri. 2002. *Analisis & Desain Sistem Fuzzy Menggunakan Toolbox MATLAB*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Kusumadewi, Sri dan Hari Purnomo. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.

Kusumadewi, Sri dan Sri Hartati. 2006. *Neuri-Fuzzy : Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Graha Ilmu. Yogyakarta.

Kusumadewi, Sri dan Sri Hartati. 2010. *Neuro-Fuzzy : Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf jilid 2*. Graha Ilmu. Yogyakarta.

Lin, Chin-Teng dan Lee, George.1996. *Neural Fuzzy Systems*.London :Prentice Hall.

Mordjaoui, M dan Boudjema, B. 2011. *Forecasting and Modelling Electricity Demand Using Anfis Predictor*. University Skikda. Algeria.

N. Kartam, I. Flood and J. Garrett. 1996. *Validation and Verification*. ASCE Press.

Siang, JJ.2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Andi. Yogyakarta.

Widodo, Thomas Sri. 2005. *Sistem Neuro fuzzy untuk Pengolahan Informasi, Pemodelan dan Kendali*. Graha Ilmu. Yogyakarta.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



**LAMPIRAN****Lampiran 1 Data Pelatihan**

No	Tahun	Bulan	Beban Pemakaian Listrik Per zona				Data Beban Pemakaian Listrik	
			Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4	Jumlah Pemakaian	Golongan Tegangan
1	2007	Januari	78241179	5845360	5499995	666200	90252734	Tinggi
2		Februari	75170341	5545596	5583619	655801	86955357	Rendah
3		Maret	69169918	5392780	5208984	656157	80427839	Rendah
4		April	77856393	5485385	5365875	620851	89328504	Rendah
5		Mei	74093096	5827180	5508334	665819	86094429	Rendah
6		Juni	80347961	5964366	5785075	648224	92745626	Tinggi
7		Juli	79474563	5855264	5574950	673636	91578413	Tinggi
8		Agustus	82958555	5620886	5651972	652521	94883934	Tinggi
9		September	81584297	6023081	5774642	681857	94063877	Tinggi
10		Oktober	71927221	5862093	5808296	699455	84297065	Rendah
11		November	84220767	6416725	6265912	718825	97622229	Tinggi
12		Desember	80714384	6363775	5856203	617599	93551961	Tinggi
13	2008	Januari	82948725	6259033	5975157	603466	95786381	Tinggi

14		Februari	77566133	5971189	5771339	640014	89948675	Rendah
15		Maret	76301607	5799957	5781693	623274	88506531	Rendah
16		April	80519022	5957186	5863082	596595	92935885	Tinggi
17		Mei	82780102	6443924	5712500	710057	95646583	Tinggi
18		Juni	84675253	6209749	5862074	731612	97478688	Tinggi
19		Juli	81959241	6349483	5919693	701487	94929904	Tinggi
20		Agustus	81784688	6377552	5898956	701247	94762443	Tinggi
21		September	83294693	6645810	5965045	642767	96548315	Tinggi
22		Oktober	69576343	6322384	6359429	738327	82996483	Rendah
23		November	74439002	6875392	6528765	741989	88585148	Rendah
24		Desember	76631045	6456094	6120111	634416	89841666	Rendah
25	2009	Januari	70597423	6333218	6179876	684468	83794985	Rendah
26		Februari	73454993	6453520	6262365	694528	86865406	Rendah
27		Maret	74115571	6390114	5995827	571891	87073403	Rendah
28		April	79222468	6522045	6033297	680011	92457821	Tinggi
29		Mei	80348073	7055043	6498815	727689	94629620	Tinggi
30		Juni	76230693	6956694	6649124	682358	90518869	Tinggi
31		Juli	82843405	6937902	6637385	642957	97061649	Tinggi
32		Agustus	87447469	7041176	6547681	717785	101754111	Tinggi
33		September	92209208	7082478	6572582	751261	106615529	Tinggi
34		Oktober	77947071	6913978	6783875	779898	92424822	Tinggi

35		November	89130786	7394532	7087670	740413	104353401	Tinggi
36		Desember	90227975	7374408	7382384	640726	105625493	Tinggi
37	2010	Januari	80899753	7119702	6814750	536135	95370340	Tinggi
38		Februari	89086994	6151514	6184188	459599	101882295	Tinggi
39		Maret	86547899	7273419	6707998	452296	100981612	Tinggi
40		April	96332675	7053268	7075069	262886	110723898	Tinggi
41		Mei	97794648	7594734	7411726	603814	113404922	Tinggi
42		Juni	99210075	7414284	7449610	534656	114608625	Tinggi
43		Juli	100824906	7676667	7802282	508913	116812768	Tinggi
44		Agustus	98939464	7093641	7321930	432093	113787128	Tinggi
45		September	75834672	7158615	7435651	510587	90939525	Tinggi
46		Oktober	88631342	8012129	8119825	801146	105564442	Tinggi
47		November	97390943	7298616	7417569	822535	112929663	Tinggi
48		Desember	92238544	7582219	7830466	791613	108442842	Tinggi



## Lampiran 2 Data Pengujian

No	Tahun	Bulan	Beban Pemakaian Listrik Per zona				Data Beban Pemakaian Listrik	
			Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4	Jumlah Pemakaian	Golongan Tegangan
1	2011	Januari	171393664	8429206	8245691	790302	188858863	Tinggi
2		Februari	170996756	8032524	8526436	846033	188401749	Tinggi
3		Maret	159002913	8501194	8269898	905927	176679932	Tinggi
4		April	177426447	8238546	8095405	879459	194639857	Tinggi
5		Mei	173682062	8768874	8199137	853395	191503468	Tinggi
6		Juni	176390479	6885240	11057170	905832	195238721	Tinggi
7		Juli	176509613	8950548	8708827	976454	195145442	Tinggi
8		Agustus	182897233	8812249	8661016	909819	201280317	Tinggi
9		September	157832330	8082169	8262428	925847	175102774	Tinggi

### Lampiran 3

#### Uji Jumlah Data Latih Terhadap MSE Yang Terbentuk

##### a. 24 Data Latih

Laju Pembelajaran	MSE Percobaan Ke-			Rata-rata
	1	2	3	
1.00E-07	0.022312	0.027811	0.015693	0.021939
2.00E-07	0.027811	0.022312	0.022312	0.024145
3.00E-07	0.022312	0.022312	0.027811	0.024145
4.00E-07	0.022312	0.015693	0.027811	0.021939
5.00E-07	0.027811	0.01029	0.027811	0.02197
6.00E-07	0.015693	0.01386	0.027811	0.019121
7.00E-07	0.027811	0.027811	0.01029	0.02197
8.00E-07	0.022312	0.01386	0.01029	0.015487
9.00E-07	0.015693	0.022312	0.027811	0.021939

##### b. 36 Data Latih

Laju Pembelajaran	MSE Percobaan Ke-			Rata-rata
	1	2	3	
1.00E-07	0.055492	0.035311	0.047995	0.046266
2.00E-07	0.055492	0.047995	0.055492	0.052993
3.00E-07	0.047995	0.055492	0.055492	0.052993
4.00E-07	0.055492	0.040349	0.055492	0.050445
5.00E-07	0.040349	0.047995	0.047995	0.045446
6.00E-07	0.055492	0.055492	0.047995	0.052993
7.00E-07	0.035311	0.055492	0.03427	0.041691
8.00E-07	0.040349	0.035311	0.055492	0.043717
9.00E-07	0.047995	0.055492	0.035311	0.046266

**c. 48 Data latih**

Laju Pembelajaran	MSE Percobaan Ke-			Rata-rata
	1	2	3	
1.00E-07	0.052304	0.002496	0.036507	0.030436
2.00E-07	0.002496	0.036507	0.066546	0.035183
3.00E-07	0.002631	0.028057	0.036507	0.022398
4.00E-07	0.036507	0.066546	0.036507	0.04652
5.00E-07	0.052304	0.002496	0.003643	0.019481
6.00E-07	0.066546	0.052304	0.052304	0.057052
7.00E-07	0.066546	0.029198	0.036507	0.044084
8.00E-07	0.028057	0.002496	0.066546	0.032366
9.00E-07	0.002496	0.052304	0.029198	0.027999



## Biodata Penulis



Nama : Ade Asti Dwi R.  
Nama Panggilan : Ade  
NIM : 0710963015  
Tempat/Tanggal Lahir : Cirebon/ 6 Mei !989  
Agama : Islam  
Alamat Asal : Jl. Kahayan No 79, Randu Agung  
Gresik, Jawa Timur  
Alamat di Malang : Jl. Kesumba No 19,  
Soekarno-Hatta  
No. HP : 0856 4683 8170  
Follow Twitter : @adeasti  
Facebook : Ade Milanisti  
Email : [ade717@gmail.com](mailto:ade717@gmail.com)  
Lama Studi : 4 Tahun 11 Bulan  
Motto : Pengetahuan adalah Kekuatan