

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK
DENGAN MENGGUNAKAN METODE
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)
(Studi Kasus: PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru)**

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik Pada
Jurusan Teknik Informatika

Oleh :

Ikhtari Haimi
10551001466



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2010**

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK
DENGAN MENGGUNAKAN METODE
ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)**

IKHTARI HAIMI

10551001466

Tanggal Sidang : 11 Juni 2010

Periode Wisuda : Juli, 2010

Jurusan Tehnik Informatika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

ABSTRAK

Sebagai sebuah perusahaan yang menangani kebutuhan akan sumber daya listrik di Kota Pekanbaru, Perusahaan Listrik Negara (PLN) haruslah dapat mengetahui secara tepat jumlah permintaan kebutuhan energi listrik pada setiap harinya. Salah satu masalah yang dihadapi Perusahaan Listrik Negara (PLN) adalah bagaimana meramalkan beban listrik dengan akurasi yang baik sehingga PLN dapat memenuhi kebutuhan daya listrik yang diperlukan konsumen dengan kapasitas yang sesuai.

Tujuan dari pembuatan Tugas Akhir ini adalah membuat sistem yang dapat meramalkan kebutuhan beban listrik jangka pendek menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS dengan memanfaatkan data historis harian beban listrik PLN).

ANFIS menggabungkan mekanisme sistem inferensi fuzzy yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf dengan menggunakan sistem inferensi Takagi Sugeno Kang (TSK) orde satu. Algoritma pembelajaran pada tahapan maju adalah *Least Squares Estimator* (LSE) *Recursive*, dan tahap mundur menggunakan metode *Gradient Descent*.

Berdasarkan hasil pengujian didapat *Mean Absolute Persen Error* (MAPE) peramalan beban listrik adalah $\pm 1,68\%$. Keluaran yang dihasilkan oleh sistem ini dapat diterima dan kesalahan dianggap rendah karena dibawah 20 %.

Kata kunci: ANFIS, *Gradient Descent*, *inference TSK*, *LSE Recursive* dan MAPE.

SHORT TERM LOAD FORECASTING USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

IKHTARI HAIMI

10551001466

Date of Final Exam : July 11st 2010

Graduation Ceremony Period : July 2010

Informatics Engineering Departement

Faculty of Sciences and Technology

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

ABSTRACT

As a company that has obligation to fulfill the need of electricity in the city of Pekanbaru, State Electricity Company (PLN) should be able to identify precisely the amount of electrical energy demand on a daily basis. One of the problems that faced by the State Electricity Company (PLN) is how to forecast electricity load with good accuracy so that PLN can meet the needs of consumer power which required with the appropriate capacity.

The purpose of making this Final Task is to make a system that can predict short-term electric load requirements using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) by using historical data of daily electricity load PLN.

ANFIS combines the fuzzy inference mechanism system that described in the neural network architecture using the inference system of Takagi Sugeno Kang (TSK) first order. The learning algorithm in advanced stage is Least Squares Estimator (LSE), Recursive, and the back stage using the Gradient Descent method.

Based on test results obtained the Mean Absolute Percent Error (MAPE) of electricity load forecasting is $\pm 1.68\%$. The output generated by this system can be accepted and the error considered as low because it below 20%.

Key word: ANFIS, Gradient Descent, inference (TSK), LSE Recursive and MAPE.

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
ABSTRAK.....	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xviii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	I-1
1.2 Rumusan Masalah	I-3
1.3 Tujuan Tugas Akhir	I-3
1.4 Batasan Masalah.....	I-3
1.5 Sistematika Penulisan	I-4
BAB II LANDASAN TEORI	
2.1 Peramalan (Forecasting)	II-1
2.1.1 Metode Peramalan Data <i>Time Series</i>	II-1
2.1.2 Mean Absolute Percentage Errors (MAPE)	II-2
2.2 Peramalan Beban Listrik	II-4
2.2.1 <i>Forecasting</i> Beban Listrik	II-4
2.2.2 Karakteristik Beban Listrik	II-5
2.3 Deskripsi Sistem Tenaga Listrik Sumatera	II-7
2.3.1 Operasi Sistem	II-7
2.3.2 Sumber Pasokan dan beban Listrik Kota Pekanbaru.....	II-8

2.3.3	Partisipasi Beban Listrik.....	II-9
2.3.4	Laporan Pembebanan Listrik	II-10
2.4	Fuzzy Cluster Means (FCM)	II-10
2.4.1	Algoritma FCM.....	II-11
2.5	Mean (Rata-Rata)	II-13
2.6	Deviasi Standart	II-13
2.7	Neuro Fuzzy.....	II-13
2.8	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS).....	II-14
2.8.1	Arsitektur ANFIS	II-15
2.8.2	Algoritma Pembelajaran Hybrid	II-18
2.9	Tahapan Penyiapan Data ANFIS	II-28
2.10	Contoh Implementasi ANFIS	II-29
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Tahapan Penelitian	III-1
3.1.1	Persiapan Penelitian	III-2
3.1.2	Pengumpulan Data	III-2
3.1.3	Penganalisaan Data	III-3
3.1.3.1	Analisis Sistem Manual	III-4
3.1.3.2	Analisis Sistem Baru	III-4
3.1.3.3	Pemodelan Persoalan	III-5
3.1.3.4	Analisis Metode ANFIS	III-5
3.1.3.5	Analisis Data Sistem	III-6
3.1.3.6	Deskripsi Umum Perangkat Lunak	III-6
3.1.3.7	Analisis Fungsional Sistem	III-6
3.1.4	Perancangan	III-7
3.1.5	Implementasi dan Pengujian	III-7
3.1.6	Analisa Akhir	III-9
BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN		
4.1	Analisis Sistem	IV-1
4.1.1	Analisis Sistem Manual	IV-1
4.1.2	Analisis Sistem Baru	IV-2

4.1.3	Pemodelan Persoalan	IV-3
4.1.4	Analisis Metode ANFIS	IV-4
4.1.5	Analisis Data Sistem.....	IV-25
4.1.5.1	Analisis Masukkan (Input).....	IV-25
4.1.5.2	Analisis Proses	IV-25
4.1.5.3	Analisis Output	IV-26
4.1.6	Deskripsi Umum Perangkat Lunak.....	IV-26
4.1.6.1	Deskripsi Umum Sistem	IV-26
4.1.6.2	Karakteristik Pengguna	IV-27
4.7.1	Deskripsi Fungsional	IV-28
4.1.7.1	Context Diagram	IV-28
4.1.7.2	Data Flow Diagram (DFD)	IV-29
4.1.7.2.1	DFD Level 1 Peramalan Beban Listrik Harian.....	IV-29
4.1.7.2.2	DFD Level 2 Pengolahan Beban Aktual	IV-30
4.1.7.3	Entity RelationShip (ER-Diagram).....	IV-31
4.1.7.4	Bagan Aliran Sistem	IV-33
4.2	Perancangan	IV-34
4.2.1	Perancangan Menu.....	IV-34
4.2.2	Perancangan Basis Data	IV-35
4.2.2.1	Conceptual Data Model	IV-35
4.2.3	Perancangan Antar Muka (Interface)	IV-36
4.2.3.1	Menu Utama.....	IV-37

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

5.1.	Implementasi	V-1
5.1.1.	Lingkungan Implementasi	V-1
5.1.2.	Alasan Pemilihan Perangkat Lunak.....	V-2
5.1.3.	Implementasi Sistem Peramalan Beban Listrik.....	V-3
5.2.	Pengujian Sistem	V-4
5.2.1.	Lingkungan Pengujian Sistem	V-4

5.2.2. Rencana Pengujian.....	V-5
5.2.3. Hasil Pengujian	V-5
5.3. Kesimpulan Pengujian	V-7
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN	
6.1. Kesimpulan	VI-1
6.2. Saran	VI-2

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebutuhan akan sumber daya listrik di Kota Pekanbaru secara kontinu akan semakin meningkat, seiring dengan perkembangan pembangunan dan kemajuan zaman. Sebagai sebuah perusahaan yang menangani kebutuhan akan sumber daya listrik di Kota Pekanbaru, Perusahaan Listrik Negara (PLN) haruslah dapat mengetahui secara tepat jumlah permintaan kebutuhan energi listrik pada setiap harinya. Salah satu masalah yang dihadapi Perusahaan Listrik Negara (PLN) adalah bagaimana meramalkan beban listrik dengan akurasi yang baik sehingga PLN dapat memenuhi kebutuhan daya listrik yang diperlukan konsumen dengan kapasitas yang sesuai.

Beban listrik jangka pendek adalah besar tenaga listrik yang perlu dibangkitkan untuk memenuhi kebutuhan tenaga listrik konsumen pada setiap jam (pukul 01.00 sampai 24.00) selama beberapa hari mendatang. Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, sehingga disediakan ketika benar-benar dibutuhkan. Jika daya yang dikirimkan lebih besar dari pada kebutuhan konsumen, maka PLN bisa mengalami kerugian karena terjadi pemborosan energi untuk proses pembangkitan listrik. Sebaliknya jika daya yang dibangkitkan dan dikirimkan jauh lebih kecil dari kebutuhan konsumen,

maka akan terjadi pemadaman lokal yang bisa menyebabkan kerugian sebagian konsumen.

Selama ini perencanaan pengadaan tenaga listrik yang dilakukan adalah berpedoman kepada nalarisasi pemakaian beban listrik pada jam yang sama untuk periode sebelumnya. Hal ini dilakukan karena PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru belum memiliki sistem peramalan beban listrik jangka pendek untuk menentukan peramalan jumlah pasokan daya listrik yang dilakukan untuk memenuhi kebutuhan konsumen dalam satu hari. Peramalan yang dilakukan pada saat ini terpusat pada masing-masing pembangkit listrik yang ada seperti di PLTA Koto Panjang yang menggunakan sistem peramalan manajemen waduk atau water management.

PT.PLN Persero telah melakukan mengumpulkan data-data beban listrik, dari data-data historis beban listrik yang ada, dapat dibangun suatu sistem peramalan *time series*. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

ANFIS merupakan sistem inferensi fuzzy yang diimplementasikan dalam jaringan adaptif. *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah suatu penggabungan mekanisme sistem inferensi fuzzy yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf. Sistem inferensi fuzzy yang digunakan adalah sistem inferensi fuzzy model Takagi Sugeno Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi.

Dari penjelasan yang telah dikemukakan diatas, maka pada penelitian ini dibuat sebuah sistem peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy inference System* (ANFIS) untuk dapat meramalkan kebutuhan akan sumber daya listrik pada PLN dengan memanfaatkan data historis beban listrik.

1.2 Rumusan Masalah

Sebagaimana yang telah diuraikan pada latar belakang diatas maka dibuatlah suatu rumusan masalah yakni Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan studi kasus yang dilaksanakan pada PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru.

1.3 Tujuan Tugas Akhir

Adapun tujuan yang ingin dicapai dari penulisan tugas akhir ini adalah: melakukan penganalisaan, merancang, dan membuat sistem peramalan beban listrik jangka pendek dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Kemudian menampilkan informasi data beban listrik, hasil peramalan dan *error %* hasil peramalan dalam satu hari kedepan dalam waktu operasi yang sama pada sistem peramalan tersebut.

1.4 Batasan Masalah

Agar penulisan tugas akhir ini lebih terarah maka penulis membuat batasan permasalahan pada tugas akhir ini sebagai berikut:

1. Peramalan beban listrik jangka pendek yang dimaksudkan adalah untuk meramal beban listrik dalam satu hari (01.00-24.00) ke depan dalam waktu operasi yang sama.
2. Peramalan beban dilakukan dengan mengumpulkan data *time series* selama 7 minggu sebelumnya untuk jam operasi yang sama. Pengclusteran data yang dilakukan sebanyak dua *cluster* yakni *cluster* beban listrik rendah dan tinggi.
3. Sistem inferensi yang digunakan adalah inferensi Takagi Sugeno Kang (TSK) dan pengulangan sebanyak 1 epoch.
4. Algoritma pembelajaran ANFIS yang digunakan pada tahapan maju adalah *Least Squares Estimator (LSE) Recursive*, tahap mundur menggunakan metode *Gradient Descent*.
5. Menggunakan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* untuk menghitung akurasi data.

1.5 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan tugas akhir ini penulis dibagi menyusun dalam 5 Bab yang masing-masing bab dirincikan sebagai berikut:

BAB I. PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan dasar-dasar dari penulisan laporan tugas akhir ini, yang terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, serta sistematika penulisan laporan tugas akhir.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini membahas teori-teori yang berhubungan dengan spesifikasi pembahasan penelitian yang akan diangkat, yang terdiri dari pembahasan mengenai peramalan, metode peramalan, metode peramalan runtut waktu (time series), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), Peramalan Beban Listrik, Deskripsi Sistem Tenaga Listrik Sumatera, *Fuzzy Cluster Means* (FCM), dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas langkah-langkah yang dilaksanakan dalam proses penelitian, yaitu tahapan penelitian, persiapan penelitian, pengumpulan data, analisis data, perancangan dan implementasi beserta pengujian pada Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

BAB VI ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini membahas analisis sistem manual, analisis sistem baru, pemodelan persoalan, Analisis Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), analisis data sistem, deskripsi umum perangkat lunak, dan perancangan antar muka pada Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini membahas bagaimana implementasi dan pengujian yang dilakukan pada Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang dihasilkan dari pembahasan tentang Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan beberapa saran sebagai hasil akhir dari penelitian yang telah dilakukan.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Peramalan (Forecasting)

Peramalan adalah perhitungan yang objektif dan dengan menggunakan data-data masa lalu, untuk menentukan sesuatu di masa yang akan datang. Untuk melakukan peramalan memerlukan ilmu pengetahuan statistik dan teknologi (Sumayang, 2003).

Metode peramalan merupakan suatu cara melakukan peramalan secara kuantitatif apa yang akan terjadi dimasa yang akan datang berdasarkan data yang relevan pada masa lalu.

Metode peramalan sangat besar manfaatnya karena akan membantu dalam mengadakan pendekatan analisis terhadap tingkah laku atau pola yang lalu, sehingga dapat memberikan cara pemikiran, pengerjaan atau pemecahan masalah yang sistematis dan pragmatis, dan memberikan tingkat keyakinan yang lebih besar atau ketepatan hasil dari peramalan yang dibuat. (Setiadi, 2003).

2.1.1 Metode Peramalan Data Berkala/Runtut Waktu (Time Series)

Data berkala (time series) adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa hari, minggu, tahun dan sebagainya. Dengan demikian, data berkala berhubungan dengan data statistik yang

dicatat dan diselidiki dalam batas-batas (interval) waktu tertentu. (Hasan, 2008)

Dengan adanya data *time series*, maka pola gerakan data atau nilai-nilai variabel dapat diikuti atau diketahui. Dengan demikian, data *time series* dapat dijadikan sebagai dasar untuk:

- a. Pembuatan keputusan pada saat ini
- b. Peramalan keadaan perdagangan dan ekonomi pada masa yang akan datang
- c. Perencanaan kegiatan untuk masa depan.

Penerapan Metode *Adaptif Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam memramalkan pemakaian beban listrik menggunakan model matematis yang disebut dengan Data Berkala (*time series*). Data pemakaian beban disusun berdasarkan urutan waktu dalam satu periode untuk mengukur dan menerangkan berbagai perubahan atau perkembangan data. Perubahan yang terjadi dalam sederetan waktu tertentu dapat membentuk *trend*, sehingga pola gerakan data atau nilai-nilai variabel dapat diketahui dan diikuti.

2.1.2 Mean Absolute Percentage Errors (MAPE)

Persentase kesalahan absolut rata-rata atau *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung dengan menemukan kesalahan absolut setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai observasi pada periode tersebut, dan akhirnya merata-ratakan persentase absolut ini. Pendekatan ini sangat berguna jika ukuran variabel peramalan

merupakan faktor penting dalam mengevaluasi akurasi peramalan tersebut. MAPE memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari series tersebut. MAPE juga dapat digunakan untuk memperbandingkan akurasi dari tehnik yang sama atau berbeda pada dua series yang berbeda. (Arsyad, 2001)

Mean absolute percentage error (MAPE) adalah cara yang paling akurat untuk menghitung *error*, karena menyatakan persentase kesalahan hasil ramalan terhadap keadaan aktual selama periode tertentu yang memberikan informasi persentase terlalu tinggi atau terlalu rendah.

Rumus *Mean absolute percentage error* (MAPE) (Sumayang, 2003).

$$e_t = X_t - WMA_t \quad (2.1)$$

$$\%E_{n,t} = \frac{e}{X} \times 100\% \quad (2.2)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{X_t} \right| 100\%}{n} \quad (2.3)$$

Keterangan rumus:

e_t = *Error* untuk periode waktu t

n = banyak data

$X_t - WMA_t$ = *Error* adalah perbedaan hasil ramalan nilai dengan nilai yang sesungguhnya.

$\%E$ = *Persen error*

MAPE = *Rata-rata persen error*

2.2 Peramalan Beban Listrik

Energi listrik yang dibangkitkan (dihasilkan) tidak dapat disimpan, melainkan langsung habis digunakan oleh konsumen. Oleh karena itu, daya yang dibangkitkan harus selalu sama dengan yang digunakan oleh konsumen. Apabila pembangkitan daya tidak mencukupi kebutuhan konsumen, maka hal ini akan ditandai oleh turunnya frekuensi dalam sistem. Sebaliknya, apabila pembangkit daya lebih besar dari pada kebutuhan konsumen, maka frekuensi sistem akan naik. Penyedia tenaga listrik, misalnya PLN, harus menyediakan tenaga listrik dengan frekuensi yang konstan, yaitu: 50 Hertz atau 60 Hertz dalam batas, batas penyimpangan yang masih diizinkan.

Karena kebutuhan daya oleh konsumen terus berubah sepanjang waktu, maka untuk mempertahankan frekuensi (agar tetap 50 atau 60 Hz), daya yang dibangkitkan dipusat listrik berubah-ubah disepanjang waktu untuk menyesuaikan daya tersebut dengan kebutuhan konsumen agar frekuensi bisa konstan. Pengaturan pembangkitan tenaga listrik yang berubah-ubah untuk mengikuti perubahan kebutuhan daya dari konsumen memerlukan perencanaan operasi pembangkitan yang cukup rumit dan menyangkut biaya bahan bakar yang tidak kecil, diperlukan peramalan beban atau peramalan kebutuhan daya konsumen sebagai dasar perencanaan operasi.

2.2.1 *Forecasting* Beban Listrik

Seperti halnya peramalan *time series* lainnya, peramalan beban listrik juga dibagi menjadi dua kategori yaitu: *Short Term Forecasting* (STF) yaitu peramalan jangka pendek (besarnya beban listrik beberapa

hari hingga beberapa minggu kedepan) dan *Long Term Forecasting* (LTF), yaitu peramalan jangka panjang (bulan-tahun). Baik peramalan STF dan LTF sangat penting dalam peramalan beban listrik (load forecasting).

Dalam Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptif Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) ini, dilakukan peramalan *Short Term Forecasting* (STF). STF hanya dapat melakukan *forecasting* untuk suatu jangka pendek karena hanya dilakukan sekali dan harus menunggu lagi data aktual untuk digunakan sebagai input pada proses *forecasting* selanjutnya.

Data yang digunakan untuk melakukan *forecasting* harus terlebih dahulu dinormalisasi dalam bentuk $0 \leq x \leq 1$ dengan rumus: (Thomas Sri Widodo, 2005)

$$t_i = \frac{z_i - \min(\text{data})}{\text{maks}(\text{data}) - \min(\text{data})} \quad (2.4)$$

Keterangan:

t_i = data hasil normalisasi

z_i = data beban listrik

$\min(\text{data})$ = nilai minimum data beban listrik

$\text{maks}(\text{data})$ = nilai maksimum data beban listrik

2.2.2 Karakteristik Beban Listrik

Beban listrik adalah peralatan listrik yang menyerap tenaga listrik kemudian digunakan untuk melakukan usaha antara lain berupa gerakan mekanis suatu motor listrik, panas dari mesin pemanas listrik,

penerangan dan lainnya. Pada sistem tenaga listrik kebutuhan atas tenaga listrik dari beban selalu berubah dari waktu ke waktu yang harus disediakan oleh pembangkit sesuai dengan permintaan beban. Pola permintaan beban yang selalu berubah umumnya dikenal sebagai karakteristik beban harian yang polanya mengikuti jenis daerah pelayanan dari beban grafik beban harian. Total sistem tenaga listrik adalah seluruh jumlah total dari beberapa jenis karakteristik beban dalam sistem tersebut.

Model beban dimaksudkan untuk menyatakan beban pada musiman, yaitu beban mingguan, harian, tiap jam bahkan tahunan. Kecendrungan beban digambarkan sebagai beban rata-rata dalam interval-interval waktu yang berbeda. Beban tersebut dipengaruhi kondisi cuaca dan ketidakpastian peramalan beban. Adapun beban pembangkit itu sifatnya tidak konstan, dimana perubahan kecepatannya dalam MW permenit. Perubahan beban pembangkit ada tiga macam:

1. Perubahan beban harian, yaitu untuk mengikuti perubahan dalam satu hari.
2. Perubahan beban mingguan, yaitu untuk menghadapi perubahan beban pada hari sabtu dan minggu yang bebannya lebih rendah dari pada beban hari kerja.
3. Perubahan beban untuk menghadapi hari libur khusus, karena beban pada hari libur khusus lebih rendah dari pada beban hari minggu.

Kebutuhan daya listrik sepanjang hari bersifat tidak tetap. Misalnya kebutuhan daya untuk penerangan malam hari lebih besar dari pada siang hari. Perubahan pemakaian daya listrik dari waktu ke waktu ini memberikan masalah dalam merencanakan penyediaan listrik secara ekonomis. Usaha dilakukan untuk mengurangi fluktuasi daya dengan jalan penggabungan berbagai kelompok beban, kerjasama beberapa pusat pembangkit, maupun tarif perangsang bagi pemakaian listrik pada jam-jam dengan beban rendah. Betapapun pola perubahan kebutuhan daya listrik itu berubah, untuk merencanakan penyediaan daya listrik perlu ditetapkan beberapa besaran sebagai pegangan dalam perencanaan. Dapat penyelidikan maupun ramalan harus dapat diperkirakan beban puncak yang mungkin dibutuhkan. (Margunadi, 1983).

Kapasitas pusat listrik harus dipilih agar mampu melayani beban puncak yang dapat timbul sewaktu-waktu. Setelah besarnya ditentukan, kemudian dipertimbangkan apakah kebutuhan beban tersebut dilayani oleh satu pembangkit, dua pembangkit atau lebih. Untuk daya total yang sama satu unit pembangkit akan lebih murah dari pada dua unit atau lebih, tetapi bila satu unit ini mengalami gangguan atau dalam perbaikan, maka terpaksa diadakan pemadaman total. (Margunadi, 1983).

2.3 Deskripsi Sistem Tenaga Listrik Sumatera

2.3.1 Operasi Sistem

Sistem tenaga listrik Sumatera sudah interkoneksi pada tanggal 14 Agustus 2007 pukul 23:03 WIB namun masih mengalami kendala

masalah stabilitas sehingga saat ini masih dioperasikan sebagai dua subsistem yang terpisah yaitu subsistem Sumatera Bagian Utara dan subsistem Sumatera Bagian Selatan-Tengah. Subsistem Sumbagselteng terdiri dari subsistem Sumatera Bagian Selatan (Sumbagsel) dan subsistem Sumatera Bagian Tengah (Sumbagteng). Subsistem Sumbagselteng terinterkoneksi sejak bulan Juli tahun 2004. Subsistem Sumbagteng mencakup Sumatera Barat, Riau dan Jambi. Subsistem Sumbagsel mencakup Sumatera Selatan, Bengkulu dan Lampung.

Subsistem Sumbagselteng pada Bulan Januari 2010 diperkirakan mengirim daya ke subsistem Sumbagut pada LWBP. Pengendalian frekuensi dan *switching* instalasi penyaluran di subsistem Sumbagut dilaksanakan oleh Unit Pengaturan Beban (UPB) Sumbagut di Medan. Operasi terpadu subsistem Sumbagselteng dilaksanakan oleh pengendali operasi sistem Sumatera di Pauh Limo Padang. Pengendalian *switching* instalasi penyaluran di Sumatera Bagian Tengah dilaksanakan oleh UPB Sumbagteng di Padang Pariaman. Pengendalian *switching* instalasi penyaluran di Sumatera Bagian Selatan oleh UPB Sumbagsel di Palembang.

2.3.2 Sumber Pasokan dan Beban Listrik Kota Pekanbaru

Pasokan daya ke Subsistem Sumbagselteng diperoleh dari PLTU, PLTG, PLTD, dan PLTA yang dikelola oleh PT PLN (Persero) Pembangkit Sumatera Bagian Selatan, Pembangkit sewa dari PT PLN (Persero) Pembangkit Sumatera Bagian Utara.

Sumber pasokan dan Beban Listrik Kota Pekanbaru berasal dari:

1. PLTA Koto Panjang
Mampu Pasok: 114.00 MW
Sebanyak 3 Unit: 3 x 38 MW
2. PLTG Teluk Lembu
Mampu Pasok: 26.00 MW
Sebanyak 3 unit: 3 x 17 MW
3. PLTD Teluk Lembu
Mampu Pasok: 5.70 MW
Sebanyak 1 unit: 1 x 5,7 MW
4. PLTG Riau Power
Mampu Pasok: 18 MW

2.3.3 Partisipasi Beban Listrik

Saat ini partisipasi dari sisi beban dapat dikatakan belum memadai. Mekanisme yang secara langsung memberikan sinyal kepada konsumen untuk menurunkan beban pada saat sistem mengalami kecenderungan defisit daya belum tersedia. Pada saat defisit daya terjadi di sistem, pengurangan beban terencana (load curtailment) dan pemadaman beban dilaksanakan oleh PLN wilayah atas perintah pengatur beban di sistem Sumatera. Untuk subsistem Sumbagut atas perintah UPB Sumatera Bagian Utara di Medan, sedangkan untuk subsistem Sumbagselteng atas perintah UPB Sistem Interkoneksi melalui UPB Sumbagsel dan UPB Sumbagteng. Pelepasan beban otomatis dilaksanakan dengan

menggunakan *Under frequency Relay (UFR)* yang dipasang pada lokasi tersebar.

2.3.4 Laporan Pembebanan Listrik

Laporan peramalan beban dan realisasi beban yang terjadi dalam sistem diperlukan untuk mencegah terjadinya pembebanan lebih pada bagian instalasi. Pada prakiraan beban listrik, kesalahan dalam prakiraan beban dianggap tinggi bila berada diatas 80% dan beban yang rendah dibawah 20%. (Marsudi, 2006)

2.4 Fuzzy Cluster Means (FCM)

Fuzzy C-Means (FCM) adalah suatu tehnik pengelompokan data yang mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu kelompok (*cluster*) ditentukan oleh derajat keanggotaan. Tehnik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981. (Purnomo, dkk, 2004)

Konsep dasar FCM, pertama kali adalah menentukan pusat *cluster*, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap kelompok (*cluster*). Pada kondisi awal, pusat *cluster* ini masih belum akurat. Tiap-tiap titik data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap kelompok (*cluster*). Dengan memperbaiki pusat *cluster* dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimalisasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut.

Output dari Fuzzy C-Means bukan merupakan *fuzzy inference system*. Namun merupakan deretan pusat *cluster* dan beberapa deret keanggotaan untuk tiap-tiap titik data. Informasi ini dapat digunakan untuk membangun suatu *fuzzy inference system*. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau *cluster* tersebut dengan derajat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1.

Pada peramalan beban listrik ini kelompok (*cluster*) yang digunakan ada dua yakni: kelompok beban listrik yang rendah dan kelompok beban listrik yang bernilai tinggi.

2.4.1 Algoritma FCM

Algoritma Fuzzy C-Means (FCM) adalah sebagai berikut (Zimmerman, 1991); (Yan, 1994); (Ross,2005)

1. Input data yang akan dicluster X , berupa matriks $n \times m$ (n = jumlah sampel data, m = atribut setiap data), X_{ij} = data sampel ke i ($i = 1, 2, \dots, m$).
2. Tentukan:
 - a. Jumlah cluster = c ;
 - b. Pangkat (bobot) = w ;
 - c. Maksimum iterasi = $MaxIter$;
 - d. Error terkecil yang dihadapkan = ξ ;
 - e. Fungsi obyektif awal = $P_0 = 0$;
 - f. Iterasi awal = $t = 1$;

3. Bangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1, 2, \dots, n$; $k = 1, 2, \dots, c$; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U.

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \mu_{13}(x_3) & \dots & \mu_{1c}(x_c) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_2) & \mu_{n3}(x_3) & \dots & \mu_{nc}(x_c) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Matriks partisi pada dari fuzzy clustering harus memenuhi kondisi sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = [0,1], 1 \leq i \leq n; 1 \leq k \leq c \quad (2.6)$$

$$\sum_{i=1}^n \mu_{ik} = 1; 1 \leq k \leq c \quad (2.7)$$

$$0 < \sum_{k=1}^c \mu_{ik} < c, 1 \leq i \leq n \quad (2.8)$$

4. Hitung pusat *cluster* ke-k: v_{kj} , dengan $k=1, 2, \dots, c$; dan $j=1, 2, \dots, m$.

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (2.9)$$

5. Perbaiki derajat keanggotaan tiap data pada setiap cluster (perbaiki matriks partisi)

$$\mu_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(w-1)} \right]^{-1} \quad (2.10)$$

Dengan

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (2.11)$$

6. Hitung fungsi obyektif pada iterasi ke- t, Pt:

$$J(U, V; X) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2 \quad (2.12)$$

7. Cek kondisi berhenti

Jika: (| Pt-Pt-1 | < ξ) atau (t > maxIter) maka berhenti; (2.13)

Jika tidak: t = t +1, ulangi langkah ke- 4

2.5 Mean (Rata-Rata)

$$X = \frac{x_1 + x_2 + x_2 \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots + x_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (2.14)$$

Keterangan:

n = banyak data

x_i = nilai data ke i

2.6 Deviasi Standart

$$\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.15)$$

Keterangan:

n = banyak data

x_i = nilai data ke i

\bar{x} = nilai rata-rata data

2.7 Neuro Fuzzy

Neuro fuzzy merupakan komputasi cerdas (intelligent computational) yang termasuk dalam *hybrid computational technology*. Dimana neuro fuzzy adalah gabungan antara *Fuzzy Logic* dan *Neural Network* (Jaringan Syaraf

Tiruan). Kombinasi kedua sistem ini dianggap mampu mencari solusi dari banyak permasalahan yang kompleks. Hal ini dikarenakan fungsi dari kedua komputasi ini saling mendukung, dimana *Neural Network* dapat memperbaiki nilai-nilai parameter dari sistem *Fuzzy Logic* sedangkan *Fuzzy Logic* dapat memonitor performa dan mengontrol *learning rate* dari *Neural Network*.

Pendekatan umum untuk pemodelan *Neuro Fuzzy* pada *forecasting* adalah menggunakan fuzzy model Takagi Sugeno Kang bersama dengan sebuah fungsi *membership* yang *differentiable* seperti *Gaussian Function* dan operator-operator yang juga *differentiable* untuk membentuk mekanisme *fuzzy inference* dan *defuzzification* dari data output dengan menggunakan *weighted average defuzzifier*. Kemudian output yang bersesuaian dapat direpresentasikan ke sebuah struktur *multilayer feedforward network*.

Pada prinsipnya, arsitektur jaringan dari neuro fuzzy yang digunakan adalah arsitektur *multi input single output* dari ANFIS (Jang, 1993).

2.8 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah jaringan yang berbasis pada *system inference fuzzy*. Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan konsekuen yang dapat diadaptasikan dengan pelatihan hybrid. Pelatihan hybrid dilakukan dalam dua langkah yaitu langkah maju dan mundur. (Widodo, 2005)

ANFIS dapat menggabungkan mekanisme *fuzzy inference system* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf. Jang memperkenalkan

arsitektur 2 input 1 output dengan model fuzzy tipe Takagi Sugeno Kang membuat 2 buah *rule*. *Neuro fuzzy* model ANFIS ini terdiri dari 5 *layer* atau lapisan jaringan untuk menerapkan sebuah fuzzy sistem tipe Takagi Sugeno Kang. Sistem ANFIS ini dapat memproses *fuzzy rule* dengan jumlah yang besar.

ANFIS merupakan suatu metode yang mana dalam melakukan penyetelan aturan digunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data. Pada ANFIS juga memungkinkan aturan-aturan untuk beradaptasi. (Hartati, dkk, 2006)

2.8.1 Arsitektur ANFIS

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* atau *Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*) merupakan suatu metode inferensi yang arsitekturnya secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Misalkan ada 2 input x , y dan satu output \hat{y} . Ada 2 aturan pada basis aturan model sugeno:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \text{ then } \hat{y}_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$$

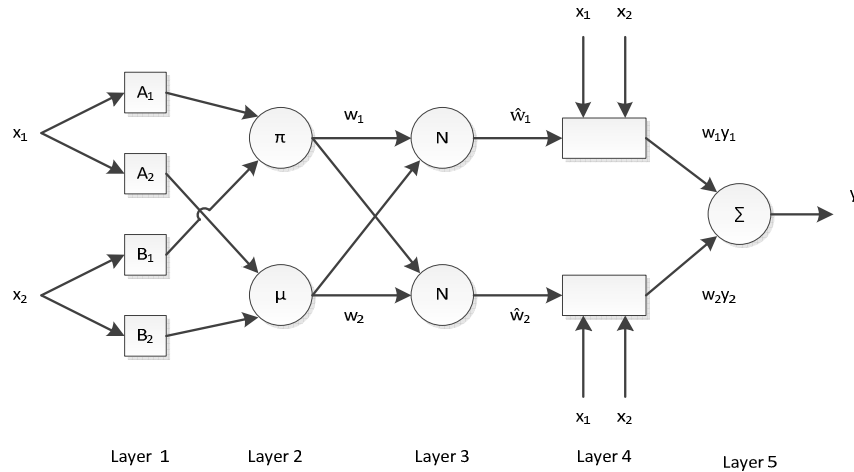
$$\text{If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \text{ then } \hat{y}_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$$

Jika w_1 predikat untuk aturan kedua adalah w_1 dan w_2 , maka dapat dihitung rata-rata terbobot:

$$y = \frac{w_1\hat{y}_1 + w_2\hat{y}_2}{w_1 + w_2} = \hat{w}_1\hat{y}_1 + \hat{w}_2\hat{y}_2 \quad (2.16)$$

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) memiliki arsitektur yang dapat terlihat dalam struktur dibawah ini, dengan sistem

inferensi fuzzy yang diterapkan adalah inferensi fuzzy model Takagi Sugeno Kang



Gambar 2.1 Struktur ANFIS

Dari gambar diatas dapat diketahui bahwa arsitektur *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* terdiri atas lima lapisan, dan setiap lapis terdapat node/simpul. Terdapat dua macam node yaitu node adaptif (bersymbol kotak) dan node tetap (bersymbol lingkaran). Fungsi dari setiap lapis adalah sebagai berikut: (Suyanto, 2008)

1). Lapisan 1

Lapisan 1 berfungsi sebagai proses fuzzyfikasi. Output dari node I pada lapisan 1 dinotasikan sebagai \$O_{1,i}\$. Setiap node 1 pada lapis 1 ini adalah node adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi node sebagai berikut.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \text{ untuk } i = 1, 2 \text{ dan} \quad (2.17)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \text{ untuk } i = 3, 4 \quad (2.18)$$

dengan

x dan y : masukkan ke node i

$O_{1,i}$ derajat keanggotaan himpunan fuzzy A_1, A_2 atau B_1, B_2

Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *gaussian membership function* umum:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2} \quad (2.19)$$

Parameter a, b, c , pada fungsi keanggotaan *gauss* dinamakan parameter premis (premise parameter) yang adaptif.

2). Lapisan 2

Semua node pada lapisan ini adalah nonadaptif (parameter tetap). Fungsi node ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1) \mu_{B_i}(x_2), \quad i = 1, 2 \quad (2.20)$$

Tiap keluaran node menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan fuzzy.

3). Lapisan 3

Lapisan Setiap node pada lapisan ini adalah node nonadaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran node ke- i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi node:

$$\hat{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (2.21)$$

Keluaran lapis ini disebut kuat penyuluhan ternormalisasi (*normalized firing strength*).

4). Lapisan 4

Setiap node pada lapis ini adalah adaptif dengan fungsi node

$$O_{4,i} = \hat{w}_i \hat{y}_i = \hat{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (2.22)$$

Dengan w_i : kuat penyuluhan ternormalisasi dari lapisan 3

$\{p_i, q_i, r_i\}$: himpunan parameter dari node ini. Parameter pada lapis ini disebut parameter konsekuen.

5). Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu node tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul:

$$O_{5,i} = \sum \hat{w}_i \hat{y}_i = \frac{\sum \hat{w}_i \hat{y}_i}{\sum \hat{w}_i} \quad (2.23)$$

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

2.8.2 Algoritma Pembelajaran Hybrid

Metode pembelajaran hybrid dipergunakan untuk mengatur parameter-parameter ANFIS secara maju (*forward*) ataupun secara mundur (*backward*). Pembelajaran hybrid terdiri atas dua bagian, yaitu:

Table 2.1 Proses Pembelajaran Hybrid ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	<i>Gradient Descent</i>
Parameter Konsekuen	RLSE	Tetap
Sinyal	Keluaran Simpul	Laju Kesalahan

1. Pembelajaran arah maju (*forward pass*) dengan metode *Least Squares Estimator (LSE) Recursive*

Dari arsitektur ANFIS (Gambar 2.1), apabila nilai parameter premis tetap, maka keluaran keseluruhan dapat dinyatakan dengan kombinasi linear dari parameter konsekuen. (Widodo, 2005)

Berikut adalah persamaannya:

$$\begin{aligned}
 y &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} y_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} y_2 \\
 &= \hat{w}_1(p_1x_1 + q_1x_2 + r_1) + \hat{w}_2(p_2x_1 + q_2x_2 + r_2) \\
 &= (\hat{w}_1x_1)p_1 + (\hat{w}_1x_2)q_1 + \hat{w}_1r_1 + (\hat{w}_2x_1)p_2 + (\hat{w}_2x_2)q_2 + \hat{w}_2r_2
 \end{aligned}
 \tag{2.24}$$

yang linear dalam parameter $p_1, q_1, r_1, p_2, r_2, q_2$ dan r_2 .

Untuk p pasangan data pelatihan x_1, x_2 dan keluaran y , maka diperoleh persamaan linear simultan berikut:

$$\begin{aligned}
 y_1 &= (\hat{w}_1x_1)p_1 + (\hat{w}_1x_2)q_1 + \hat{w}_1r_1 + (\hat{w}_2x_1)p_2 + (\hat{w}_2x_2)q_2 + \hat{w}_2r_2 \\
 y_2 &= (\hat{w}_1x_1)p_1 + (\hat{w}_1x_2)q_1 + \hat{w}_1r_1 + (\hat{w}_2x_1)p_2 + (\hat{w}_2x_2)q_2 + \hat{w}_2r_2 \\
 \dots &= \dots + \dots + \dots + \dots + \dots + \dots \\
 y_n &= (\hat{w}_1x_1)p_1 + (\hat{w}_1x_2)q_1 + \hat{w}_1r_1 + (\hat{w}_2x_1)p_2 + (\hat{w}_2x_2)q_2 + \hat{w}_2r_2
 \end{aligned}
 \tag{2.25}$$

Jika dimisalkan

$$A = [px6] = \begin{bmatrix} \hat{w}_1x_1 & \hat{w}_1x_2 & \hat{w}_1 & \hat{w}_2x_1 & \hat{w}_2x_2 & \hat{w}_2 \\ \hat{w}_1x_1 & \hat{w}_1x_2 & \hat{w}_1 & \hat{w}_2x_1 & \hat{w}_2x_2 & \hat{w}_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{w}_1x_1 & \hat{w}_1x_2 & \hat{w}_1 & \hat{w}_2x_1 & \hat{w}_2x_2 & \hat{w}_2 \end{bmatrix} \rightarrow \text{data ke } i
 \tag{2.26}$$

$$\theta = [6 \times 1] = \begin{pmatrix} p_1 \\ q_1 \\ r_1 \\ p_2 \\ q_2 \\ r_2 \end{pmatrix}, \quad y = [p \times 1] = \begin{pmatrix} (y_1) \\ \dots \\ (y_p) \end{pmatrix} \quad (2.27)$$

maka baris ke p dari matriks data $[A:y]$ yang dinotasikan dengan $(a_p^T:y_p)$. Karena hampir semua perhitungan berdasarkan pada matriks A dan vektor y , maka $(a_p^T:y_p)$ disebut pasangan data ke p dari himpunan data pelatihan. Bila $m = n$ (A persegi) dan A *nonsingular*, maka q dapat diperoleh dari persamaan berikut;

$$\theta = A^{-1}y \quad (2.28)$$

tetapi biasanya $m > n$, berarti pasangan data pelatihan lebih banyak dari parameter fitting. Dalam kasus ini solusi eksak yang memenuhi persamaan tidak selalu mungkin, karena data bisa terkontaminasi dengan derau, atau model tidak sesuai untuk menggambarkan sistem target.

Maka θ merupakan vektor parameter konsekuen dan y adalah vektor keluaran

$$\begin{aligned} \theta &= [p_1 \quad q_1 \quad r_1 \quad p_2 \quad q_2 \quad r_2]^T \\ y &= [y_1 \quad \dots \quad y_n] \end{aligned} \quad (2.29)$$

dalam bentuk persamaan matriks akan diperoleh :

$$\begin{aligned} A\theta &= Y \\ \theta^* &= (A^T A)^{-1} A^T Y \end{aligned} \quad (2.30)$$

Penyelesaian untuk mencari nilai θ terbaik adalah dengan menggunakan metode RLSE untuk meminimumkan nilai $abs(A\theta = Y)$.

Rumus iterasi yang digunakan adalah:

$$\begin{aligned}\theta_{i+1} &= \theta_i + P_{i+1} a_{i+1} (y_{i+1} - a_{i+1}^T \theta_i) \\ P_{i+1} &= P_i - \frac{P_i a_{i+1} a_{i+1}^T P_i}{1 + a_{i+1}^T P_i a_{i+1}}\end{aligned}\quad (2.31)$$

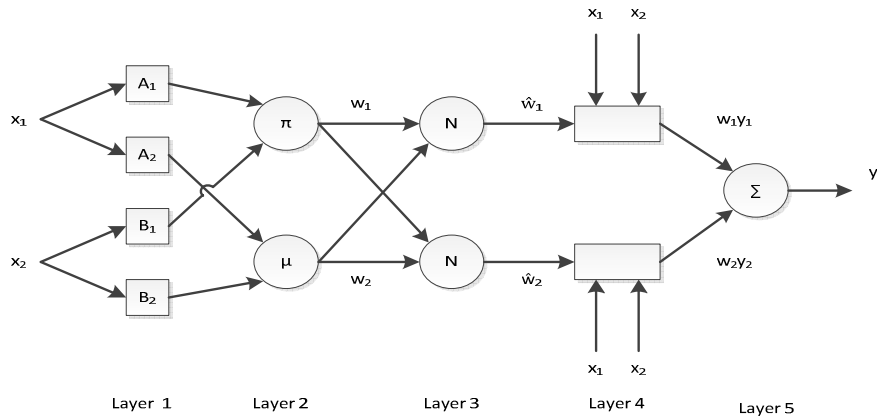
dengan a_{i+1}^T adalah vektor baris ke- $i+1$ dari matriks A, y_{i+1} adalah elemen ke- $i+1$ dari vektor y . Syarat awal yang dibutuhkan adalah $\theta_0 = 0$ dan $P_0 = mI$, dengan I adalah matriks identitas dengan orde sejumlah parameter konsekuen yang diestimasi dan m adalah suatu bilangan yang besar.

2. Pembelajaran arah mundur (*backward pass*) dengan metode *Gradient Descent*

Pada pembelajaran arah mundur (*backward pass*) ini, jaringan adaptif tersebut kita latih untuk mendapatkan nilai parameter a dan c , pada persamaan 2.19. Dengan mengambil nilai $b = 2$, persamaan menjadi

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2}\quad (2.32)$$

untuk melakukan perbaikan terhadap a dan c tersebut, digunakan model propagasi *error* (backpropagation) dengan konsep *gradient descent*.



Gambar 2.2 Arsitektur jaringan adaptif dengan 5 lapisan

Misalnya kita memiliki jaringan *adaptive* seperti terlihat pada gambar yang terdiri dari 5 lapisan, dan kita memiliki sebanyak $N(L)$ neuron pada lapisan ke- L , maka jumlah kuadrat *error* (SSE) pada lapisan ke- L data ke- p , $1 \leq p \leq N$, adalah: (Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2006)

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(L)} (d_k - X_{L,k})^2 \quad (2.33)$$

a. *Error* pada lapisan ke-5

Apabila kita memiliki jaringan adaptif seperti pada gambar 2.2 yang hanya memiliki 1 neuron pada lapisan *output* (neuron 13), maka propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-5 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_{13} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} = -2(d_{13} - x_{13}) = -2(y_p - y_p^*) \quad (2.34)$$

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

b. *Error* pada lapisan ke-4

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.2. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-4, yaitu neuron 11 dan neuron 12 dapat dirumuskan sebagai berikut;

$$\varepsilon_{11} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.35)$$

Karena $y_{13} = \hat{w}_1 y_1 + \hat{w}_2 y_2$, maka $\frac{\partial y_{13}}{\partial (\hat{w}_1 y_1)} = 1$

$$\varepsilon_{12} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{12}} \right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{12}} \right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.36)$$

Karena $y_{13} = \hat{w}_1 y_1 + \hat{w}_2 y_2$, maka $\frac{\partial y_{13}}{\partial (\hat{w}_2 y_2)} = 1$

c. *Error* pada lapisan ke-3

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.2. propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-3, yaitu neuron 9 dan neuron 10 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_9 = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial y_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} \left(\frac{\partial y_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} y_1 \quad (2.37)$$

karena $y_{11} = \hat{w}_1 y_1$, maka $\frac{\partial y_{11}}{\partial (\hat{w}_1)} = y_1$

$$\varepsilon_{10} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial y_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} \left(\frac{\partial y_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} y_2 \quad (2.38)$$

karena $y_{12} = \hat{w}_2 y_2$, maka $\frac{\partial y_{12}}{\partial (\hat{w}_2)} = y_2$

d. *Error* pada lapisan ke-2

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 2.2. propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu neuron 7 dan neuron 8 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_7 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial y_{11}}{\partial x_9} \right) \left(\frac{\partial y_9}{\partial x_7} \right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial y_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left(\frac{\partial y_{10}}{\partial x_7} \right) \\
 &= \varepsilon_9 \left(\frac{\partial y_9}{\partial x_7} \right) + \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial y_{10}}{\partial x_7} \right) \\
 &= \varepsilon_9 \left(\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_{10} \left(- \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\
 &= \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10})
 \end{aligned}
 \tag{2.39}$$

Karena $y_9 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}$, maka $\frac{\partial y_9}{\partial w_1} = \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2}$; dan $y_{10} = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$

Maka $\frac{\partial y_{10}}{\partial w_1} = - \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2}$

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_8 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial y_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left(\frac{\partial y_{10}}{\partial x_8} \right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial y_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial y_{11}}{\partial x_9} \right) \left(\frac{\partial y_9}{\partial x_8} \right) \\
 &= \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial y_{10}}{\partial x_8} \right) + \varepsilon_9 \left(\frac{\partial y_9}{\partial x_8} \right) \\
 &= \varepsilon_{10} \left(\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_9 \left(- \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\
 &= \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9)
 \end{aligned}
 \tag{2.40}$$

Karena $y_9 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}$, maka $\frac{\partial y_9}{\partial w_2} = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2}$; dan $y_{10} = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$

Maka $\frac{\partial y_{10}}{\partial w_2} = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2}$

e. *Error* pada lapisan ke-1

Lihat kembali jaringan adaptif pada gambar 6.2. propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-1, yaitu neuron 3,4,5 dan 6 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial y_7}{\partial x_3} \right) = \varepsilon_7 \mu_{B1}(x_2) \quad (2.41)$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial y_8}{\partial x_4} \right) = \varepsilon_8 \mu_{B2}(x_2) \quad (2.42)$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial y_7}{\partial x_5} \right) = \varepsilon_7 \mu_{A1}(x_1) \quad (2.43)$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial y_8}{\partial x_6} \right) = \varepsilon_8 \mu_{A2}(x_1) \quad (2.44)$$

karena $y_7 = (\mu_{A1}(x_1))(\mu_{B1}(x_2))$, maka $\frac{\partial y_7}{\partial (\mu_{A1}(x_1))} = \mu_{B1}(x_2)$ dan

$\frac{\partial y_7}{\partial (\mu_{B1}(x_2))} = \mu_{A1}(x_1)$; dan karena $y_8 = (\mu_{A2}(x_1))(\mu_{B2}(x_2))$, maka

$\frac{\partial y_8}{\partial (\mu_{A2}(x_1))} = \mu_{B2}(x_2)$ dan $\frac{\partial y_8}{\partial (\mu_{B2}(x_2))} = \mu_{A2}(x_1)$

selanjutnya *error* tersebut kita gunakan untuk mencari informasi *error* terhadap parameter a (a_{11} dan a_{12} untuk A_1 dan A_2 ; a_{21} dan a_{22} untuk B_1 dan B_2), dan c (c_{11} dan c_{12} untuk A_1 dan A_2 ; c_{21} dan c_{22} untuk B_1 dan B_2) sebagai berikut:

karena, $\frac{\partial y}{\partial a_{ik}} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2}$, maka:

$$\varepsilon_{a11} = \varepsilon_3 \left(\frac{\partial y_3}{\partial a_{11}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial y_4}{\partial a_{11}} \right)$$

$$= (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})^2}{\left(\left(\quad \right) \right)} + \varepsilon_4(0)$$

$$\begin{aligned}
& a_{11}^3 \left(1 + \frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \\
&= (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2}
\end{aligned} \tag{2.45}$$

$$\begin{aligned}
\varepsilon_{a12} &= \varepsilon_3 \left(\frac{\partial y_3}{\partial a_{12}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial y_4}{\partial a_{12}} \right) \\
&= (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})^2}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_3(0) \\
&= (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})^2}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}} \right)^2 \right)^2}
\end{aligned} \tag{2.46}$$

$$\begin{aligned}
\varepsilon_{a21} &= \varepsilon_5 \left(\frac{\partial y_5}{\partial a_{21}} \right) + \varepsilon_6 \left(\frac{\partial y_6}{\partial a_{21}} \right) \\
&= (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})^2}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_6(0) \\
&= (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})^2}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}} \right)^2 \right)^2}
\end{aligned} \tag{2.47}$$

$$\begin{aligned}
\varepsilon_{a22} &= \varepsilon_5 \left(\frac{\partial y_5}{\partial a_{22}} \right) + \varepsilon_6 \left(\frac{\partial y_6}{\partial a_{22}} \right) \\
&= (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})^2}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_5(0)
\end{aligned}$$

$$= (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})^2}{\left(\right)}$$

$$a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}} \right)^2 \right)^2 \quad (2.48)$$

karena, $\frac{\partial y}{\partial c_{ik}} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2}$, maka:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{c11} &= \varepsilon_3 \left(\frac{\partial y_3}{\partial c_{11}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial y_4}{\partial c_{11}} \right) \\ &= (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_4(0) \\ &= (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right)^2 \right)^2} \end{aligned} \quad (2.49)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_{c12} &= \varepsilon_3 \left(\frac{\partial y_3}{\partial c_{12}} \right) + \varepsilon_4 \left(\frac{\partial y_4}{\partial c_{12}} \right) \\ &= (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_3(0) \\ &= (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}} \right)^2 \right)^2} \end{aligned} \quad (2.50)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_{c21} &= \varepsilon_5 \left(\frac{\partial y_5}{\partial c_{21}} \right) + \varepsilon_6 \left(\frac{\partial y_6}{\partial c_{21}} \right) \\ &= (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}} \right)^2 \right)^2} + \varepsilon_6(0) \\ &= (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}} \right)^2 \right)^2} \end{aligned} \quad (2.51)$$

$$\varepsilon_{c22} = \varepsilon_5 \left(\frac{\partial y_5}{\partial c_{22}} \right) + \varepsilon_6 \left(\frac{\partial y_6}{\partial c_{22}} \right)$$

$$\begin{aligned}
& \delta c_{22} \quad \delta c_{22} \\
& = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} + \varepsilon_5(0) \\
& = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2}
\end{aligned} \tag{2.52}$$

dari sini kita dapat menentukan perubahan nilai parameter a_{ij} dan c_{ij} (a_{ij} dan c_{ij}) sebagai berikut:

$$\Delta a_{ij} = \eta \varepsilon_{a_{ij}} x_i, \text{ dan} \tag{2.53}$$

$$\Delta c_{ij} = \eta \varepsilon_{c_{ij}} x_i \tag{2.54}$$

dengan h adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval $[0,1]$. Sehingga nilai a_{ij} dan c_{ij} yang baru adalah:

$$a_{ij} = a_{ij}(\text{lama}) + \Delta a_{ij} \text{ dan} \tag{2.55}$$

$$c_{ij} = c_{ij}(\text{lama}) + \Delta c_{ij} \tag{2.56}$$

2.9 Tahapan Penyiapan Data ANFIS

Suyanto (2008) menyatakan bahwa untuk menemukan model yang tepat dalam peramalan, data-data yang didapat terlebih dahulu dibagi kedalam data pembelajaran atau data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*).

Dalam peramalan beban listrik ini, data input sebagai data latih yakni variabel x sebagai data sebelumnya, y data beban listrik sekarang dan satu data output sebagai data uji atau data target dilambangkan dengan $Y(t)$. Data-data tersebut dapat dirumuskan sebagai berikut: (Suyanto, 2008)

Tabel 2.2 Penyiapan data

Input		Output Target
x_1	x_2	$Y(t)$
t_1	t_2	t_3
t_2	t_3	t_4
t_3	t_4	t_5
t_4	t_5	t_6
t_5	t_6	t_7
t_6	t_7	t_8

(2.57)

Keterangan:

t = Data Beban Listrik

1,2,3,4,5,6,7,8 = urutan data beban listrik dari data yang nilainya minimum hingga maksimum

2.10 Contoh Implementasi Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Ada beberapa langkah-langkah implementasi yang dilakukan diantaranya :

1. Langkah awal yang dilakukan untuk melakukan peramalan adalah memasukkan data beban listrik beberapa 7 periode sebelumnya pada jam operasi yang sama.
2. Langkah selanjutnya adalah memilih tanggal yang akan diramal.

Berikut ini adalah contoh implementasi peramalan beban listrik untuk tanggal 21 Maret 2009, Dengan data beban listrik yang digunakan terlihat pada tabel dibawah ini:

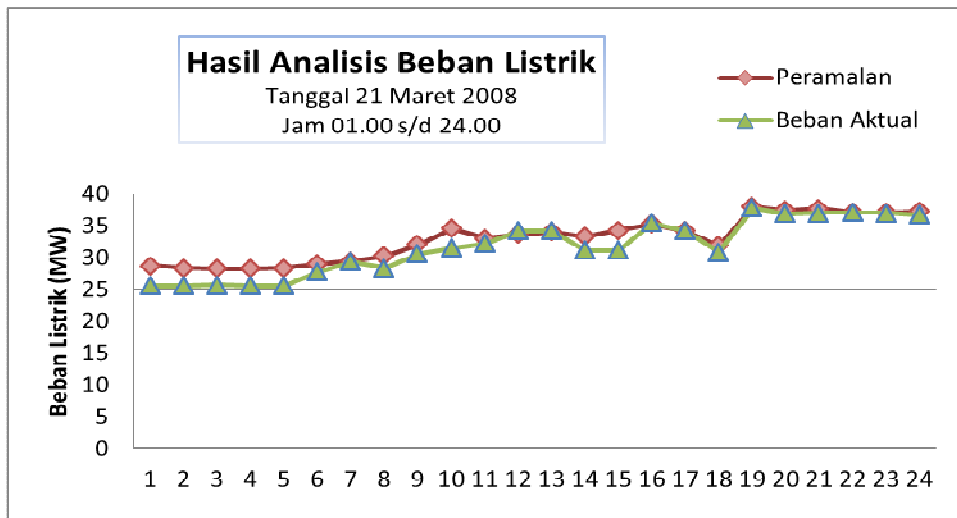
Tabel 2.3 Data Beban Listrik PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru

Periode 01 Februari 2008 - 21 Maret 2008

Waktu Operasi	Data Aktual (MW)							
	01/02/2009	08/02/2009	15/02/2009	22/02/09	29/02/09	07/03/2009	14/03/09	21/03/09
01.00	32.40	31.70	32.10	30.00	30.90	19.30	28.90	25.60
02.00	31.50	31.10	30.20	30.10	30.90	19.00	28.80	25.60
03.00	28.70	30.20	30.20	30.20	30.30	18.70	28.60	25.70
04.00	28.80	30.20	30.00	29.80	30.20	18.80	28.80	25.60
05.00	28.80	30.30	31.20	29.90	30.70	16.80	28.90	25.60
06.00	32.60	32.00	31.30	30.00	30.70	16.80	29.00	27.70
07.00	30.50	31.80	31.50	31.70	33.90	17.60	30.00	29.30
08.00	30.50	32.40	31.50	31.80	33.90	26.70	30.20	28.40
09.00	32.70	34.20	32.80	33.40	34.20	30.70	34.90	30.70
10.00	33.60	34.20	33.80	33.30	34.40	31.00	34.90	31.50
11.00	33.80	34.10	32.90	35.10	26.60	31.10	36.20	32.20
12.00	33.30	34.30	33.60	35.10	36.60	31.20	34.90	34.20
13.00	33.30	36.00	33.70	36.60	32.00	30.80	33.80	34.20
14.00	35.70	35.90	33.90	36.60	37.60	30.40	37.60	31.10
15.00	35.80	40.00	34.00	37.50	37.60	30.20	33.70	31.10
16.00	36.30	35.60	34.20	37.50	37.60	30.10	30.30	35.40
17.00	36.40	35.00	34.30	37.40	39.40	30.10	33.60	34.20
18.00	33.00	30.20	32.50	37.40	32.90	27.90	35.10	30.90
19.00	38.20	35.70	36.80	38.30	32.90	34.00	36.40	37.80
20.00	37.60	35.50	37.40	38.50	8.80	33.00	36.80	36.90
21.00	37.00	35.60	32.60	38.40	37.60	32.40	36.30	37.00
22.00	39.00	35.90	32.00	38.70	32.90	32.50	36.70	37.10
23.00	37.00	37.70	32.20	36.60	31.20	33.50	32.50	37.00
24.00	36.20	31.60	32.00	36.60	30.80	33.70	32.20	36.80

3. Dari data yang ada kemudian akan dilakukan penghitungan dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan akan ditampilkan hasil peramalan seperti dibawah ini

a. Tampilan grafik Hasil Peramalan Beban Listrik



Gambar 2.4 Perbandingan Beban Aktual dan Hasil Peramalan Listrik

b. Tampilan Tabel Hasil Peramalan Beban Listrik

Tabel 2.4 Hasil peramalan Dengan metode ANFIS

Jam	Beban Aktual (MW)	Peramalan (MW)	Error (%)	MAPE (%)
01.00	25.60	28,76	12,33	
02.00	25.60	28,36	10,78	
03.00	25.70	28,29	10,08	
04.00	25.60	28,26	10,40	
05.00	25.60	28,39	10,90	
06.00	27.70	29,05	4,86	
07.00	29.30	29,47	0,58	
08.00	28.40	30,29	6,65	
09.00	30.70	32,06	4,44	
10.00	31.50	34,53	9,62	
11.00	32.20	33,06	2,66	

Jam	Beban Aktual (MW)	Peramalan (MW)	Error (%)	MAPE (%)
11.00	32.20	33,06	2,66	
12.00	34.20	33,65	1,60	
13.00	34.20	33,97	0,64	
14.00	31.10	33,40	7,41	
15.00	31.10	34,31	10,28	
16.00	35.40	35,24	0,45	
17.00	34.20	34,25	0,15	
18.00	30.90	31,93	3,33	
19.00	37.80	38,00	0,53	
20.00	36.90	37,46	1,52	
21.00	37.00	37,73	1,97	
22.00	37.10	37,11	0,03	
23.00	37.00	37,08	0,21	
24.00	36.80	37,20	1,08	
MAPE		24	112,5	4,68

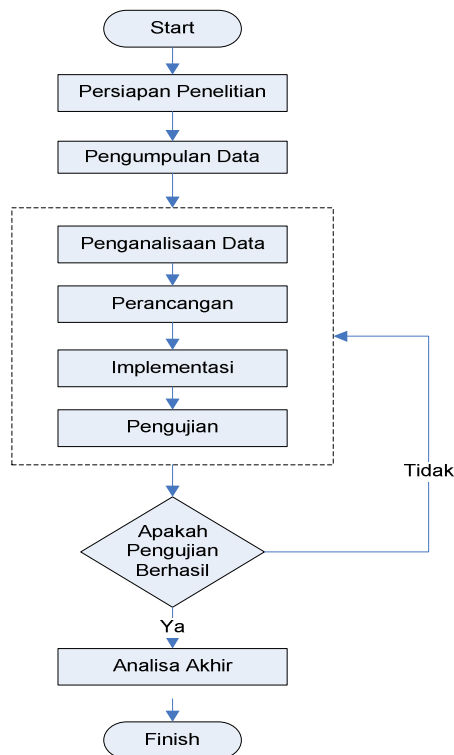
BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan cara yang digunakan dalam memperoleh berbagai data untuk kemudian diproses menjadi informasi yang lebih akurat sesuai permasalahan yang akan diteliti. Metodologi penelitian digunakan sebagai pedoman dalam pelaksanaan penelitian agar hasil yang dicapai tidak menyimpang dari tujuan yang telah dilakukan sebelumnya.

3.1 Tahapan Penelitian

Untuk lebih jelasnya tahapan-tahapan yang dilalui tersebut dapat dilihat pada *flowchart* berikut ini:



Gambar 3.1 *Flowchart* Tahapan Penelitian

3.1.1 Persiapan Penelitian

Sebelum memulai suatu penelitian diperlukan adanya persiapan terlebih dahulu. Guna lebih memfokuskan kerja untuk mencapai tujuan penelitian dan penentuan teori yang relevan. Persiapan penelitian ini dilakukan dengan merumuskan Latar Belakang Penelitian, Rumusan Masalah, Tujuan Penelitian, Batasan Masalah, dan Sistematika Penulisan Penelitian.

3.1.2 Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan data merupakan tahapan yang paling penting dalam penelitian ini, data-data yang dipergunakan dalam penelitian ini berasal dari:

1). Studi Referensi

Studi pustaka bermanfaat untuk mendukung penelitian yang akan dilaksanakan. Studi referensi dilakukan dengan tujuan untuk menyelesaikan permasalahan yang diteliti, serta mendapatkan dasar-dasar yang kuat dalam menerapkan suatu metode yang nantinya dapat digunakan dalam tugas akhir ini.

Pengumpulan teori-teori yang mendukung dalam penelitian ini merupakan kegiatan dalam studi pustaka. Teori-teori bersumber dari buku, jurnal dan penelitian yang terkait dengan peramalan, metode peramalan, metode peramalan runtut waktu (*time series*), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), Peramalan Beban Listrik, Peramalan Beban Jangka Pendek, karakteristik beban listrik, sistem tenaga listrik, strategi

operasi tenaga listrik, jaringan tenaga listrik, sistem distribusi, *Fuzzy Cluster Means* (FCM), dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

2). Wawancara

Wawancara berfungsi untuk mengumpulkan informasi yang akan berguna untuk pembuatan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan *Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Wawancara dilakukan kepada karyawan ataupun pegawai PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru yang terkait dengan pengolahan beban listrik, dan cara peramalan beban listrik yang saat ini dilakukan oleh PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit untuk memenuhi kebutuhan konsumen khususnya masyarakat Kota Pekanbaru serta mendapatkan data aktual terkait pemakaian beban listrik kota Pekanbaru.

3). Pengamatan (Observasi)

Observasi merupakan salah satu tehnik pengumpulan data yang cukup efektif untuk mempelajari secara langsung bagaimana sebenarnya sistem peramalan beban listrik yang saat ini telah dilakukan di PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru.

3.1.3 Penganalisaan Data

Setelah menentukan bidang penelitian yang dikaji dan melakukan pengumpulan data terkait dengan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan *Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*

(ANFIS), maka tahapan selanjutnya adalah analisis data. Adapun tahapan analisa dilakukan dengan beberapa tahapan yakni:

3.1.3.1 Analisis Sistem Manual

Pada tahapan ini dilakukan analisa terhadap sistem manual/lama atau metode pengerjaan yang sedang berlangsung, termasuk untuk mengetahui kelemahan yang dimiliki oleh sistem lama tersebut.

Selama ini PT PLN (Persero) Sektor Pembangkit kota Pekanbaru belum melakukan suatu peramalan beban listrik jangka pendek untuk menentukan pasokan daya yang akan dikeluarkan dalam waktu satu hari. Peramalan yang dilakukan masih terfokus pada masing-masing pembangkit baik di PLTA Koto Panjang, PLTG Teluk Lembu, PLTD Teluk Lembu dan PLTG Riau Power. Masing-masing pembangkit akan memberikan laporan peramalan beban listriknya dalam waktu satu hari ke PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru.

3.1.3.2 Analisis Sistem Baru

Setelah menganalisa sistem manual, maka tahapan dapat dilanjutkan dengan menganalisa sistem yang baru. Dalam tahapan ini, akan diidentifikasi cara kerja dari sistem baru yang akan dibangun.

Sistem baru yang dibangun berdasarkan pengembangan dari sistem lama. Beban listrik yang akan terjadi diprediksi menggunakan

aturan ANFIS. Hasil peramalan beban listrik adalah gambaran umum pemakaian listrik yang akan terjadi dan dijadikan sebagai acuan dalam menentukan unit pembangkit yang layak untuk dioperasikan.

3.1.3.3 Pemodelan Persoalan

Pada tahapan ini dilakukan penentuan metode peramalan yang digunakan untuk peramalan beban listrik jangka pendek tersebut.

3.1.3.4 Analisis Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Tahapan ini dilakukan untuk melakukan analisis terhadap data beban listrik, untuk mendapatkan gambaran terhadap penelitian yang dilakukan sehingga gambaran terhadap hasil penelitian yang dilakukan akan semakin teliti. Tahapan analisis yang dilakukan adalah:

- 1) Mengumpulkan data beban listrik beberapa periode sebelumnya untuk waktu operasi yang sama. Pengukuran data dilakukan setiap 60 menit atau 1 jam. Untuk data dapat direpresentasikan sebagai data satuan, harian, mingguan, bulanan, atau tergantung dari keadaan pada data. Dalam hal ini, bentuk terbaik tidak dapat ditentukan secara pasti. Oleh karena itu, bentuk terbaik akan didapat dari pengujian yang dilakukan pada bab 5. Setelah dilakukan pengumpulan data maka dilakukan normalisasi data.
- 2) Data-data tersebut kemudian di *cluster* (kelompokkan) menggunakan metode *Fuzzy Cluster Means* (FCM).

- 3) Untuk tahapan inferensi, lakukan penghitungan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), kemudian lakukan pembelajaran hybrid yakni Pembelajaran arah maju (*forward pass*) dengan metode *Least Squares Estimator* (LSE) *Recursive* dan Pembelajaran arah mundur (*backward pass*) dengan metode *Gradient Descent*.
- 4) Menghitung *Error*, dan mencari nilai MAPE peramalan beban listrik.
- 5) Kemudian didapat hasil peramalan beban listrik 1 hari kedepan (24 jam) dalam bentuk grafik.

3.1.3.5 Analisis Data Sistem

Analisis ini dilakukan dengan menggunakan beberapa tahapan yakni Analisis Masukkan (input), Analisis Proses dan Analisis Output.

3.1.3.6 Deskripsi Umum Perangkat Lunak

Deskripsi umum perangkat lunak dibuat sebagai suatu gambaran tentang rancangan sistem yang akan dibuat. Dalam deskripsi umum perangkat lunak ini dilakukan dua tahapan yakni deskripsi umum sistem dan karakteristik pengguna.

3.1.3.7 Analisis Fungsional Sistem

Analisis yang digunakan pada sistem adalah pemodelan fungsional. Pemodelan fungsional merupakan pemodelan yang menggambarkan suatu masukkan yang diproses pada sistem menjadi

keluaran yang dibutuhkan bagi pengguna sistem. Pada tahapan ini, akan dibahas mengenai Data Flow Diagram, yang terdiri dari Context Diagram Level 0, DFD Level 1 sampai DFD Level 2, *Entity Relationship Diagram* (ER-Diagram), dan Bagan Alir Sistem (*Flow Chart System*).

3.1.4 Perancangan

Tahapan penganalisaan dan perancangan Alat bantu yang digunakan adalah Model Sistem, *ER-Diagram*, *Flowchart*, *Context Diagram*, *Data Flow Diagram* dan *interface* rancangan sistem. Dan perangkat lunak yang digunakan untuk membantu proses perancangan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) yakni: Microsoft Word 2003, Microsoft Excel 2003, dan Microsoft Visio 2003.

Tahapan perancangan yang dilakukan meliputi Perancangan Menu, Perancangan Basis Data, dan Perancangan Antar Muka.

3.1.5 Implementasi dan Pengujian

Implementasi merupakan tahap pembuatan program. Maka, akan diketahui apakah Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) yang dibuat benar-benar dapat menghasilkan tujuan yang diharapkan. Batasan implementasi Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) ini antara lain:

1. *Database* menggunakan *Microsoft Access*
2. Dikembangkan dengan *Visual Basic 6.0*
3. Modul pendukung yang digunakan adalah *Crystal Report 10.0*.

Tahapan implementasi yang dilakukan, menggunakan langkah-langkah sebagai berikut:

- 1) Input tanggal yang akan diramalkan
- 2) Memproses peramalan beban listrik, yaitu dengan mengambil data aktual beban listrik 7 periode sebelumnya dari *database*.
- 3) Mendapatkan hasil peramalan beban listrik dan melihat tingkat kesalahan (*Error*) dari peramalan beban listrik dalam 1 hari (24 jam)
- 4) Menghitung MAPE, yaitu rata-rata persentase *error* dari peramalan beban listrik. Digunakan untuk melihat bagaimana akurasi sistem peramalan beban listrik dengan menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
- 5) Hasil peramalan beban listrik 1 hari (24 jam) ditampilkan dalam bentuk grafik

Tahapan pengujian dilakukan bila tahapan implementasi Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) telah dilakukan. Pada tahap ini dilakukan pengujian secara fungsional. Pengujian fungsional merupakan pengujian yang berhubungan dengan kinerja sistem secara intern, berupa respon sistem terhadap *user*, uji fungsi atau menu yang terdapat pada sistem, dan uji kerja sistem.

3.1.6 Analisa Akhir

Menganalisa hasil pengujian yang telah dilakukan untuk mengetahui apakah sistem yang dibuat dapat meramalkan beban listrik dengan baik atau tidak, dan bagaimana akurasi sistem peramalan beban listrik dengan melihat tingkat kesalahan (*Error*).

BAB IV

ANALISIS DAN PERANCANGAN

4.1 Analisis Sistem

Pada bagian ini berisi analisis sistem peramalan beban listrik jangka pendek yang selama ini dilakukan oleh PT PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru, untuk kemudian mencoba melakukan suatu Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Hasil analisis tersebut kemudian akan digunakan untuk merancang perangkat lunak. Analisis perangkat lunak merupakan langkah pemahaman persoalan sebelum mengambil tindakan atau keputusan penyelesaian hasil utama. Sedangkan tahap perancangan adalah membuat rincian sistem hasil dari analisis menjadi bentuk perancangan agar dimengerti oleh pengguna.

4.1.1 Analisis Sistem Manual

Analisis sistem manual dilakukan untuk mendapatkan informasi penting dan menjadi sumber daya bagi sistem yang akan dikembangkan agar mampu mengatasi kelemahan-kelemahan yang ada pada sistem lama. PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru dalam memenuhi kebutuhan daya listrik konsumen dilakukan dengan memasok daya dari PLTA Koto Panjang, PLTG Teluk Lembu, PLTD Teluk Lembu dan PLTG Riau Power. PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru. Saat ini

partisipasi dari sisi beban dapat dikatakan belum memadai. Untuk mengatasi masalah tersebut, PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru meminta bantuan pasokan daya listrik dari Singkarak, Maninjau dan Ombilin ataupun melakukan mekanisme yang secara langsung memberikan sinyal kepada konsumen untuk menurunkan beban pada saat sistem mengalami kecenderungan defisit daya belum tersedia.

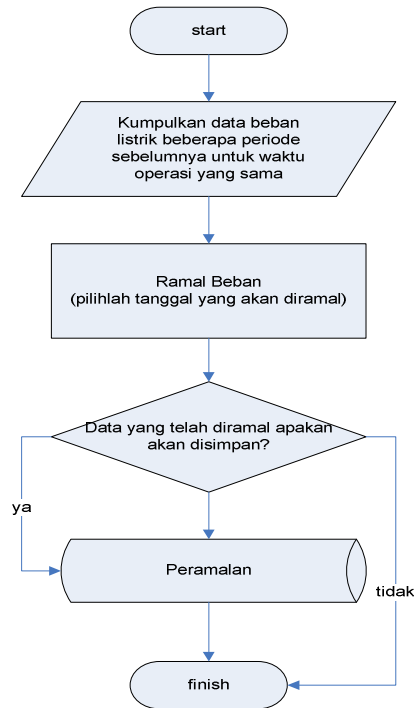
PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru saat ini belum memiliki sistem peramalan beban listrik jangka pendek untuk menentukan peramalan jumlah pasokan daya listrik yang dilakukan untuk memenuhi kebutuhan konsumen dalam satu hari. Peramalan yang dilakukan pada saat ini terpusat pada masing-masing pembangkit listrik yang ada seperti di PLTA Koto Panjang yang menggunakan sistem peramalan manajemen waduk atau water management.

Data-data pasokan daya listrik dari masing-masing pembangkit akan diberikan ke PT.PLN (Persero) Kota Pekanbaru untuk kemudian dilaporkan pada Unit Pengaturan Beban (UPB) Sumbagteng di Padang Pariaman.

4.1.2 Analisis Sistem Baru

Dalam Peramalan Beban Listrik Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* ini, analisis didasarkan pada pengembangan dari sistem yang ada di PT. PLN yaitu meramalkan beban listrik jangka pendek untuk 1 hari (24 jam) ke depan untuk waktu operasi yang sama. Peramalan beban dilakukan dengan mengumpulkan data-data beban listrik selama 7 minggu sebelumnya untuk jam operasi yang

sama. Hasil peramalan beban listrik akan menjadi gambaran umum bagi PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru dalam mendistribusikan beban listrik ke konsumen. Adapun flowchart sistem baru yang akan dibangun adalah sebagai berikut:



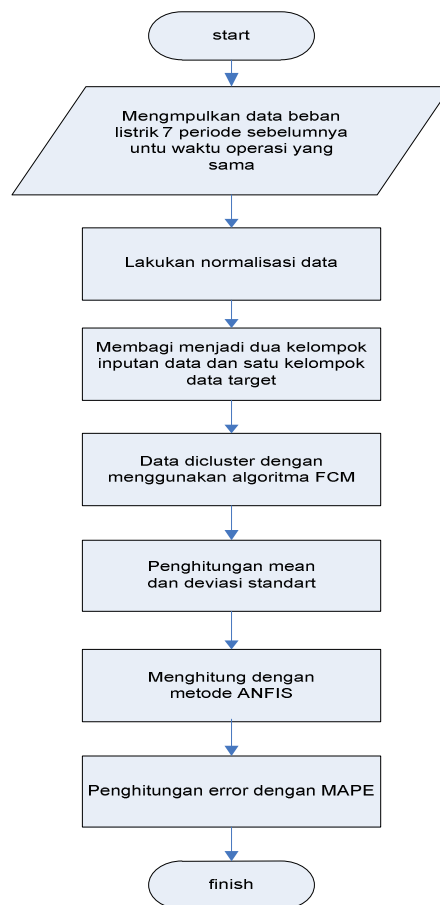
Gambar 4.1 Flowchart Sistem Baru

4.1.3 Pemodelan Persoalan

Peramalan beban listrik membutuhkan model matematis yang disebut dengan Data Berkala (*time series*). Data pemakaian beban disusun berdasarkan urutan waktu dalam beberapa periode untuk mengukur dan menerangkan berbagai perubahan atau perkembangan data yang terjadi. Perubahan yang terjadi dalam sederetan waktu tertentu dapat membentuk *trend* yang dapat dilihat dalam bentuk grafik, sehingga pola gerakan data atau nilai-nilai variabel dapat dilihat dan dipahami.

4.1.4 Analisis Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Permasalahan yang akan diselesaikan adalah membuat suatu perangkat lunak yang dapat meramalkan beban listrik jangka pendek dalam 1 hari ke depan (24 jam). Langkah-langkah yang dilakukan untuk meramalkan beban listrik dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dapat terlihat pada flowchart berikut:



Gambar 4.2 Flowchart Tahapan Analisis ANFIS

Berikut ini adalah contoh penghitungan peramalan beban listrik untuk tanggal 21 Maret 2008, data beban listrik yang digunakan terlihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.1 Data Beban Listrik PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru

Periode 01 Februari 2008 - 21 Maret 2008

Waktu Operasi	Data Aktual (MW)							
	01/02/2009	08/02/2009	15/02/2009	22/02/09	29/02/09	07/03/2009	14/03/09	21/03/09
01.00	32.40	31.70	32.10	30.00	30.90	19.30	28.90	25.60
02.00	31.50	31.10	30.20	30.10	30.90	19.00	28.80	25.60
03.00	28.70	30.20	30.20	30.20	30.30	18.70	28.60	25.70
04.00	28.80	30.20	30.00	29.80	30.20	18.80	28.80	25.60
05.00	28.80	30.30	31.20	29.90	30.70	16.80	28.90	25.60
06.00	32.60	32.00	31.30	30.00	30.70	16.80	29.00	27.70
07.00	30.50	31.80	31.50	31.70	33.90	17.60	30.00	29.30
08.00	30.50	32.40	31.50	31.80	33.90	26.70	30.20	28.40
09.00	32.70	34.20	32.80	33.40	34.20	30.70	34.90	30.70
10.00	33.60	34.20	33.80	33.30	34.40	31.00	34.90	31.50
11.00	33.80	34.10	32.90	35.10	26.60	31.10	36.20	32.20
12.00	33.30	34.30	33.60	35.10	36.60	31.20	34.90	34.20
13.00	33.30	36.00	33.70	36.60	32.00	30.80	33.80	34.20
14.00	35.70	35.90	33.90	36.60	37.60	30.40	37.60	31.10
15.00	35.80	40.00	34.00	37.50	37.60	30.20	33.70	31.10
16.00	36.30	35.60	34.20	37.50	37.60	30.10	30.30	35.40
17.00	36.40	35.00	34.30	37.40	39.40	30.10	33.60	34.20
18.00	33.00	30.20	32.50	37.40	32.90	27.90	35.10	30.90
19.00	38.20	35.70	36.80	38.30	32.90	34.00	36.40	37.80
20.00	37.60	35.50	37.40	38.50	8.80	33.00	36.80	36.90
21.00	37.00	35.60	32.60	38.40	37.60	32.40	36.30	37.00
22.00	39.00	35.90	32.00	38.70	32.90	32.50	36.70	37.10
23.00	37.00	37.70	32.20	36.60	31.20	33.50	32.50	37.00
24.00	36.20	31.60	32.00	36.60	30.80	33.70	32.20	36.80

Berdasarkan Tabel 4.1 akan dihitung peramalan beban listrik untuk tanggal 21 Maret 2008 pukul 01.00, langkah-langkah pengerjaan sebagai berikut:

Tabel 4.2 Data Beban Listrik pada Hari Jum'at pukul 01.00 untuk periode 01 Februari - 21 Maret 2008

No.	Tanggal	Beban Listrik (MW)
1	01 Februari 2008	32,40
2	08 Februari 2008	31,70
3	15 Februari 2008	32,10
4	22 Februari 2008	30,00
5	29 Februari 2008	30,90
6	07 Maret 2008	19,30
7	14 Maret 2008	28,90
8	21 Maret 2008	25,60

1. Lakukan normalisasi data dengan menggunakan persamaan (2.4) berikut:

Tabel 4.3 Normalisasi Data Beban Listrik

No.	Beban Listrik (MW)	t_i	Keterangan
1	32,40	1	t_8
2	31,70	0,94656489	t_6
3	32,10	0,97709924	t_7
4	30,00	0,81679389	t_4
5	30,90	0,88549618	t_5
6	19,30	0	t_1
7	28,90	0,73282443	t_3
8	25,60	0,48091603	t_2
Min	19,30		
Max	32,40		

Normalisasi data ini digunakan untuk mengurutkan data beban listrik dari nilai terkecil ke nilai terbesar.

Contoh penghitungan adalah:

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{32,40 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 1 \rightarrow t_8$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{31,70 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,94656489 \rightarrow t_6$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{32,10 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,97709924 \rightarrow t_7$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{30,00 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,81679389 \rightarrow t_4$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{30,90 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,88549618 \rightarrow t_5$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{19,30 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0 \rightarrow t_1$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{28,90 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,73282443 \rightarrow t_3$$

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} = \frac{25,60 - 19,30}{32,40 - 19,30} = 0,48091603 \rightarrow t_2$$

2. Setelah dilakukan normalisasi, maka berdasarkan persamaan (2.54) berikut:

Input		Output
x_1	x_2	$Y(t)$
t_1	t_2	t_3
t_2	t_3	t_4
t_3	t_4	t_5
t_4	t_5	t_6
t_5	t_6	t_7
t_6	t_7	t_8

Dapat dirangkum pembagian data menjadi:

Tabel 4.4 Pembagian Data dengan 2 input

Data Ke-	Input		Target Output
	x_1	x_2	$Y(t)$
1	19,30	25,60	28,90
2	25,60	28,90	30,00
3	28,90	30,00	30,90
4	30,00	30,90	31,70
5	30,90	31,70	32,10
6	31,70	32,10	32,40

3. Data kemudian dikelompokkan dengan menggunakan algoritma FCM.

Langkah-langkah kerja menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) yakni:

a. Tentukan:

Jumlah Cluster ($C = 2$)

Pangkat ($w = 2$)

Maksimum iterasi (MaxIter = 100)

Error terkecil yang diharapkan ($\xi = 0,0001$)

Fungsi Obyektif awal ($P_0 = 0$)

Iterasi awal ($t = 1$)

b. Bentuk matriks partisi awal, U_0 , berdasarkan persamaan (2.5) dengan syarat (2.6), (2.7) dan (2.8) yang harus terpenuhi dan didapat hasil sebagai berikut:

$$U_0 = \begin{pmatrix} 0,8043 & 0,5553 & 0,5391 & 0,9610 & 0,6488 & 0,4373 \\ 0,1957 & 0,4447 & 0,4609 & 0,0390 & 0,3512 & 0,5627 \end{pmatrix}$$

(matriks partisi awal biasanya dipilih secara acak)

- c. Hitung pusat cluster V, dengan menggunakan persamaan (2.9) diperoleh:

Tabel 4.5 Contoh Penghitungan Pusat Cluster

Cluster Ke-	Derajat Keanggotaan	Data yang di Cluster		$(\mu_{11})^2$	$(\mu_{11})^2 * x_1$	$(\mu_{11})^2 * x_2$	
		x_1	x_2				
1	μ_{11}	x_1	x_2				
	0,8043	19,30	25,60	0,6469	12,4851	16,5606	
	0,5553	25,60	28,90	0,3084	7,8940	8,9115	
	0,5391	28,90	30,00	0,2906	8,3992	8,7189	
	0,9610	30,00	30,90	0,9235	27,7056	28,5368	
	0,6488	30,90	31,70	0,4209	13,0071	13,3438	
	0,4373	31,70	32,10	0,1912	6,0620	6,1385	
		Σ			2,7816	75,5530	82,2102
		$\frac{\sum [(\mu_{11}^2) * x_{ij}]}{\sum (\mu_{11}^2)}$				27,1619	29,5552
2	Derajat Keanggotaan	Data yang dicluster		$(\mu_{21})^2$	$(\mu_{21})^2 * x_1$	$(\mu_{21})^2 * x_2$	
	μ_{21}	x_1	x_2				
	0,1957	19,30	25,60	0,0383	0,7392	0,9804	
	0,4447	25,60	28,90	0,1978	5,0626	5,7152	
	0,4609	28,90	30,00	0,2124	6,1392	6,3729	
	0,0390	30,00	30,90	0,0015	0,0456	0,0470	
	0,3512	30,90	31,70	0,1233	3,8113	3,9099	
	0,5627	31,70	32,10	0,3166	10,0372	10,1639	
		Σ			0,8900	25,8351	27,1893
	$\frac{\sum [(\mu_{21}^2) * x_{ij}]}{\sum (\mu_{21}^2)}$				29,0288	30,5505	

$$V_0 = \begin{pmatrix} 27,1619 & 29,0288 \\ 29,5552 & 30,5505 \end{pmatrix}$$

d. Kemudian dilakukan perbaikan matriks U (matriks partisi) berdasarkan persamaan (2.10) dan (2.11). Berikut penghitungan untuk data ke 1:

$$L1 = ((19,30 - 27,1619) + (25,60 - 29,0288))^{1/2} = 15,6432$$

$$L2 = ((19,30 - 29,5552) + (25,60 - 30,5505))^{1/2} = 24,5083$$

$$LT = L1 + L2 = 15,6432 + 24,5083 = 40,1515$$

$$\mu_1 = L1/LT = 15,6432/40,1515 = 0,6104$$

$$\mu_2 = L2/LT = 24,5083/40,1515 = 0,3896$$

Demikian pula penghitungan untuk data ke 2,3,4,5 dan 6. Detil hasil perhitungan dapat dilihat pada table berikut:

Tabel 4.7 Detil penghitungan derajat keanggotaan baru

$\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{ij}) \right]^{-1/2}$	$\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{ij}) \right]^{1/2}$	$\left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(w-1)} \right]^{-1}$	μ_1	μ_2
L1	L2	LT=L1+L2	L1/LT	L2/LT
15,6432	24,5083	40,1515	0,6104	0,3896
0,4292	2,7244	3,1536	0,8639	0,1361
0,1979	0,3031	0,5010	0,6050	0,3950
1,8086	0,1221	1,9307	0,0632	0,9368
4,6004	1,3212	5,9216	0,2231	0,7769
6,4763	2,4007	8,8770	0,2704	0,7296

Dan hasilnya sebagai berikut:

$$U_1 = \begin{pmatrix} 0,6104 & 0,8639 & 0,6050 & 0,0632 & 0,2231 & 0,2704 \\ 0,3896 & 0,1361 & 0,3950 & 0,9368 & 0,7769 & 0,7296 \end{pmatrix}$$

e. Menghitung fungsi obyektif dengan menggunakan persamaan (2.12).

Berikut contoh penghitungan data ke 1

$$L3 = (\mu_{11})^2 * L1 = (0,6469) * (15,6432) = 10,1196$$

$$L4 = (\mu_{21})^2 * L2 = (0,0383) * (24,5083) = 0,9386$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2, 3, 4,5 dan 6.

Penghitungan nilai P_1 seperti berikut:

$$P_1 = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c L3 + L4 = (10,1196 + 0,938) + (0,1323 + 0,5388) + \dots + (1,2385 + 0,7601)$$

$$P_1 = 17,619747$$

Berikut detail penghitungan seluruh data

Tabel 4.6 Detil Penghitungan Fungsi Obyektif

Kuadrat Derajat Keanggotaan data Ke-i		$\sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2$	$\sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2$	L3+L4
$(\mu_{11})^2$	$(\mu_{21})^2$	L3	L4	
0,6469	0,0383	10,1196	0,9386	11,0582
0,3084	0,1978	0,1323	0,5388	0,6711
0,2906	0,2124	0,0575	0,0644	0,1219
0,9235	0,0015	1,6703	0,0002	1,6705
0,4209	0,1233	1,9365	0,1630	2,0995
0,1912	0,3166	1,2385	0,7601	1,9986
Fungsi Objective = \sum				17,619747

f. Berikutnya dilakukan pengecekan kondisi berhenti. Karena $|P_1 - P_0| = |17,619747 - 0| >> (0,0001)$ dan iterasi = 1 < MaxIter (=100). Maka dilakukan kembali tahapan algoritma pengclusteran data diatas. Apabila syarat telah terpenuhi maka data dapat ditampilkan.

$$U_{14} = \begin{pmatrix} 0,9963 & 0,3193 & 0,0502 & 0,0001 & 0,0172 & 0,0343 \\ 0,0037 & 0,6807 & 0,9498 & 0,9999 & 0,9828 & 0,9657 \end{pmatrix}$$

- g. Dari nilai tersebut didapat kecenderungan masuk cluster data pelatihan sebagai berikut:

Tabel 4.8 Derajat keanggotaan tiap data pada setiap Cluster dengan FCM

Data Ke-	x ₁	x ₂	Derajat Keanggotaan (μ) data pada cluster ke-		Data cenderung masuk ke cluster ke-	
			1	2	1	2
1	19,30	25,60	0,9963	0,0037	*	
2	25,60	28,90	0,3193	0,6807		*
3	28,90	30,00	0,0502	0,9498		*
4	30,00	30,90	0,0001	0,9999		*
5	30,90	31,70	0,0172	0,9828		*
6	31,70	32,10	0,0343	0,9657		*

- h. Penghitungan nilai mean berdasarkan persamaan (2.14) dan deviasi standar berdasarkan persamaan (2.15)

Berikut penghitungan nilai mean (c) :

$$c_{11} = \bar{x} = \frac{x_{11}}{1} = \frac{19,30}{1} = 19,30$$

$$c_{12} = \bar{x} = \frac{x_{12} + x_{13} + x_{14} + x_{15} + x_{16}}{5} = \frac{25,60 + 28,90 + 30,00 + 30,90 + 31,70}{5} = 29,42$$

$$c_{21} = \bar{x} = \frac{x_{21}}{1} = \frac{25,60}{1} = 25,60$$

$$c_{22} = \bar{x} = \frac{x_{22} + x_{23} + x_{24} + x_{25} + x_{26}}{5} = \frac{28,90 + 30,00 + 30,90 + 31,70 + 32,10}{5} = 30,72$$

Berikut penghitungan nilai deviasi standart (a) :

$$a_{11} = \sqrt{\left(\frac{x_{11} - \bar{x}_{c11}}{1}\right)^2} = \sqrt{\left(\frac{19,30 - 19,30}{1}\right)^2} = 0$$

$$a_{12} = \sqrt{\frac{(x_{12} - \bar{x}_{c12})^2 + (x_{13} - \bar{x}_{c12})^2 + (x_{14} - \bar{x}_{c12})^2 + (x_{15} - \bar{x}_{c12})^2 + (x_{16} - \bar{x}_{c12})^2}{5}}$$

$$a_{12} = \sqrt{\frac{(25,6 - 29,42)^2 + (28,9 - 29,42)^2 + (30 - 29,42)^2 + (30,9 - 29,42)^2 + (31,7 - 29,42)^2}{5}}$$

$$a_{12} = 2,125$$

$$a_{21} = \sqrt{\frac{(x_{21} - \bar{x}_{c21})^2}{1}} = \sqrt{\frac{(25,6 - 25,6)^2}{1}} = 0$$

$$a_{22} = \sqrt{\frac{(x_{22} - \bar{x}_{c22})^2 + (x_{23} - \bar{x}_{c22})^2 + (x_{24} - \bar{x}_{c22})^2 + (x_{25} - \bar{x}_{c22})^2 + (x_{26} - \bar{x}_{c22})^2}{5}}$$

$$a_{22} = \sqrt{\frac{(28,9 - 30,72)^2 + (30 - 30,72)^2 + (30,9 - 30,72)^2 + (31,7 - 30,72)^2 + (32,1 - 30,72)^2}{5}}$$

$$a_{22} = 1,16$$

Dapat disimpulkan sebagai berikut:

$$c = \begin{bmatrix} 19,30 & 29,42 \\ 25,60 & 30,72 \end{bmatrix} \quad a = \begin{bmatrix} 0 & 2,125 \\ 0 & 1,16 \end{bmatrix}$$

4. Kemudian kita akan mencari nilai inferensi dengan menggunakan metode

ANFIS

a. Dengan menggunakan persamaan (2.19) untuk setiap neuron pada lapisan pertama akan diperoleh:

$$A_1 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x_1 - 19,30}{0}\right|^2}$$

$$A_2 = \mu(x_1) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x_1 - 25,60}{0}\right|^2}$$

$$B_1 = \mu(x_2) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x_2 - 29,42}{2,125}\right|^2}$$

$$B_2 = \mu(x_2) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x_2 - 30,72}{1,16}\right|^2}$$

- b. Penghitungan output lapisan pertama berupa derajat keanggotaan setiap data menggunakan persamaan (2.17) dan (2.18)

Penghitungan untuk data ke 1

$$\mu(A_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{19,30 - 19,30}{0} \right|^2} = 1$$

$$\mu(B_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - c_{12}}{a_{12}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{25,60 - 29,42}{2,125} \right|^2} = 0,04882$$

$$\mu(A_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_{21}}{a_{21}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{19,30 - 25,60}{0} \right|^2} = 1$$

$$\mu(B_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{25,60 - 30,72}{1,16} \right|^2} = 0,23632$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2,3,4,5 dan 6. Hasil penghitungan terlihat pada tabel berikut.

Tabel 4.9 Output Lapisan Pertama

Data Ke-	Derajat keanggotaan			
	μ_{A1}	μ_{A2}	μ_{B1}	μ_{B2}
1	1,00000	1,00000	0,04882	0,23632
2	1,00000	1,00000	0,28888	0,94350
3	1,00000	1,00000	0,72189	0,93067
4	1,00000	1,00000	0,97649	0,67337
5	1,00000	1,00000	0,58352	0,46486
6	1,00000	1,00000	0,41403	0,38602

- c. Penghitungan output lapisan ke dua menggunakan persamaan (2.20) dan ketiga menggunakan persamaan (2.21) sebagai berikut:

Data penghitungan untuk lapisan ke 2 pada data Ke 1

Lapisan 2

$$W_1 = \mu_{A1} * \mu_{B1} = 1 * (0,04882) = 0,048824$$

$$W_2 = \mu_{A2} * \mu_{B2} = 1 * (0,23632) = 0,23632$$

Lapisan 3

$$\hat{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2} = \frac{0,048824}{0,048824 + 0,236321} = 0,171226$$
$$\hat{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2} = \frac{0,236321}{0,048824 + 0,236321} = 0,828774$$

Langkah penghitungan yang sama juga dilakukan untuk data ke 2,3,4,5, dan 6. Data hasil penghitungan seluruhnya dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 4.10 Output Lapisan Kedua dan Ketiga

Data Ke-	Lapisan Ke - 2		Lapisan Ke - 3	
	w ₁	w ₂	\hat{w}_1	\hat{w}_2
1	0,048824	0,236321	0,171226	0,828774
2	0,288879	0,943502	0,234407	0,765593
3	0,721888	0,930668	0,436831	0,563169
4	0,976488	0,673368	0,591862	0,408138
5	0,583521	0,464856	0,556595	0,443405
6	0,414031	0,386016	0,517508	0,482492

d. Penentuan koefisien parameter berdasarkan persamaan (2.26)

Penghitungan untuk data ke 1:

$$p_1 = \hat{w}_1 x_1 = (0,171226) * (19,30) = 3,3047$$

$$q_1 = \hat{w}_1 x_2 = (0,171226) * (25,60) = 4,3834$$

$$r_1 = \hat{w}_1 = 0,171226$$

$$p_2 = \hat{w}_2 x_1 = (0,828774) * (19,30) = 15,9953$$

$$q_2 = \hat{w}_2 x_2 = (0,828774) * (25,60) = 21,2166$$

$$r_2 = \hat{w}_2 = 0,828774$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk penghitungan koefisien parameter pada data ke 2,3,4,5 dan 6

Tabel 4.11 Koefisien Parameter

Data Ke-	Koefisien Dari-					
	p ₁	q ₁	r ₁	p ₂	q ₂	r ₂
1	3,3047	4,3834	0,1712	15,9953	21,2166	0,8288
2	6,0008	6,7744	0,2344	19,5992	22,1256	0,7656
3	12,6244	13,1049	0,4368	16,2756	16,8951	0,5632
4	17,7559	18,2885	0,5919	12,2441	12,6115	0,4081
5	17,1988	17,6440	0,5566	13,7012	14,0560	0,4434
6	16,4050	16,6120	0,5175	15,2950	15,4880	0,4825

- e. Penghitungan output lapisan ke empat menggunakan persamaan (2.22) dan lapisan ke lima menggunakan persamaan (2.23)

Penghitungan untuk data ke 1 lapisan ke 4:

$$\hat{w}_1 y_1 = (\hat{w}_1 x_1) p_1 + (\hat{w}_1 x_2) q_1 + r_1$$

$$\hat{w}_1 y_1 = ((0,171226) * (19,30)) * (3,3047) + ((0,171226) * (25,60)) * (4,3834) + (0,171226) = 3,919$$

$$\hat{w}_2 y_2 = (\hat{w}_2 x_1) p_2 + (\hat{w}_2 x_2) q_2 + r_2$$

$$\hat{w}_2 y_2 = ((0,828774) * (19,30)) * (15,9953) + ((0,828774) * (25,60)) * (21,2166) + (0,828774) = 24,844$$

Penghitungan lapisan ke 5:

$$y' = \sum \hat{w}_i y_i = \hat{w}_1 y_1 + \hat{w}_2 y_2 = 3,919 + 24,844 = 28,763$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data 2,3,4,5, dan 6 untuk lapisan ke 4 dan ke 5. Tabel berikut merupakan hasil perhitungan seluruh data

Tabel 4.12 Output Lapisan Ke Empat dan Lima

Data Ke-	Lapisan Ke - 4		Lapisan Ke - 5
	\hat{w}_1y_1	\hat{w}_2y_2	$\sum \hat{w}_iy_i$
1	3,919	24,844	28,763
2	6,681	23,260	29,941
3	13,852	17,048	30,901
4	19,267	12,451	31,719
5	18,488	13,627	32,115
6	17,563	14,849	32,411
Hasil Peramalan			28,76

5. Setelah melakukan tahapan inference model ANFIS selanjutnya dilakukan pembelajaran hybrid sebagai berikut:

- a. Penghitungan Pembelajaran arah maju (*forward pass*) dengan metode *Least Squares Estimator (LSE) Recursive*.

Langkah-langkah penghitungan terlihat sebagai berikut:

- 1) Penentuan matriks A berdasarkan koefisien parameter persamaan (2.26)

$$A = \begin{pmatrix} 3,3047 & 4,3834 & 0,1712 & 15,9953 & 21,2166 & 0,8288 \\ 6,0008 & 6,7744 & 0,2344 & 19,5992 & 22,1256 & 0,7656 \\ 12,6244 & 13,1049 & 0,4368 & 16,2756 & 16,8951 & 0,5632 \\ 17,7559 & 18,2885 & 0,5919 & 12,2441 & 12,6115 & 0,4081 \\ 17,1988 & 17,6440 & 0,5566 & 13,7012 & 14,0560 & 0,4434 \\ 16,4050 & 16,6120 & 0,5175 & 15,2950 & 15,4880 & 0,4825 \end{pmatrix}$$

2) Penentuan nilai y yang didasarkan pada output target ($Y(t)$)

$$y = \begin{pmatrix} 28,90 \\ 30,00 \\ 30,90 \\ 31,70 \\ 32,10 \\ 32,40 \end{pmatrix}$$

3) Maka didapat nilai $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ menggunakan persamaan (2.28) yakni $\theta = A^{-1}y$

$$\theta = \begin{pmatrix} 1,11 \\ -0,43 \\ 12,27 \\ -0,20 \\ 0,51 \\ 20,84 \end{pmatrix}$$

adalah $p_1 = 1,11$; $q_1 = -0,43$; $r_1 = 12,27$; $p_2 = -0,20$; $q_2 = 0,51$; dan $r_2 = 20,84$.

b. Pembelajaran arah mundur (*backward pass*)

1). Propagasi *error* pada lapisan ke 5 berdasarkan persamaan 2.34 ($\epsilon_{13} = -0,274$) dan *Error* pada lapisan ke 4 menggunakan persamaan 2.35 dan 2.36 ($\epsilon_{11} = -0,274$ dan $\epsilon_{12} = -0,274$)

Penghitungan untuk data ke 1:

Error lapisan ke 5

$$\epsilon_{13} = -2(y(t) - y') = -2(28,90 - 28,763) = -0,274$$

Error lapisan ke 4

$$\epsilon_{11} = \epsilon_{13}(1) = -0,274$$

$$\epsilon_{12} = \epsilon_{13}(1) = -0,274$$

langkah yang sama juga dilakukan untuk data 2,3,4,5,dan 6. Data hasil penghitungan seluruh data dapat terlihat pada tabel berikut:

Tabel 4.13 Error Pada lapisan Ke 5 dan Ke 4

Data Ke-	Target Output	Output Jaringan	Error Lapisan Ke 5 dan Ke 4		
			ϵ_{13}	ϵ_{11}	ϵ_{12}
1	28,90	28,763	-0,274	-0,274	-0,274
2	30,00	29,941	-0,119	-0,119	-0,119
3	30,90	30,901	0,001	0,001	0,001
4	31,70	31,719	0,037	0,037	0,037
5	32,10	32,115	0,030	0,030	0,030
6	32,40	32,411	0,023	0,023	0,023
Min Error			-0,274	-0,274	-0,274

2). Propagasi *error* pada lapisan ke 3 menggunakan persamaan (2.37) dan (2.38) adalah ($\epsilon_9 = -5,281$ dan $\epsilon_{10} = -6,810$).

Berikut penghitungan untuk data ke 1:

$$\epsilon_9 = \epsilon_{11}f_1 = (-0,274) * (3,919) = -1,074$$

$$\epsilon_{10} = \epsilon_{12}f_2 = (-0,274) * (24,844) = -6,810$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2,3,4,5, dan 6.

Tabel 4.14 Error Pada Lapisan Ke 3

Data Ke-	y_1	y_2	Error Lapisan Ke 3	
			ϵ_9	ϵ_{10}
1	3,919	24,844	-1,074	-6,810
2	6,681	23,260	-1,831	-6,375
3	13,852	17,048	-3,797	-4,673
4	19,267	12,451	-5,281	-3,413
5	18,488	13,627	-5,067	-3,735
6	17,563	14,849	-4,814	-4,070
Min Error			-5,281	-6,810

- 3). Propagasi *error* pada lapisan ke 2 menggunakan persamaan (2.39) dan (2.40). ($\varepsilon_7 = 0,378$ dan $\varepsilon_8 = -0,989$)

Penghitungan *error* lapisan ke 2 untuk data ke 1

$$\varepsilon_7 = \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10}) = \frac{0,236321}{(0,048824 + 0,236321)^2} ((-1,074) - (-6,810)) = 4,443$$

$$\varepsilon_8 = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9) = \frac{0,048824}{(0,048824 + 0,236321)^2} ((-6,810) - (-1,074)) = -0,918$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2,3,4,5, dan 6. Tabel berikut menampilkan hasil penghitungan:

Tabel 4.15 Error Lapisan Ke 2

Data Ke-	ε_7	ε_8
1	4,443	-0,918
2	0,950	-0,291
3	0,521	-0,404
4	0,378	-0,548
5	0,647	-0,812
6	0,922	-0,989
Min Error	0,378	-0,989

- 4). Propagasi *error* pada lapisan ke 1 menggunakan persamaan (2.41), (2.42), (2.43) dan (2.44). ($\varepsilon_3 = 0,02$; $\varepsilon_4 = -0,93$; $\varepsilon_5 = 0,38$; dan $\varepsilon_6 = -0,99$). Penghitungan untuk data ke 1, sebagai berikut:

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \mu_{B1}(x_2) = (4,443) * (0,04882) = 0,02$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \mu_{B2}(x_2) = (-0,918) * (0,23632) = -0,23$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_7 \mu_{A1}(x_1) = (4,443) * (1) = 4,443$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \mu_{A2}(x_1) = (-0,918) * (1) = -0,918$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2,3,4,5 dan 6. Detail hasil penghitungan seluruhnya terlihat pada tabel berikut:

Tabel 4.16 *Error Lapisan Ke 1*

Data Ke-	ε_3	ε_4	ε_5	ε_6
1	0,02	-0,23	0,38	-0,99
2	0,11	-0,93	0,38	-0,99
3	0,27	-0,92	0,38	-0,99
4	0,37	-0,67	0,38	-0,99
5	0,22	-0,46	0,38	-0,99
6	0,16	-0,38	0,38	-0,99
Min Error	0,02	-0,93	0,38	-0,99

5). Perubahan parameter a dan c (Δa dan Δc) berdasarkan persamaan (2.53)

- persamaan (2.54). Berikut penghitungan data untuk data ke 1, langkah yang sama juga dilakukan untuk data 2,3,4,5 dan 6: detail hasil perhitungan terlihat pada tabel 4.17

$$\Delta a_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a^{3_{11}} \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} = (0,02) \frac{2(19,30 - 19,30)^2}{0^3 \left(1 + \left(\frac{19,30 - 19,30}{0}\right)^2\right)^2} = 0$$

$$\Delta a_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})^2}{a^{3_{12}} \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} = (-0,23) \frac{2(19,30 - 29,42)^2}{(2,125)^3 \left(1 + \left(\frac{19,30 - 29,42}{2,125}\right)^2\right)^2} = -0,21$$

$$\Delta a_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})^2}{a^{3_{21}} \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} = (0,38) \frac{2(25,6 - 25,6)^2}{0^3 \left(1 + \left(\frac{25,6 - 25,6}{0}\right)^2\right)^2} = 0$$

$$\Delta a_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})^2}{a^{3_{22}} \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} = (-0,99) \frac{2(25,6 - 30,72)^2}{(1,16)^3 \left(1 + \left(\frac{25,6 - 30,72}{1,16}\right)^2\right)^2} = -0,08$$

$$\Delta c_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})}{a^{3_{11}} \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} = (0,02) \frac{2(19,30 - 19,30)}{0^3 \left(1 + \left(\frac{19,30 - 19,30}{0}\right)^2\right)^2} = 0$$

$$\Delta c_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})}{a^{3_{12}} \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} = (-0,23) \frac{2(19,30 - 29,42)}{(2,125)^3 \left(1 + \left(\frac{19,30 - 29,42}{2,125}\right)^2\right)^2} = 0,02$$

$$\Delta c_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})}{a^{3_{21}} \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} = (0,38) \frac{2(25,6 - 25,6)}{0^3 \left(1 + \left(\frac{25,6 - 25,6}{0}\right)^2\right)^2} = 0$$

$$\Delta c_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})}{a^{3_{22}} \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} = (-0,99) \frac{2(25,6 - 30,72)}{(1,16)^3 \left(1 + \left(\frac{25,6 - 30,72}{1,16}\right)^2\right)^2} = 0,06$$

Tabel 4.17 *Error* untuk setiap parameter

Data Ke-	ϵa_{11}	ϵa_{12}	ϵa_{21}	ϵa_{22}	ϵc_{11}	ϵc_{12}	ϵc_{21}	ϵc_{22}
1	0	-0,21	0	-0,08	0	0,02	0	0,06
2	0	-2,84	0	-0,35	0	3,90	0	25,52
3	0	0,00	0	-0,34	0	0,66	0	51,12
4	0	0,00	0	-0,04	0	-0,09	0	-0,15
5	0	-0,01	0	-0,41	0	-0,07	0	-0,12
6	0	-0,01	0	-0,41	0	-0,05	0	-0,09
	0	-2,84	0	-0,41	0	-0,09	0	-0,15

Maka didapat hasil $\Delta a_{11} = 0$; $\Delta a_{12} = -2,84$; $\Delta a_{21} = 0$; dan $\Delta a_{22} = -0,41$;

serta $\Delta c_{11} = 0$; $\Delta c_{12} = -0,09$; $\Delta c_{21} = 0$; dan $\Delta c_{22} = -0,15$

- 6) Nilai parameter a dan c yang baru berdasarkan persamaan 2.55 – persamaan 2.56: $a_{11} = 0$; $a_{12} = -0,715$; $a_{21} = 0$ $a_{22} = 0,75$; serta $c_{11} = 19,30$; $c_{12} = 29,33$; $c_{21} = 25,60$; $c_{22} = 30,57$. Langkah penghitungan sebagai berikut:

$$a_{11} = a_{11}(\text{jama}) + \Delta a_{11} = 0 + 0 = 0$$

$$a_{12} = a_{12}(\text{jama}) + \Delta a_{12} = (2,125) + (-2,84) = -0,715$$

$$a_{21} = a_{21}(\text{jama}) + \Delta a_{21} = 0 + 0 = 0$$

$$a_{22} = a_{22}(\text{jama}) + \Delta a_{22} = (1,16) + (-0,41) = 0,75$$

$$c_{11} = c_{11}(\text{jama}) + \Delta c_{11} = 19,30 + 0 = 19,30$$

$$c_{12} = c_{12}(\text{jama}) + \Delta c_{12} = 29,42 + (-0,09) = 29,33$$

$$c_{21} = c_{21}(\text{jama}) + \Delta c_{21} = 25,60 + 0 = 25,60$$

$$c_{22} = c_{22}(\text{jama}) + \Delta c_{22} = 30,72 + (-0,15) = 30,57$$

6. Setelah mendapat hasil peramalan data tersebut kemudian dilakukan penghitungan *error*, dengan menggunakan persamaan 2.1

$$e = | X_t - F | = | 25,6 - 28,76 | = 3,16$$

7. Dan perhitungan % *error* menggunakan persamaan 2.2.

$$E\% = \frac{e}{X_t} \times 100\% = \frac{3,16}{25,6} \times 100 = 12,3\%$$

Demikian juga untuk perhitungan peramalan pada jam 02.00 hingga 24.00.

Langkah-langkahnya sama dengan perhitungan di atas, Perbedaannya hanya pada data beban listrik yang dimiliki oleh masing-masing periode sesuai dengan data yang diinputkan. Untuk contoh perhitungan lebih lengkap terdapat dilampiran C.

Berdasarkan pengolahan data diatas dari pukul 00.00 – 24.00, dapat dilihat nilai peramalan beban listrik pada tanggal 21 Maret 2008 dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Dan untuk menghitung nilai rata-rata persen *error* (MAPE) menggunakan persamaan (2,3), dengan rumus

$$\text{Rata \% } E = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{e_t}{D_t} \right| \times 100\%}{N} = \frac{12,33 + 10,78 + \dots + 1,08}{24} = 4,68 \%$$

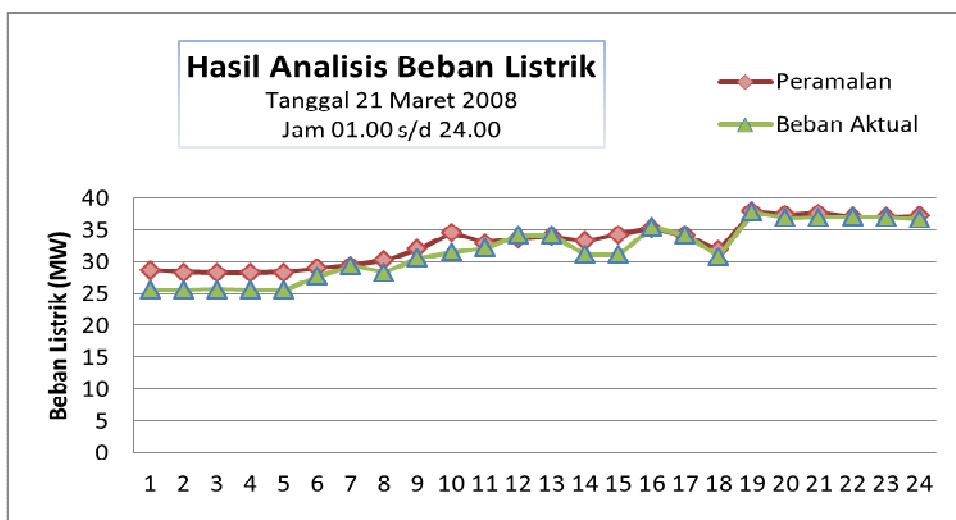
Hasil peramalan secara keseluruhan dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.18 Hasil peramalan Dengan metode ANFIS

Jam	Beban Aktual (MW)	Peramalan (MW)	<i>Error</i> (%)	MAPE (%)
01.00	25.60	28,76	12,33	
02.00	25.60	28,36	10,78	
03.00	25.70	28,29	10,08	
04.00	25.60	28,26	10,40	
05.00	25.60	28,39	10,90	
06.00	27.70	29,05	4,86	
07.00	29.30	29,47	0,58	
08.00	28.40	30,29	6,65	
09.00	30.70	32,06	4,44	
10.00	31.50	34,53	9,62	

Jam	Beban Aktual (MW)	Peramalan (MW)	Error (%)	MAPE (%)
11.00	32.20	33,06	2,66	
12.00	34.20	33,65	1,60	
13.00	34.20	33,97	0,64	
14.00	31.10	33,40	7,41	
15.00	31.10	34,31	10,28	
16.00	35.40	35,24	0,45	
17.00	34.20	34,25	0,15	
18.00	30.90	31,93	3,33	
19.00	37.80	38,00	0,53	
20.00	36.90	37,46	1,52	
21.00	37.00	37,73	1,97	
22.00	37.10	37,11	0,03	
23.00	37.00	37,08	0,21	
24.00	36.80	37,20	1,08	
		24	112,5	4,68

Data tersebut kemudian ditampilkan dalam bentuk grafik seperti berikut:



Gambar 4.3 Grafik Perbandingan Beban Aktual dan Hasil Peramalan Listrik

Berdasarkan hasil tersebut maka dapat kita artikan bahwa tingkat kesalahan penggunaan metode peramalan beban listrik pada tanggal 21 Maret 2008 ini sebesar 4,68 %.

4.1.5 Analisis Data Sistem

Pada tahapan analisis data sistem kali ini dibagi menjadi tiga tahapan sistem, diantaranya adalah sebagai berikut:

4.1.5.1 Analisis Masukkan (Input)

Suatu sistem baru dapat dijalankan bila data-data masukan (*input*) diberikan. Komponen *input* pada sistem yang akan dibuat adalah data aktual beban listrik selama 7 minggu sebelumnya untuk waktu operasi yang sama.

4.1.5.2 Analisis Proses

Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses penyelesaian masalah adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data aktual beban listrik 7 minggu sebelumnya pada hari dan waktu operasi yang sama.
2. Tentukan tanggal yang akan diramal.
3. Data yang didapat kemudian dinormalisasi dan dibagi menjadi dua jumlah input dan satu output.
4. Data tersebut kemudian dikelompokkan dengan menggunakan algoritma FCM.
5. Lakukan penghitungan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan sistem inferensi model Takagi Sugeno Kang (TSK).

6. Kemudian cari nilai *Error* dengan:

$$Error = \text{data aktual} - \text{data peramalan}$$

7. Selanjutnya, cari persentase *Error* dengan:

$$E\% = \frac{e}{D_t} \times 100\%$$

8. Setelah nilai *Error* didapat, mencari MAPE menggunakan rumus:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{D_t} \right| \times 100\%}{n}$$

4.1.5.3 Analisis Output

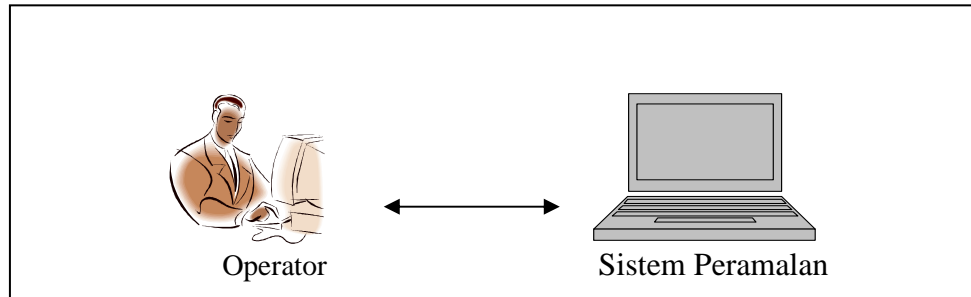
Hasil *output* berupa peramalan pemakaian beban listrik dalam jangka pendek dan persentase *error* dalam sehari (24 jam), dan ditampilkan dalam bentuk grafik dan tabel agar lebih jelas serta mudah dimengerti.

4.1.6 Deskripsi Umum Perangkat Lunak

Deskripsi umum perangkat lunak dibuat sebagai suatu gambaran tentang rancangan sistem yang akan dibuat. Data-data yang terdapat dalam sistem ini dapat diakses oleh Operator yang ada di PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru

4.1.6.1 Deskripsi Umum Sistem

Hubungan antar operator PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru dengan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fussy Inference System* (ANFIS), dapat terlihat dari gambar berikut ini:



Gambar 4.4 Hubungan Operator dengan Sistem Peramalan Beban Listrik

4.1.6.2 Karakteristik Pengguna

Dalam sistem ini, pengguna sistem adalah seorang Operator. Hak akses dari seorang operator adalah sebagai berikut:

Tabel 4.19 Tipe Pengguna

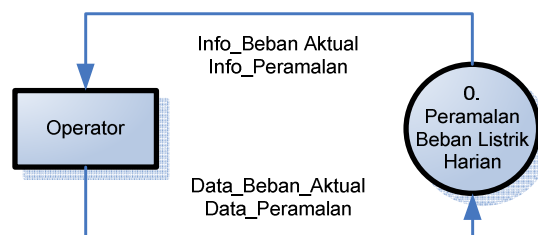
Kategori pengguna	Hak akses ke Sistem Peramalan Beban Listrik	Keterangan
Operator PT.PLN (Persero) Sektor Pembangkit Pekanbaru	<ol style="list-style-type: none"> 1. Data Beban Listrik Aktual 2. Peramalan ANFIS 3. Langkah Analisis 4. Melihat Laporan Hasil Peramalan 	Dalam sistem ini Operator dapat Melihat dan mengubah data beban listrik. Melakukan peramalan beban listrik. Melihat langkah-langkah peramalan per jam. Melihat laporan peramalan beban listrik yang berupa grafik dan tabel.

4.1.7 Deskripsi Fungsional

Deskripsi fungsional digunakan untuk menggambarkan secara umum sistem yang akan dirancang. Secara garis besar fungsi utama dari perangkat lunak yang akan dikembangkan dapat dilihat di diagram konteks (*Context Diagram*) dan diagram aliran data (*Data Flow Diagram*) yang akan diberikan. Seperti berikut ini:

4.1.7.1 *Context Diagram*

Contexts Diagram digunakan untuk menggambarkan proses kerja sistem secara umum. *Contexts Diagram* adalah *Data Flow Diagram* (DFD) yang menggambarkan garis besar operasional sistem.



Gambar 4.5 *Context Diagram*

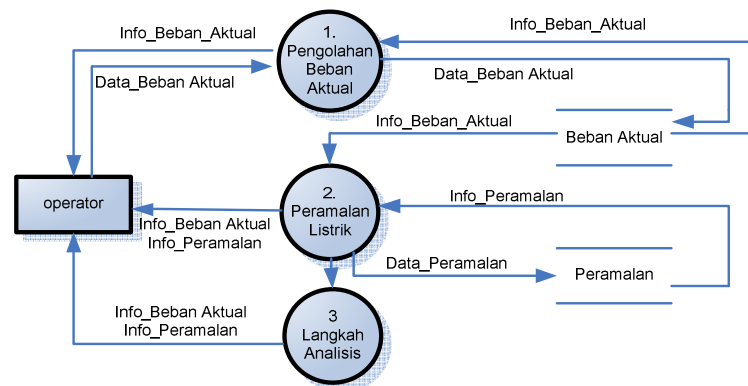
Operator adalah entitas luar yang berinteraksi dengan sistem yang berperan untuk:

1. Melihat, dan mengubah data beban listrik.
2. Melakukan peramalan beban listrik
3. Melihat langkah-langkah peramalan yang dilakukan per jam
4. Melihat laporan peramalan beban listrik yang berupa grafik dan tabel.

4.1.7.2 Data Flow Diagram (DFD)

DFD digunakan untuk menggambarkan suatu sistem yang telah ada atau sistem baru yang akan dikembangkan secara logika tanpa mempertimbangkan lingkungan fisik dimana data tersebut mengalir atau lingkungan fisik dimana data tersebut disimpan. Berikut adalah DFD untuk Peramalan beban listrik harian:

4.1.7.2.1 Data Flow Diagram level 1 (Peramalan Beban Listrik Harian)



Gambar 4.6 DFD Level 1 Peramalan Beban Harian

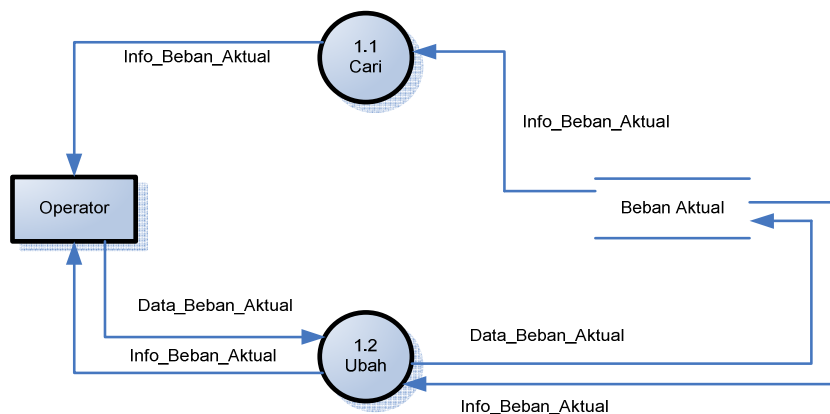
Tabel 4.20 DFD Level 1 Peramalan Beban Harian

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Pengolahan Beban aktual	Proses pengelolaan terhadap data aktual beban listrik seperti; pencarian dan update data beban aktual.
2.	Peramalan Listrik	Proses peramalan beban listrik dan pencetakan laporan beban listrik yang telah diramal.
3.	Langkah Analisis	Menampilkan langkah-langkah yang dilakukan dalam peramalan listrik per jam

Tabel 4.21 Keterangan Aliran Data DFD Level 1
(Sistem Peramalan Beban Listrik)

Nama Aliran Data	Deskripsi
Data_Beban_Aktual	Menampilkan data aktual beban listrik
Data_Peramalan	Menampilkan data aktual beban listrik untuk peramalan
Info_Beban_Listrik_Aktual	Menampilkan informasi data aktual beban listrik
Info_Peramalan	Menampilkan informasi hasil peramalan beban listrik

4.1.7.2.2 DFD level 2 Pada Pengolahan Beban Aktual



Gambar 4.7 DFD Level 2 Pengolahan Beban Aktual

Tabel 2.22 DFD Level 2 Pengolahan Beban Aktual

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Cari	Proses mencari data aktual beban listrik pada sistem berdasarkan tanggal
2.	Ubah	Proses untuk menambah, atau mengedit data aktual beban listrik kedalam sistem

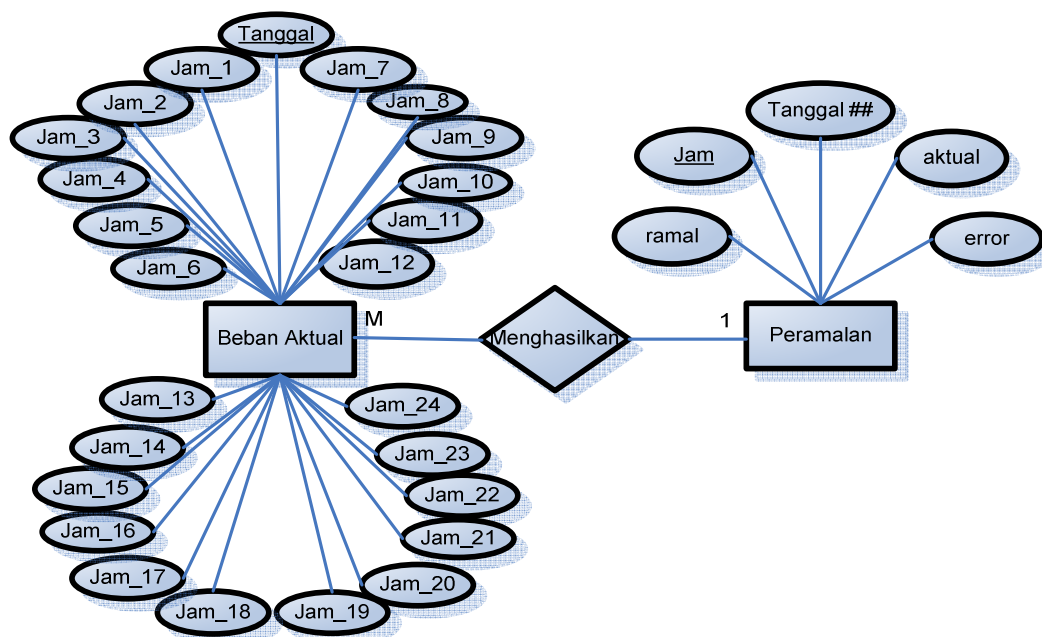
Tabel 4.23 Keterangan Aliran Data DFD Level 2 (Pengolahan Beban Aktual)

Nama Aliran Data	Deskripsi
Data_Beban_Listrik_Aktual	Menampilkan data aktual beban listrik
Info_Beban_Listrik_Aktual	Menampilkan informasi data aktual beban listrik

4.2.1.2 Entity Relationship Diagram (ERD)

Entity Relationship Diagram (ER-Diagram) adalah suatu diagram yang dapat menjelaskan hubungan antar data dalam basis data berdasarkan suatu persepsi bahwa fakta dunia nyata (real world) terdiri dari objek-objek dasar tersebut yang dilukiskan dengan menggunakan simbol-simbol grafis tertentu.

Berikut adalah gambar ER-Diagram dari Sistem Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS):



Gambar 4.8 ER- Diagram

Tabel 4.24 Keterangan entitas pada ER-Diagram

Nama	Deskripsi	Atribut	Primary key
Beban Aktual	Menyimpan data beban listrik aktual	<ul style="list-style-type: none"> - Tanggal - Jam_1 - Jam_2 - Jam_3 - Jam_4 - Jam_5 - Jam_6 - Jam_7 - Jam_8 - Jam_9 - Jam_10 - Jam_11 - Jam_12 - Jam_13 - Jam_14 - Jam_15 - Jam_16 - Jam_17 - Jam_18 - Jam_19 - Jam_20 - Jam_21 - Jam_22 - Jam_23 - Jam_24 	Tanggal

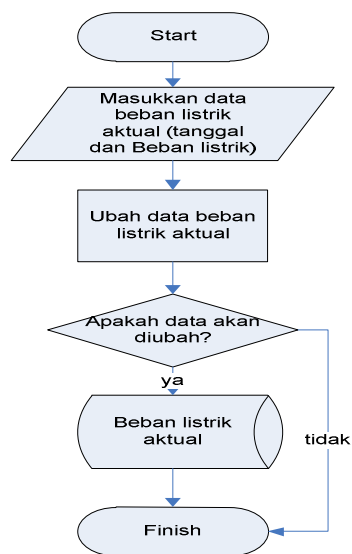
Nama	Deskripsi	Atribut	Primary key
Peramalan	Menyimpan data hasil peramalan beban listrik	- Jam - Tanggal - Aktual - ramal - Error	Jam

4.1.7.4 Bagan Aliran Sistem (*Flowchart* Sistem)

Adapun *flowchart* dari sistem yang dibuat adalah:

a. *Flowchart* Pengolahan Beban Listrik

Berikut ini adalah *Flowchart* Pengolahan Beban Listrik:



Gambar 4.9 *Flowchart* Pengolahan Beban Listrik

b. *Flowchart* Peramalan Listrik

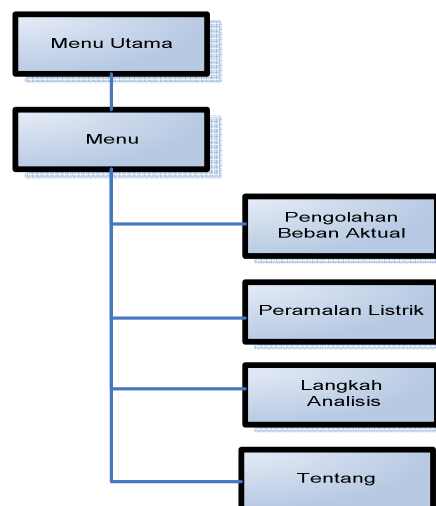
Flowchart peramalan beban listrik dapat dilihat pada Gambar 4.2.

4.2 Perancangan

Perancangan sistem adalah strategi untuk memecahkan masalah dan mengembangkan solusi yang terbaik untuk sistem peramalan beban listrik.

4.2.1 Perancangan Menu

Dalam pemakaian sistem peramalan beban listrik ini diperlukan susunan daftar pilihan/menu sehingga pengguna yang belum terbiasa dengan sistem juga dapat menggunakan sistem ini. Melalui sistem dialog menu ini sistem peramalan beban listrik diimplementasikan sehingga pengguna dapat berkomunikasi dengan sistem peramalan beban listrik yang dirancang. Pengguna akan dihadapkan pada berbagai alternatif menu yang ada. Dalam menentukan pilihannya, pengguna dapat menggunakan tombol tertentu dan setiap pilihan akan menghasilkan respon/jawaban tertentu. Sistem yang akan dibangun memiliki menu dan sub-sub menu yang digambarkan pada bagan di bawah ini:



Gambar 4.10 Sub Sistem Dialog

4.2.2 Perancangan Basis Data

Tahapan perancangan basis data digunakan untuk membuat detail data yang akan dipersiapkan pada tahap implementasi selanjutnya. Dalam tahapan perancangan Basis Data kali ini digunakan *Conceptual Data Model* sebagai berikut:

4.2.2.1 *Conceptual Data Model*

Conceptual data model digunakan untuk mengetahui tipe-tipe data yang digunakan dalam database Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Berikut tampilan untuk *Conceptual* data model sistem ini:

Tabel 4.25 *Conceptual Data Model* Tabel Beban Aktual

Tabel data	Type_data	Null/Not_Null
Tanggal	Date/Time	Not_Null
Jam_1	Double	Null
Jam_2	Double	Null
Jam_3	Double	Null
Jam_4	Double	Null
Jam_5	Double	Null
Jam_6	Double	Null
Jam_7	Double	Null
Jam_8	Double	Null
Jam_9	Double	Null
Jam_10	Double	Null
Jam_11	Double	Null
Jam_12	Double	Null
Jam_13	Double	Null
Jam_14	Double	Null

Tabel data	Type_data	Null/Not_Null
Jam_15	Double	Null
Jam_16	Double	Null
Jam_17	Double	Null
Jam_18	Double	Null
Jam_19	Double	Null
Jam_20	Double	Null
Jam_21	Double	Null
Jam_22	Double	Null
Jam_23	Double	Null
Jam_24	Double	Null

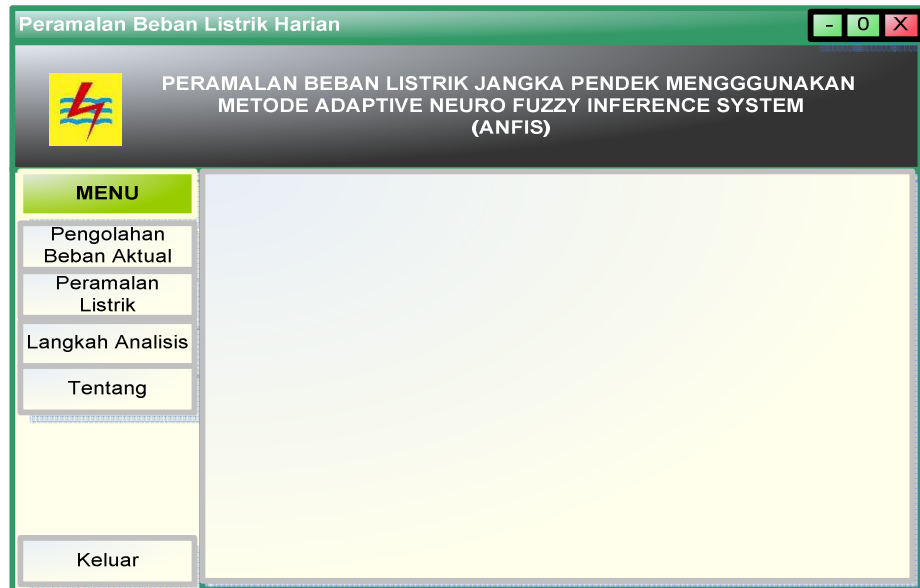
Tabel 4.26 *Conceptual* Data Model Tabel Peramalan

Tabel data	Type_data	Null/Not_Null
Jam	Integer	Not_Null
Tanggal	Date/Time	Not_Null
Aktual	Double	Null
Ramal	Double	Null
Error	Double	Null

4.2.3 Perancangan Antar Muka (*Interface*)

Interface sistem merupakan suatu sarana pengembangan sistem yang ditujukan untuk mempermudah pemakai berkomunikasi dengan sistem yang ada dan konsisten data juga ditunjukkan dalam *interface* tersebut. Penekanan *interface* meliputi tampilan yang baik, mudah dipahami dan tombol-tombol yang familiar.

4.2.3.1 Menu Utama



Gambar 4.11 Perancangan Menu Utama

Tabel 4.27 Spesifikasi *Function Key* / Objek Tampilan Menu Utama

Nama Objek	Jenis	Keterangan
Menu	MenuBar	
Pengolahan Beban Aktual	MenuBar	Form untuk pengolahan data aktual (ubah, pencarian)
Peramalan Listrik	MenuBar	Form untuk menghitung peramalan beban listrik dan menampilkan hasil peramalan
Langkah Analisis	MenuBar	Form untuk menampilkan langkah-langkah yang dilakukan dalam peramalan listrik dalam waktu perjam
Tentang	MenuBar	Form untuk menampilkan Keterangan Sistem Peramalan Listrik

BAB V

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

5.1 Implementasi

Implementasi merupakan tahap pembuatan aplikasi dari perancangan sistem yang telah didesain. Maka, akan diketahui apakah sistem yang dibuat benar-benar dapat menghasilkan tujuan yang diharapkan. Pada tahap ini difokuskan kepada bahasa pemrograman yang sesuai sehingga akan diperoleh hasil yang diinginkan.

5.1.1 Lingkungan Implementasi

Lingkungan Implementasi sistem ada 2 yaitu: lingkungan perangkat keras dan lingkungan perangkat lunak.

1. Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan mempunyai spesifikasi sebagai berikut:

- a. *Processor* Pentium IV
- b. *Memory* 256 MB
- c. *Hard disk* berkapasitas 40 GB
- d. Monitor, Mouse dan Keyboard

2. Perangkat Lunak

Perangkat lunak dalam implementasi ini menggunakan:

- a. Sistem Operasi Windows XP.
- b. *Microsoft Visual Basic 6.0 Enterprise Edition* dengan menggunakan *Database Microsoft Access*.
- c. *Crystal Report 10*.

5.1.2 Alasan Pemilihan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan yaitu *Microsoft Visual Basic 6.0 Enterprise Edition* dengan *Database Microsoft Access*. Alasan penulis memilih perangkat lunak ini ialah :

1. Windows XP adalah sistem operasi yang digunakan dalam mengimplementasikan perangkat lunak yang dibangun.
2. *Microsoft Visual Basic 6.0* hampir dapat memanfaatkan seluruh kemudahan dan kecanggihan yang dimiliki oleh sistem operasi *Windows*. Apalagi dengan adanya *Object Oriented Programming (OOP)*, dimana objek-objek yang disediakan mudah digunakan sehingga dapat dibuat aplikasi yang sesuai dengan tampilan dan cara kerja *Windows*.
3. Penggunaan *Microsoft Access* sangat mendukung terhadap penggunaan *Microsoft Visual Basic 6.0*. Karena programmer hanya tinggal mengaitkan data ke dalam form dengan fasilitas-fasilitas yang sudah tersedia seperti *data control*.

5.1.3 Implementasi Sistem Peramalan Beban listrik

1. Menu Utama



Gambar 5.1 Menu Utama

Ada beberapa sub menu yang terdapat pada menu utama, diantaranya adalah:

a. Sub menu pengolahan beban aktual

Melihat dan melakukan proses ubah seperti menambah, atau meng-edit data beban listrik.

b. Sub menu peramalan listrik

Melakukan peramalan dan menampilkan data-data beban listrik serta tanggal yang akan digunakan dalam peramalan listrik kemudian melihat hasil peramalan dalam bentuk grafik dan tabel.

c. Sub menu langkah analisis

Menampilkan langkah-langkah peramalan listrik dalam waktu per jam

d. Keterangan

Menampilkan keterangan sistem peramalan beban listrik yang dibuat

Implementasi secara rinci dapat dilihat pada lampiran B.

5.2 Pengujian

Setelah tahap implementasi dilakukan maka dilanjutkan dengan pengujian dari implementasi yang telah dibuat. Tahap pengujian diperlukan agar dapat diketahui hasil dari program implementasi sistem. Pemrograman merupakan kegiatan penulisan kode program yang akan dieksekusi oleh komputer berdasarkan hasil dari analisis dan perancangan sistem.

5.2.1 Lingkungan Pengujian Sistem

Pengujian sistem ini dilakukan pada lingkungan perangkat lunak dan perangkat keras sesuai dengan lingkungan implementasi. pengujian terhadap perangkat lunak menggunakan metode pengujian *black-box*. Pengujian *black-box* berfokus pada persyaratan fungsional perangkat lunak.

5.2.2 Rencana Pengujian

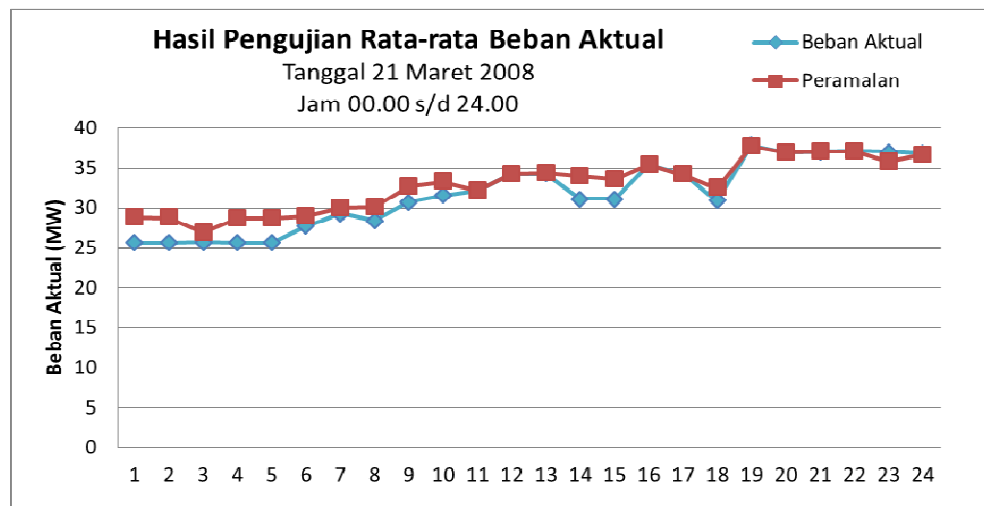
Pengujian sistem ini terbagi dalam dua kategori diantaranya adalah pengujian sistem peramalan beban listrik dan pengujian *error* peramalan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Pengujian *error* dilakukan dengan menggunakan data aktual dari pemakaian beban listrik pada PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru. Peramalan yang dilakukan sebanyak dua kali yakni:

- a. Pengujian ditujukan untuk tanggal 21 Maret 2008 yang dilakukan sebanyak 10 kali pengujian pada jam yang sama. *Error* diperoleh dengan menghitung rata-rata *error* yang diberikan pada setiap kali pengujian. Detail pengujian ini dapat dilihat pada lampiran D
- b. Pengujian berikutnya dilakukan sebanyak 1 kali dengan menggunakan 7 tanggal yang berbeda yakni mulai tanggal 21 April 2008 s/d 27 April 2008. *Error* diperoleh dengan menghitung rata-rata *error* yang diberikan pada setiap jam yang diuji. Detail pengujian ini dapat dilihat pada lampiran E

5.2.3 Hasil Pengujian

Dari pengujian sistem peramalan beban listrik yang telah dilakukan pada tanggal 21 Maret 2008, menghasilkan rata-rata *error* sebesar 4,55%. Berikut ini adalah hasil dari pengujian sistem peramalan beban listrik untuk tanggal 21 Maret 2008.



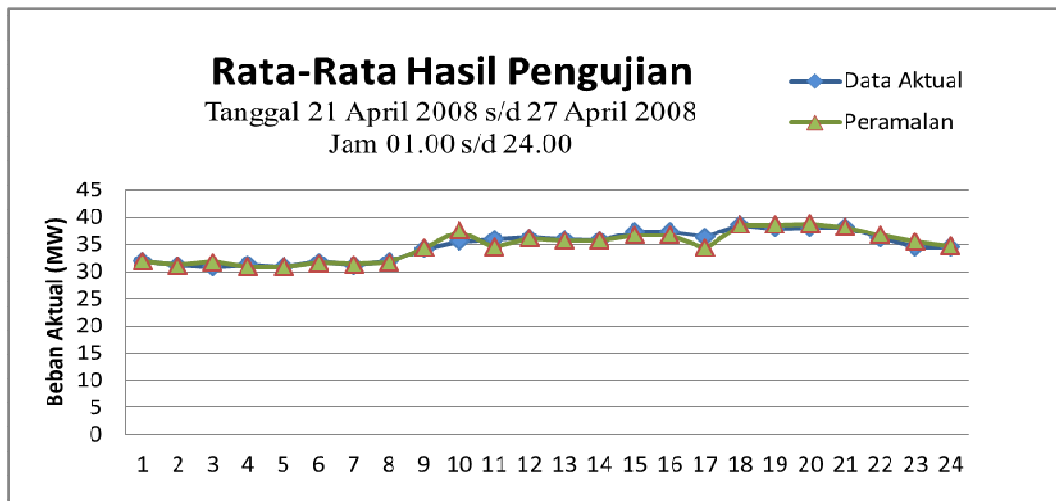
Gambar 5.2 Grafik Hasil Pengujian

Tabel 5.1 Hasil Pengujian Tanggal 21 Maret 2008

Jam	Beban	Peramalan	Error	MAPE
	Aktual (MW)			
01.00	25.6	28.89	12.90	
02.00	25.6	28.80	12.50	
03.00	25.7	26.99	5.34	
04.00	25.6	28.79	12.48	
05.00	25.6	28.79	12.51	
06.00	27.7	29.03	4.80	
07.00	29.3	30.03	2.46	
08.00	28.4	30.17	6.20	
09.00	30.7	32.68	6.50	
10.00	31.5	33.29	5.70	
11.00	32.2	32.21	0.10	
12.00	34.2	34.25	0.28	
13.00	34.2	34.38	0.72	
14.00	31.1	34.00	9.34	
15.00	31.1	33.60	8.06	
16.00	35.4	35.42	0.10	
17.00	34.2	34.19	0.10	
18.00	30.9	32,54	5,35	
19.00	37.8	37.71	0.00	
20.00	36.9	36.89	0.00	
21.00	37	37.03	0.06	
22.00	37.1	37.09	0.00	
23.00	37	35.74	3.36	
24.00	36.8	36.75	0.40	
		24	109.26	4.55

Sedangkan untuk pengujian yang dilakukan pada tanggal 21 April 2008 s/d 27 April 2008 didapat rata-rata error (MAPE) sebesar 1,68%.

Berikut grafik dan tabel hasil:



Gambar 5.3 Grafik Hasil Pengujian 7 Hari

Tabel 5.2 Rata-Rata Hasil Pengujian
 Tanggal 21 April 2008 s/d 27 April 2008

Jam	Beban Aktual	Peramalan	Error	MAPE
	(MW)	(MW)	(%)	(%)
1	31.8	31.82	0.21	
2	31.16	31.09	0.65	
3	30.87	31.70	2.67	
4	31.2	30.76	1.36	
5	30.80	30.81	0.18	
6	31.72	31.50	0.91	
7	31.11	31.32	0.78	
8	31.82	31.66	2.58	
9	34.05	34.33	0.85	
10	35.57	37.49	5.48	

Jam	Beban Aktual	Peramalan	Error	MAPE
	(MW)	(MW)	(%)	(%)
11	35.97	34.54	4.29	
12	36.22	36.20	0.42	
13	35.90	35,78	0.58	
14	35.65	35.67	0.17	
15	37.30	36.83	1.34	
16	37.30	36.83	1.34	
17	36.41	34.34	6.11	
18	38.54	38.52	0.14	
19	38.01	38.56	1.95	
20	38.04	38.81	2.51	
21	38.20	38.23	0.14	
22	36.20	36.67	1.84	
23	34.47	35.45	3.24	
24	34.55	34.74	0.75	
		24	40.49	1.68

5.2.4 Kesimpulan Pengujian

Berikut merupakan beberapa kesimpulan yang didapat dari hasil pengujian pada tanggal 21 Maret 2008:

- a. Berdasarkan hasil pengujian sistem peramalan beban listrik menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), pada tanggal 21 Maret 2008 keluaran yang dihasilkan oleh sistem ini dapat diterima dan kesalahan dianggap rendah karena dibawah 20 %.

- b. Hasil peramalan jam 11.00, 12.00, 13.00, 16.00, 17.00, 19.00, 20.00, 21.00, 22.00, dan 24.00 memiliki error yang sangat kecil bahkan cenderung mendapatkan hasil data yang sama beban aktual antara 0% s/d 0,71%. Hal ini disebabkan, data periode sebelumnya yang digunakan untuk peramalan tidak jauh berbeda dengan data pada periode yang diramal. Nilai dari parameter premis dan parameter konsekuen tidak membuat selisih hasil peramalan menjadi cukup besar.
- c. Pada jam 03.00, 06.00, 07.00, 08.00, 09.00, 10.00, 14.00, 15.00, 18.00 dan 23.00 hasil peramalan data beban listrik memiliki error data antara 2.46% s/d 9.34%. Data tidak memiliki hasil error yang begitu besar karena data-data yang digunakan untuk peramalan (data periode sebelumnya) berimbang antara data yang bernilai kecil dan data yang bernilai besar. Nilai dari parameter premis dan parameter konsekuen tidak membuat selisih hasil peramalan menjadi besar.
- d. Hasil peramalan yang didapat untuk jam 01.00, 02.00, 04.00 dan 05.00 mengalami perbedaan cukup besar antara beban aktual dengan hasil peramalan yakni antara 12,48% s/d 12,90%. Hal ini disebabkan karena, nilai parameter konsekuen yang cukup besar sehingga mendapatkan hasil peramalan yang nilainya lebih tinggi dari hasil yang diharapkan, dan data periode sebelumnya yang digunakan untuk peramalan cenderung lebih rendah dari data beban aktual yang diramalkan sehingga hasil dari peramalan lebih rendah.

Kesimpulan dari hasil pengujian yang dilakukan dari tanggal 21 April 2008 s/d 28 April 2008 adalah sebagai berikut:

1. Rata-rata *error* yang dihasilkan tergolong rendah yakni 1,68 %. Begitu pula yang terlihat untuk *error* dari tiap jam yang terlihat pada lampiran E, *error* peramalan berkisar 0 % s/d 17% keluaran yang dihasilkan oleh sistem ini dianggap rendah karena dibawah 20 %.
2. Namun sebagian hasil pengujian pada lampiran E, terdapat beberapa jam dan tanggal yang mengalami *error* lebih besar dari 20 % seperti terlihat pada tanggal 21 April 2008 pukul 10.00 dengan error 36,50%, 22 April 2008 pukul 11.00 dengan error 28,34%, dan 24 April 2008 pukul 17.00 sebesar 40,60%. Hal ini terjadi karena, data periode sebelumnya yang digunakan untuk peramalan terdapat beberapa data yang bernilai 0 (karena terjadi perbaikan mesin/pembangkit tidak beroperasi).

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dapat digunakan untuk meramalkan beban listrik jangka pendek untuk 1 hari (24 jam) kedepan dalam waktu dan operasi yang sama.
2. Informasi yang diberikan oleh sistem adalah berupa peramalan pemakaian beban listrik dalam 1×24 jam. Dengan adanya sistem peramalan beban listrik jangka pendek ini dapat memberikan rekomendasi kepada PLN dalam mengelola dan mengatur kebutuhan daya listrik sehingga kebutuhan konsumen terhadap listrik terlayani dengan baik.
3. *Error* yang dihasilkan oleh Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam meramalkan beban listrik jangka pendek PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkit Kota Pekanbaru, untuk data uji coba tanggal 21 April 2008 s/d 27 April 2008 adalah sekitar $\pm 1,68$ %.

6.2 Saran

Agar sistem peramalan ini bermanfaat dan berdaya guna dimasa sekarang dan yang akan datang, maka penulis memberikan saran sebagai berikut:

1. Mencoba menggunakan data latih dan data uji untuk metode ANFIS yang lebih banyak.
 2. Mencoba untuk melakukan metode peramalan ANFIS dengan menggunakan cluster dan data yang lebih banyak lagi.
 3. Dapat melakukan peramalan dengan metode ANFIS dengan menggunakan inferensi Tsukamoto.
 4. ANFIS juga dapat menggunakan metode pembelajaran model yang lain seperti metode *Levenberg Marquardt Algorithm* (LMA) untuk pembelajaran arah maju (Forward) dan metode *Steepest Descent* (SD) untuk arah mundur (backward).
1. Penghitungan *error* peramalan dapat mencobakannya dengan menggunakan metode lain seperti RMSE (*Root Mean Square Error*).

DAFTAR PUSTAKA

- Arsyad. Lincoln, "*Peramalan Bisnis Edisi Pertama*", BPFE-YOGYAKARTA, Yogyakarta, 2001.
- AR, Margunadi, "*Pengantar Umum Elektro Teknik*", PT Dian Rakyat, Jakarta, 1983.
- Feinberg, Eugene A dan Genethliou. Dora, "*Load Forecasting*", Stony Brook, State University of New York, 2001.
- Hasan, M. Iqbal, "*Pokok-pokok Materi Statistik I (Statistik Deskriptif)*", Bumi Aksara, Jakarta, 1999.
- H.P.Satpathy, P.K.Dash dan Liew, AC and Rahman,S, "*A Real –Time Shorth-Term Load Forecasting System Using Functional Link Network*", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 2, May 1997.
- Hutauruk, "*Transmisi Daya Listrik*", Erlangga, Jakarta, 1985.
- Jang, JRS, Sun, dan Mizutani. E, "*Neuro-Fuzzy and Soft Computing*", Prentice Hall, London, 1993.
- Kusumadewi, Sri, "*Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.
- Kusumadewi, Sri, dan Sri Hartati, "*Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2006.
- Kusumadewi, Sri dan Hari Purnomo, "*Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.
- Marsudi, Djiteng, "*Operasi Sistem Tenaga Listrik*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2006.
- Ross, Timothy J, "*Fuzzy Logic with Engineering Applications*", John Wiley & Sons Inc, Inggris, Edisi Ke-2
- Setiadi, Nugroho J., "*Prakiraan Bisnis dan Tehnik Prakiraan Bisnis*", Prenada Media, Jakarta, 2003.
- Sumayang, Lalu, "*Dasar-Dasar Manajemen Produksi Operasi*", Salemba Empat Patria, Jakarta, 2003.

Widodo, TS, "*Sistem Neuro Fuzzy Untuk Pengolahan Informasi, Pemodelan, dan Kendali*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2005.

Yan. Jun, Ryan, Michael, dan Power. James, "*Using Fuzzy Logic Towards Intelligent Systems*", Printice Hall, New York, 1994.

Zimmermann, "*Fuzzy Sets Theory and Its Applications*", Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, Edisi 2.