

**INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1
KONSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK**



**PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL
NETWORK UNTUK PERKIRAAN BEBAN HARIAN DI
GARDU INDUK BLIMBING MALANG**

SKRIPSI

Disusun Oleh :

**WARSITO HADI
NIM : 99.12.006**

MARET 2005



LEMBAR PERSETUJUAN

**PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK
UNTUK PERKIRAAN BEBAN HARIAN DI GARDU INDUK
BLIMBING MALANG**

SKRIPSI

*Disusun dan Diajukan Untuk Melengkapi dan Memenuhi Syarat
Guna Mencapai Gelar Sarjana Teknik Elektro S-1*

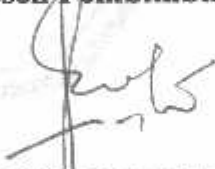
**Disusun Oleh :
WARSITO HADI
NIM. 99.12.006**

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Elektro S-1**



**(Ir. F. YUDI LIMPRAPTONO, MT)
NIP. Y. 103 9500 274**

**Menyetujui,
Dosen Pembimbing**



**(Ir. EKO NURCAHYO)
NIP.Y. 102 8700 172**

**KONSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG**

Untaian Senandung Rasa Terimakasihku Untuk

ALLAH SWT Yang Maha Segalanya...Penguasa Langit dan Bumi. Ku bersimpuh di hadapan-Mu Yaa..Robbi dengan deraian air mata kulantungkan untaian syukur atas karunia, rahmat dan nikmat-Mu. Tiadalah ini semua tanpa izin dan ridlo-Mu. "Laa Haulaa 'Walaa Quwwata Illabillahi". Baginda Nabi ROSULALLOH SAW junjunganku, sholawat serta salam tak henti-hentinya kupanjatkan untukmu. Yaa..Rosuulalloh..jadikanlah aku umatmu dan raihlah aku dalam syafaatmu. YAA..SAYYIDI...YAA..ROSUULALLOH

IBU..dan BAPAK...: Dalam setiap desah nafasku dan setiap langkah kakiku selalu ada dalam do'amu.Mengiringi langkahku hingga detik awal perjalanan hidupku. Entah dengan apa aku persembahkan untuk membalas semua pengorbananmu, cinta dan kasih sayangmu. Seisi dunia tak kan cukup untuk menggantinya. Hanya do'a yang selalu kupanjatkan setiap waktu "Robbighfirlii waliwaaalidayya War Hamhumaa Kamaa Robhayaanii Soghiiroo", Yaa..ALLAH

Ampunilah dosa kedua arang tuaku dan sayangi mereka sebagaimana mereka menyayangi aku sejak kecil.

Ibu..Bapak.. Terimalah karya sederhanaaku ini sebagai rasa bakti dan cintaku. Semoga dapat memberikan setitik kebahagiaan dihati kalian. Kakakku Mas An, Mbak Nung, Mbak Utik, beserta keluarganya, serta Mas Sulis yang telah banyak membantu baik dari segi moril maupun materi. Matur Nuwun....

Hanya do'a yang dapat kupersembahkan, kan kuukir namamu dalam sanubariku.

Anugrah Terindah (Ade 2402). Meski langkah kita harus melewati badai dan jalan yang berliku-liku, yakinkan bahwa suatu saat tiba waktunya kita akan dipersatukan dalam tali rahmat-Nya. Semoga ALLAH meridloi..Amin.

Dan tidak lupa ucapan terimakasih tuk teman teman kuliah dan seperjuangan Bobby'Dogi('thank's for all), wahyu(suwun Jasanya), Gandhi, yacop, Bowo(temenin ngedit program), Dani(temen ke ugro, Ayo maju, digarap TA ne), Ruby(jangan menyerah!!!) dan juga teman-teman elektro ST'99(1-2) yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Serta ucapan trimakasih buat teman-teman kostku(261), Aang'celeng'(digarap TA ne), Andhi(tukang cukur dan bengkel motorku), 'Kepo, Dedi'gajah', Isnawan, Tomy(kapan seminar), Yosep'tiwak', kris, ucil(ojo ngegame wae), Yusep'peyang', Fany, candra dan yang lainnya.

Dan juga semua pihak yang telah banyak membantu baik secara langsung maupun tidak langsung sehingga terselesaikannya skripsi ini, semoga tuhan membalas kebaikannya. Amien.

KATA PENGANTAR

Syukur *Alhamdulillah Robbil'aalamiin* yang pertama penulis ucapkan Kehadlirat *ALLOH S.W.T* yang telah memberikan *Taufik, Hidayah* serta *Inayah-Nya* kepada kita semua dan khususnya kepada penulis sehingga terselesainya Skripsi ini dengan baik, serta tidak lupa saya panjatkan syukur kepada *Baginda Rosululloh Muhammad S.A.W* yang telah membawa kita dari *Zaman Jahiliyah* ke *Zaman yang Terang Benderang*. Adapun Skripsi ini dengan judul "**Penerapan Radial Basis Function Neural Network Untuk Perkiraan Beban Harian Di Gardu Induk Blimbing Malang**".

Ucapan terima kasih yang sebesar - besarnya tak lupa penulis sampaikan kepada :

1. Bapak Dr. Ir. Abraham Lomi, MSEE selaku Rektor Institut Teknologi Nasional Malang.
2. Bapak Ir. Mochtar Asroni, MSME, selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Nasional Malang.
3. Bapak Ir. Yudi Limpraptomo, MT, selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Nasional Malang.
4. Bapak Ir. Eko Nurcahyo, selaku Dosen Pembimbing yang telah banyak memberikan bimbingan, saran dan pemikiran serta supportnya sehingga terselesaikannya skripsi ini.

5. Bapakku (H. Sumarno) dan Ibuku (Tumiyatun). Mas Anto (sekeluarga), Mbak Nung (sekeluarga), Mas Sulis serta Mbak Uty (sekeluarga), terimakasih atas dukungan Moral, Spiritualnya dan materi selama ini.
6. Teman-teman kosku yang telah membantuku dalam segala hal.
7. Teman-teman Elektro ITN pada umumnya dan Elektro Energi Listrik pada khususnya serta teman-teman semua baik yang kenal maupun tidak kenal.

Pada akhirnya penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca demi kesempurnaan dari skripsi ini, karena penulis menyadari didunia ini tidak ada yang sempurna, begitu juga di dalam skripsi ini. Dan penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat di kemudian hari.Amin.

Malang, Maret 2005

Penulis

ABSTRAKSI

“PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK UNTUK PERKIRAAN BEBAN HARIAN DI GARDU INDUK BLIMBING MALANG”

(Warsito Hadi, 99.12.006, TEKNIK ENERGI LISTRIK, 64 halaman)
(Dosen Pembimbing : Ir. Eko Nurcahyo)

Kata kunci : *Load Forecasting, Artificial Neural network, Artificial Intelligence, Radial Basis Function.*

Dalam melayani kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu dan untuk pengoperasian suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat dengan kualitas baik dan dengan harga yang murah, maka pihak perusahaan listrik harus mengetahui permintaan daya listrik dimasa yang akan datang sehingga diperlukanlah “ Perkiraan Beban ” yang bertujuan untuk tercapainya permasalahan diatas.

Metode *Radial Basis Function Neural network* yang lebih umum di sebut dengan metode *Jaringan Syaraf Tiruan* merupakan metode yang masih banyak di pakai untuk perkiraan beban yang akan datang, karena metode ini telah terbukti mampu memperkirakan beban yang akan datang dengan akurasi hasil perkiraan yang bagus dan mempunyai tingkat error yang kecil.

Metode *Radial Basis Function Neural Network* merupakan pengembangan dari metode *Jaringan Syaraf Tiruan Konvensional*, keunggulan dari metode ini adalah dapat memperkirakan beban puncak dan juga pemakaian beban total (energi) karena jaringan *Radial Basis Function* memiliki dua modul yaitu untuk memperkirakan beban puncak dan memperkirakan pemakaian beban total (energi).

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
KATA PENGANTAR	iii
ABSTRAKSI	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GRAFIK	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan Pembahasan	2
1.4. Batasan masalah	3
1.5. Metodologi Pembahasan	3
1.6. Sistematika Pembahasan	4
1.7. Kontribusi.....	5
BAB II PERKIRAAN BEBAN	6
2.1. Pendahuluan	6
2.2. Metodologi Perkiraan	7
2.2.1. Metode Kecenderungan	7
2.2.2. Model Ekonometri	10

2.3. Klasifikasi Perkiraan Beban	10
2.4. Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Beban	10
2.5. Cara-cara Memperkirakan Beban Jangka Pendek	11
2.5.1. Metode Koefisien Beban	12
2.5.2. Metode Pendekatan Linier	14
2.6. Pemodelan Kurva Beban	14
2.6.1. Pemodelan Tipe Hari.....	15
2.7. Representasi Beban	17
2.8. Keakuratan Prediksi	17

BAB III TEORI JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN RADIAL

BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK.....	18
3.1. Jaringan Syaraf Tiruan	18
3.1.1. Otak Manusia	18
3.1.2. Komponen Jaringan Syaraf Tiruan	19
3.1.3. Arsitektur Jaringan	21
3.2. Fungsi Aktivasi	24
3.3. Proses Pembelajaran	25
3.3.1. Pembelajaran Terawasi (Supervised Learning)	27
3.3.2. Pembelajaran Tak Terawasi (Unsupervised Learning)	28
3.4. Backpropagation	28
3.4.1. Penurunan Algoritma Backpropagation	28
3.4.2. Inisialisasi Bobot Awal Secara Random	30
3.4.3. Algoritma Backpropagation.....	31

3.5. Radial Basis Function Neural Network	34
BAB IV ANALISA PERKIRAAN BEBAN MENGGUNAKAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK	37
4.1. Data Beban	37
4.2. Pemilihan Variabel Input	38
4.3. Perkiraan Beban Menggunakan Radial Basis Function Neural Network	41
4.3.1. Penyusunan Algoritma dan Flowchart	42
4.3.2. Penentuan Arsitektur Jaringan	44
4.3.3. Pembelajaran dengan Backpropagation.....	46
4.4. Hasil Perkiraan Beban	48
4.5. Petunjuk Pengoperasian dan Tampilan Program Perkiraan Beban Harian Menggunakan Matlab ver 7	51
4.6. Perkiraan Menggunakan Data Jurnal.....	59
BAB V PENUTUP	63
5.1. Kesimpulan	63
DAFTAR PUSTAKA	64
LAMPIRAN-LAMPIRAN	65

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Prinsip dasar perkiraan dengan metode kecenderungan	7
2.2. Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses	9
2.3. Kurva pertumbuhan beban komponen – komponennya	9
2.4. Kurva Regresi	9
2.5. Metode Koefisien Beban	13
2.6. Metode Pendekatan Linier	14
3.1. Susunan Syaraf Manusia	18
3.2. Struktur Neuron Jaringan Syaraf	20
3.3. Jaringan syaraf dengan 3 lapisan	21
3.4. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal	22
3.5. Jaringan syaraf dengan banyak lapisan	23
3.6. Jaringan Radial Basis Function Neural Network untuk SLF.....	34
4.1. Diagram satu garis Gardu Induk Blimbing Malang.....	38
4.2. Diagram Alir Perkiraan Beban	43
4.3. Arsitektur JST untuk Perkiraan Beban	44
4.4. Flowchart Proses Bobot Input Munjadi Bobot Output	47
4.5. Tampilan Software Matlab ver 7	54
4.6. Tampilan Listing Program Utama	54
4.7. Tampilan proses training	55
4.8. Tampilan proses Iterasi.....	56
4.9. Tampilan Hasil Training.....	56

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1. Jenis – jenis fungsi aktivasi pada Jaringan Syaraf Tiruan	25
4.1. Data Beban Historis Inputan dan Beban Aktual Untuk Beban Puncak Bulan Agustus 2004.....	40
4.2. Data Pemakaian Beban Historis Inputan dan Beban Aktual Untuk Pemakaian Beban (energi) Bulan Agustus 2004	41
4.3. Hasil Perkiraan Beban Puncak Bulan Agustus 2004	48
4.4. Hasil Perkiraan Pemakaian Beban Total (energi) Bulan Agustus 2004	49
4.5. Data Beban Sebagai Inputan Untuk Mencari Perkiraan Beban Puncak	52
4.6. Data Beban Sebagai Inputan Untuk Mencari Perkiraan Pemakaian Beban Total.....	53
4.7. Hasil Perkiraan Beban Puncak Tampilan	57
4.8. Hasil Perkiraan Pemakaian Beban Total tampilan	58
4.9. Data Beban Puncak Aktual Jurnal	59
4.10. Susunan Data Inputan Untuk Mencari Perkiraan Pada Jurnal.....	60
4.11. Hasil Perkiraan Data Jurnal	58

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, karenanya tenaga ini harus disediakan pada saat yang dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu, bagaimana mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat, dengan kualitas baik dan harga yang murah. Apabila daya yang dikirim dari bus-bus pembangkit jauh lebih besar dari permintaan daya pada bus-bus beban maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit thermal. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirim lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada bus-bus beban yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkit dengan permintaan daya.

Syarat mutlak yang pertama harus dilakukan untuk mencapai tujuan itu adalah pihak perusahaan listrik mengetahui beban atau permintaan daya listrik dimasa depan. Karena itu perkiraan beban jangka pendek, menengah dan panjang merupakan tugas yang penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya. Perkiraan beban jangka pendek yaitu perkiraan beban setiap jam atau setiap hari digunakan untuk penjadwalan dan pengontrolan sistem daya atau alokasi pembangkit cadangan berputar, juga digunakan masukan untuk study aliran daya.

Untuk dapat melakukan perkiraan beban jangka pendek tersebut maka diperlukan suatu metode-metode yang mampu memprediksi beban puncak dan pemakaian beban listrik(energi) setiap harinya.

Dalam perkiraan beban ini metode yang digunakan adalah Radial Basis Function Neural Network, karena metode ini mampu melakukan perkiraan beban puncak dan pemakaian beban listrik (energi) dengan tingkat keakuratan yang tinggi dan tentu dengan error yang sangat kecil.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka permasalahan utama yang timbul adalah :

Apakah penerapan Radial Basis Function Neural Network dapat memperkirakan beban jangka pendek (harian) baik itu pemakaian beban puncak maupun pemakaian beban setiap harinya dengan error yang cukup kecil.

Sesuai dengan permasalahan diatas maka skripsi ini diberi judul :

**“PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK
UNTUK PERKIRAAN BEBAN HARIAN DI GARDU INDUK BLIMBING
MALANG”**

1.3 Tujuan Pembahasan

Tujuan dari penelitian skripsi ini adalah untuk menganalisa perkiraan beban jangka pendek (harian) untuk satu hari kedepan selama satu bulan baik beban puncak maupun pemakaian beban listrik (energi) menggunakan Radial Basis Function Neural Network di Gardu Induk Blimbing Malang.

1.4 Batasan Masalah

Dalam pembahasan masalah ini ada asumsi yang merupakan batasan masalah agar tidak meluas, yaitu :

1. Analisa perhitungan yang digunakan adalah Radial Basis Function Neural Network untuk perkiraan beban satu hari kedepan selama satu bulan
2. Perhitungan perkiraan dilakukan dalam keadaan beban normal
3. Perhitungan dilakukan dengan program komputer (MATLAB)
4. Sistem yang ditinjau Gardu Induk Blimbing Malang
5. Tidak membahas Pendistribusian beban

1.5 Metode Pembahasan

Adapun metode pembahasan yang digunakan dalam skripsi ini adalah sebagai berikut :

1. Study Literature : Referensi jurnal dan buku-buku pendukung yang ada yang terkait dengan pembahasan
2. Data : Pengambilan data yang sebenarnya dilapangan
3. Analisa data dilakukan dengan memasukkan data lapangan untuk diproses dengan program komputer (MATLAB)
4. Membandingkan hasil perkiraan Radial Basis Function Neural Network dengan hasil lapangan
5. Pengambilan kesimpulan dengan hasil analisis
6. Untuk jaringan saraf tiruan pembelajaran yang dipakai pembelajaran terawasi dengan metode BackPropagation

1.6 Sistematika Pembahasan

Untuk mendapatkan arah yang tepat mengenai hal-hal yang akan dibahas maka skripsi ini disusun sebagai berikut :

BAB I : PENDAHULUAN

Meliputi Latar Belakang, Rumusan Masalah, Tujuan yang ingin dicapai, Batasan Masalah, Metodologi Penulisan dan Sistematika Penulisan, Kontribusi

BAB II : PERKIRAAN BEBAN LISTRIK

Berisi mengenai peranan perkiraan beban, Faktor-faktor yang mempengaruhi, Pemodelan Beban, Metode Perkiraan Beban Listrik, Representasi Beban, Keakuratan Prediksi

BAB III : TEORI RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

Berisi tentang teori dasar Jaringan Syaraf Tiruan, Metode Backpropagation dan Teori Radial Basis Function Neural Network serta cara kerja metode tersebut dalam memetakan input menjadi output yang sesuai

BAB IV : ANALISA PERKIRAAN BEBAN DENGAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

Berisi Pemilihan variabel input dan output, Analisa metode dalam meramalkan beban dan petunjuk pengoperasian program

BAB V : PENUTUP

Berisi kesimpulan

1.7 Kontribusi

Dengan Radial Basis Function Neural Network ini diharapkan dapat memperkirakan beban listrik jangka pendek (harian) dengan hasil yang lebih akurat dan nilai error yang cukup kecil, sehingga metode ini dapat dijadikan acuan dan pembandingan terhadap metode-metode lainnya yang selama ini digunakan juga untuk perkiraan beban listrik.

BAB II

PERKIRAAN BEBAN LISTRIK

2.1. Pendahuluan

Selama bertahun-tahun perkiraan telah banyak diperbaiki dan sekarang mencapai tahap yang lebih tepat dan tidak menyimpang. Ini telah dipakai dalam bermacam-macam bidang seperti, perkiraan beban listrik, kecenderungan ekonomi, penyelidikan pasar dan lain-lain. Dalam sistem daya, perkiraan ini sangat dibutuhkan untuk memperkirakan dengan tepat beban listrik dan kebutuhan energi, karena dalam distribusi listrik dibutuhkan biaya yang cukup besar. Perkiraan dengan waktu yang nyata untuk jarak waktu yang pendek berubah dari beberapa menit beberapa jam sampai beberapa hari sangat populer dalam penggunaan daya di negara-negara maju. Bila perkiraan energi terlalu kuno, maka akan terjadi bahwa kapasitas daya yang dibangkitkan oleh generator tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan nyata, mengakibatkan keterbatasan kebutuhan catu daya yang akan merugikan kesejahteraan ekonomi negara. Namun bila perkiraan terlalu optimis, maka akan menjurus pada kelebihan kapasitas pembangkitan, akibatnya sebagian modal yang ditanam tidak kembali. Di suatu negara berkembang seperti Indonesia, dengan kedua kondisi diatas maka akan sangat tidak baik bagi perkembangan perekonomian, sehingga perkiraan beban harus menjadi salah satu prioritas yang tinggi.

Perkiraan beban dibidang tenaga listrik menghasilkan dua hasil utama, yaitu:

1. Perkiraan kebutuhan energi listrik (*demand*), yaitu energi yang dibutuhkan pelanggan.
2. Perkiraan beban tenaga listrik (*load*), yaitu power yang perlu disediakan untuk memenuhi kebutuhan energi tersebut.^[3]

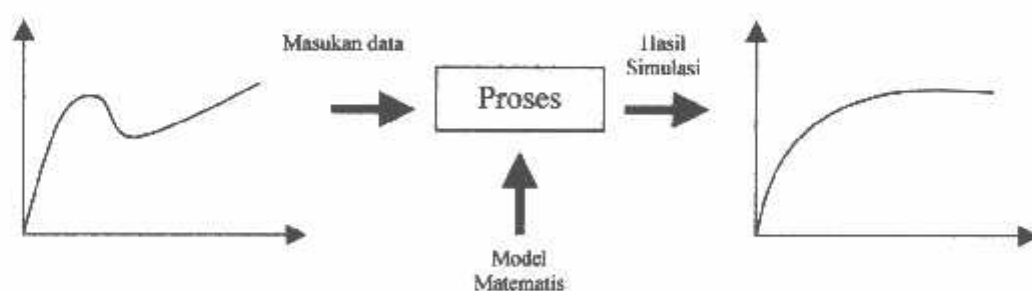
2.2. Metodologi Perkiraan

Metode perkiraan yang dipakai dalam system tenaga listrik, dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu:

1. Berdasarkan Kecenderungan (*trend*)
2. Model Ekonometri

2.2.1. Metode kecenderungan

Perkiraan beban dengan metode kecenderungan atau analisis regresi adalah dengan mempelajari sifat-sifat sebuah proses dimasa lampau dan membuatnya menjadi suatu model matematis untuk masa depan, sehingga sifat atau kelakuan untuk masa mendatang dapat diekstrapolasikan.



Gambar 2.1
Prinsip dasar perkiraan dengan metode kecenderungan

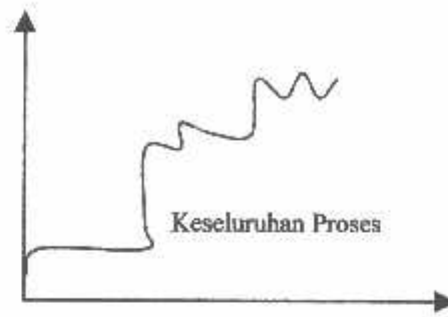
Secara umum pendekatan dalam analisis kecenderungan ada dua cara, yaitu:

1. Pemasukan fungsi matematik kontinu ke dalam data nyata untuk mendapatkan kesalahan keseluruhan terkecil, yang dikenal sebagai analisa regresi.
2. Pemasukan sebuah deret pada garis-garis kontinu atau kurva-lurva dalam data.

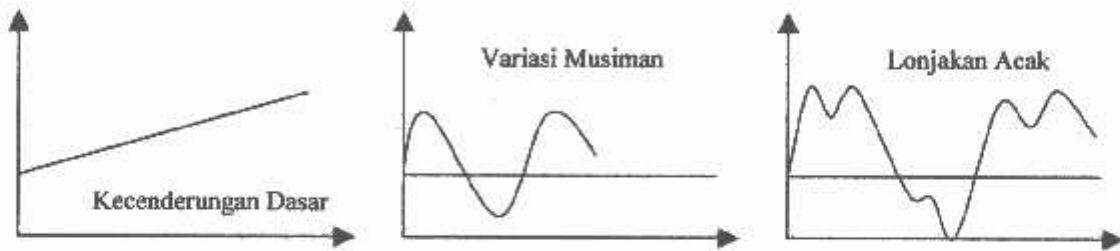
Suatu kejadian yang berubah-ubah sebagai fungsi waktu misalnya beban suatu system daya dapat dipecah-pecah dalam 4 komponen utama, yaitu:

1. Kecenderungan dasar (*basic trend*), gerakan yang berjangka panjang lamban dan kecenderungan menuju satu arah menaik atau menurun.
2. Variasi musiman (*seasonal variation*), merupakan gerakan yang berulang secara teratur selama kurang lebih setahun (beban bulanan dan beban tahunan).
3. Variasi siklis (*syclic variation*), berlangsung selama dari setahun dan tidak pernah variasi tersebut memperlihatkan pola tertentu mengenai pola gelombangnya.
4. Perubahan-perubahan acak yang diamati dari perubahan-perubahan harian pada sistem tenaga, biasanya dalam seminggu atau pada waktu tertentu, misalnya hari libur, cuaca tertentu dan sebagainya.

Pada gambar 2.2. diperlihatkan suatu model proses yang bervariasi kontinu yang terdiri dari 3 komponen dasarnya seperti gambar 2.3.

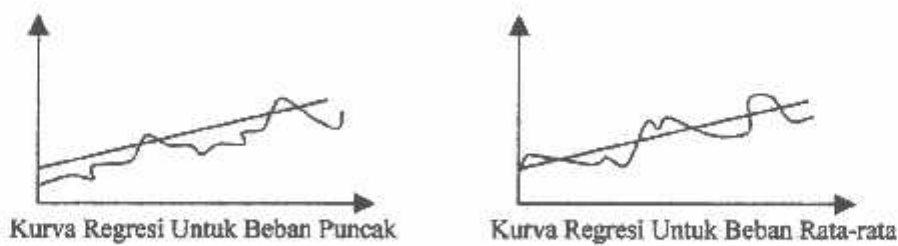


Gambar 2.2.
Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses



Gambar 2.3.
Kurva pertumbuhan beban komponen-komponennya

Dalam perkiraan, model proses keseluruhan dapat dipakai atau hanya beberapa titik tertentu dari selang prosesnya. Sebagai contoh, misalnya dengan membuat perkiraan dari kurva beban yang komplit atau alternatif lainnya dengan hanya membuat perkiraan beban puncaknya saja, hal ini prosesnya dilakukan sebagai deret berskala (time series) seperti terlihat pada gambar 2.4.



Gambar 2.4.
Kurva Regresi⁽³⁾

2.2.2. Model Ekonometri

Pada umumnya model ini dikaitkan dengan sifat dari salah satu fungsi-fungsi ekonomi dalam bentuk fungsi-fungsi ekonomi lainnya. Model ekonometri sebenarnya sama dengan model statistik, karena semua variabelnya sudah tertentu dan secara matematis dapat diukur, seperti pada perencanaan seringkali modelnya terdiri dari suatu persamaan, dalam hal ini modelnya disebut model regresi.^[3]

2.3. Klasifikasi Perkiraan Beban

Menurut jangka waktu perkiraan beban diklasifikasikan sebagai berikut:

- Perkiraan beban jangka pendek
Yaitu perkiraan beban yang memperkirakan beban beberapa jam kedepan sampai 168 jam kedepan (satu minggu)
- Perkiraan beban jangka menengah
Yaitu perkiraan beban yang memperkirakan beban beberapa bulan sampai satu tahun
- Perkiraan beban jangka panjang
Yaitu perkiraan beban yang memperkirakan beban diatas satu tahun

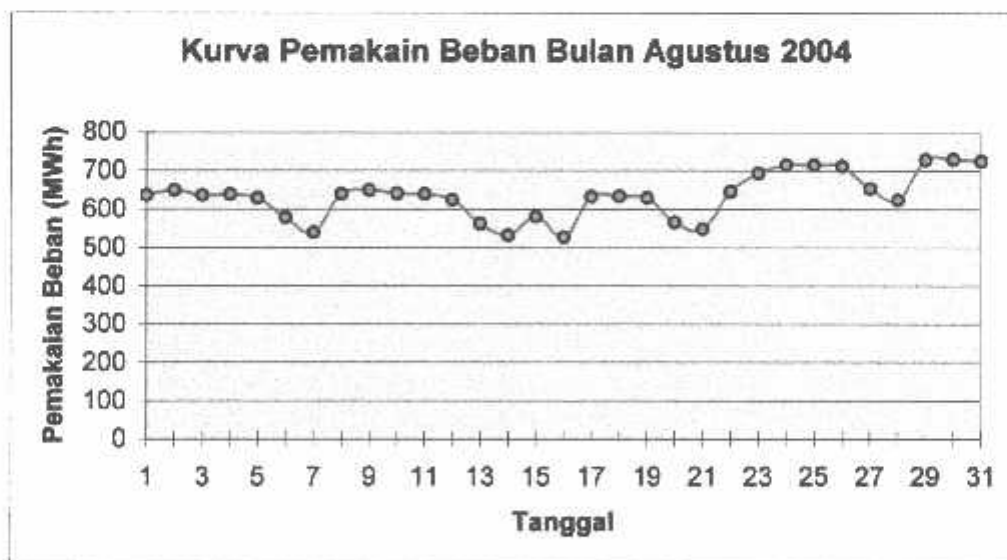
2.4. Faktor-faktor yang memengaruhi beban

Pertumbuhan beban jangka panjang mempunyai korelasi yang kuat dengan aspek pengembangan komunitas pengembangan lahan. Faktor ekonomi seperti laju kenaikan pendapatan perkapita, data demografi, data tata penggunaan lahan serta pengembangannya merupakan data-data input dalam proses perkiraan

beban jangka panjang. Sedangkan output perkiraan beban tersebut dapat berupa kerapatan beban yang dapat dinyatakan dalam Kw.

Lain halnya perkiraan yang dilakukan dalam waktu jangka pendek, seperti jam-jaman, harian atau mingguan. Faktor-faktor eksternal seperti diatas yang perubahannya dalam jangka waktu yang panjang tidak akan berpengaruh pada pola beban, sebaliknya faktor-faktor yang berubah secara cepat dalam lingkup hari atau jam akan berpengaruh besar. Karena itu pada umumnya kondisi cuaca berpengaruh terhadap pola beban, seperti halnya temperatur, kelembaban, kecepatan angin, kondisi awan, termasuk kondisi abnormal seperti badai. Dari beberapa penelitian dibuktikan bahwa suhu adalah faktor utama yang berpengaruh pada pola beban. Sedangkan pengaruh abnormal seperti badai yang berpengaruh besar terhadap pola beban sangat sulit diakomodasikan karena ketidakpastiannya.

2.5. Cara-cara Memperkirakan Beban Jangka Pendek

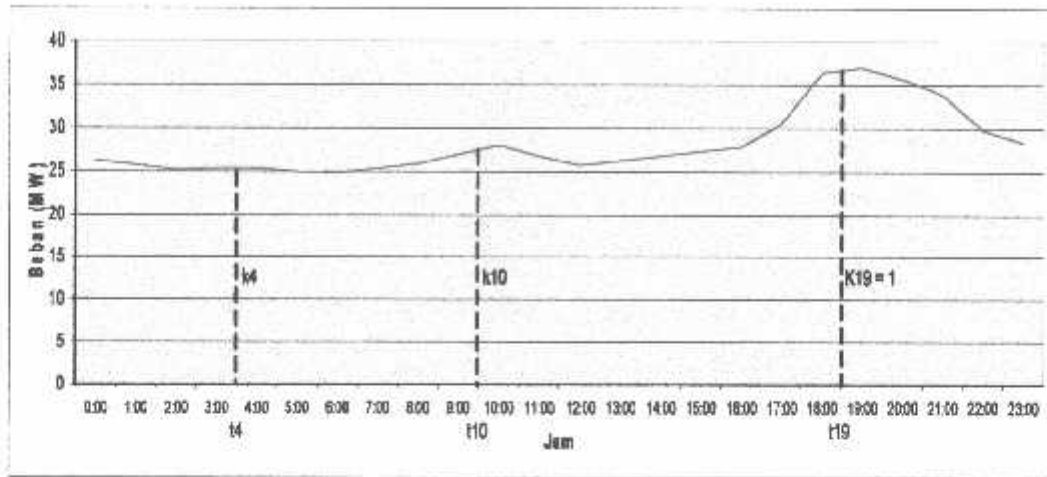


Grafik 2.1
Kurva Pemakaian Beban GI. Blimbing Malang

Salah satu faktor yang sangat menentukan dalam membuat rencana operasi sistem tenaga listrik adalah perkiraan beban yang akan dialami oleh sistem tenaga listrik yang bersangkutan. Selama ini belum ada rumusan yang baku dalam memperkirakan beban, namun karena pada umumnya kebutuhan tenaga listrik seorang konsumen sifatnya periodik, maka grafik beban sistem tenaga listrik juga bersifat periodik. Oleh karena itu data beban masa lalu beserta analisisnya sangat diperlukan untuk memperkirakan beban yang akan datang. Grafik beban yang ada secara berlahan-lahan berubah sesuai dengan perubahan-perubahan yang ada, karena disebabkan oleh banyak faktor diantaranya cuaca. Misalnya : suhu udara, kalau suhu udara tinggi maka pemakaian alat-alat penyejuk bertambah dan ini menambah pemakaian beban listrik. Beberapa metode yang dipakai untuk memperkirakan beban antara lain, metode koefisien beban dan metode pendekatan linear.

2.5.1 Metode Koefisien Beban

Metode ini dipakai untuk memperkirakan beban harian dari suatu sistem tenaga listrik. Beban untuk setiap jam diberi koefisien yang menggambarkan besarnya beban pada jam tersebut dalam perbandingannya terhadap beban puncak, misalnya $k_4 = 0,8$ berarti bahwa beban pada jam 04.00 adalah sebesar 0,8 kali beban puncak yang terjadi pada jam 19.00 ($K_{19} = 1$)



Gambar 2.5
Metode Koefisien Beban

Koefisien-koefisien ini berbeda untuk hari Senin sampai dengan Minggu, beban puncak dapat diramalkan dengan melihat beban puncak mingguan tahun-tahun yang lalu kemudian dengan menggunakan koefisien-koefisien tersebut diatas bisa diperkirakan grafik beban harian untuk satu minggu yang akan datang. Koefisien-koefisien ini perlu dikoreksi terus-menerus berdasarkan hasil pengamatan atas beban yang sesungguhnya terjadi.

Setelah didapat perkiraan grafik beban harian dengan metode koefisien masih perlu dilakukan koreksi-koreksi berdasarkan situasi terakhir mengenai peramalan temperatur dan kegiatan masyarakat. Jika koreksi-koreksi ini ternyata masih ada penyimpangan dalam operasi *real time*, maka adalah tugas operator sistem (*dispatcher*) untuk mengatasi penyimpangan ini.

$$k = \frac{VI(kW) \text{ pada jam tertentu}}{VI(kW) \text{ pada beban tertentu}} \quad (2.1)$$

2.5.2 Metode Pendekatan Linier

Dengan menggunakan persamaan linier :

$$B = at + b_0 \quad (2.2)$$

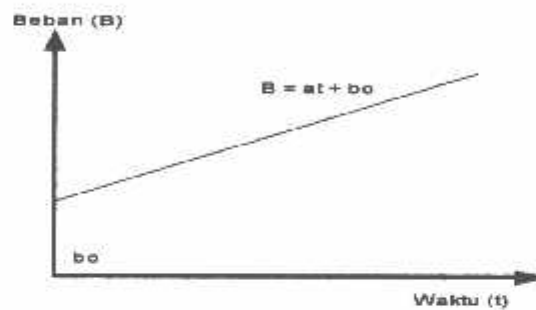
dimana

B = beban pada saat t

a = suatu konstanta yang harus ditentukan

b_0 = beban pada saat $t = t_0$

Konstanta a sesungguhnya tergantung pada waktu t dan besarnya b_0



Gambar 2.6
Metode Pendekatan Linier

Seperti diperlihatkan pada gambar 2.6, cara ini hanya dapat dipakai untuk perkiraan beban beberapa puluh menit kedepan dan biasanya konstanta a juga tergantung pada perkiraan cuaca.^[2]

2.6. Pemodelan Kurva Beban

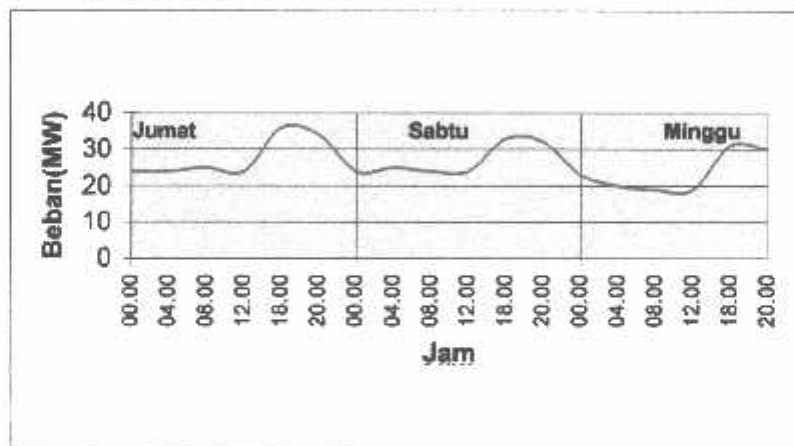
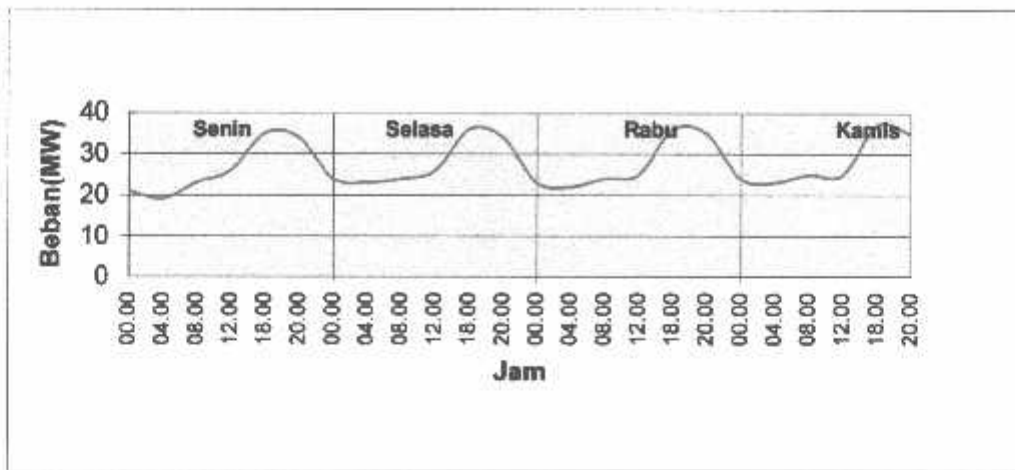
Dalam praktek standar, operator sistem perlu menyesuaikan hasil perkiraan beban agar juga dapat memperhitungkan data beban yang terakhir. Hasil penyesuaian ini dapat berbeda drastis dengan hasil perkiraan beban yang sebenarnya. Dengan menggunakan pemodelan beban hari ini (*current day*

modeling) kita dapat mengakomodasi kejadian ini. Selain itu mungkin juga seorang operator sistem memerlukan perkiraan beban untuk tujuh hari kedepan agar dapat dilakukan penjadualan, maka untuk itu perlu disediakan fasilitas perkiraan mingguan. Dalam semua model-model yang dikembangkan, perhatian khusus diberikan dalam mempresentasikan secara akurat efek dari kejadian khusus seperti hari libur, hari libur biasanya lebih rendah dari biasanya.

2.6.1. Pemodelan Tipe Hari

Pemodelan tipe hari , yaitu pemodelan nama hari dalam seminggu dari hari senin sampai minggu, diklasifikasikan sebagai berikut :

1. Pola beban hari Senin
2. Pola beban hari Selasa
3. Pola beban hari Rabu
4. Pola beban hari Kamis
5. Pola beban hari Jum`at
6. Pola beban hari Sabtu
7. Pola beban hari Minggu



Grafik 2.2
Kurva beban rata-rata selama seminggu G.I. Blimbing
pada Bulan Agustus 2004

Grafik 2.2 menunjukkan beban harian pada sistem G.I. Blimbing. Terlihat pada hari jum'at penurunan beban disekitar jam 12.00 lebih banyak dari pada hari-hari sebelumnya, karena banyak orang pergi Sholat Jum'at sehingga banyak aktifitas yang berkurang. Hari Sabtu dan Minggu beban sepanjang hari lebih rendah dari pada hari Senin sampai Jum'at, hal ini disebabkan karena berkurangnya aktifitas kantor dan industri.

2.7. Representasi Beban

Dalam sistem distribusi beban dipresentasikan menjadi 2 macam yaitu :

- Beban Resistif adalah beban listrik yang terjadi dari tahanan ohm saja, yang mana beban ini hanya mengkonsumsi daya aktif saja.

Contoh : Lampu pijar

- Beban Reaktif adalah beban listrik yang selain mengkonsumsi daya aktif, juga mengkonsumsi daya reaktif, yang sering terjadi adalah beban listrik yang terjadi dari induktansi (lilitan).

Contoh : Pemanas air, Setrika listrik, motor listrik

Daya terpakai (efektif) yang merupakan beban distribusi system tenaga listrik adalah daya aktif (Watt), didefinisikan sebagai berikut :

$$P = VxIx \cos \varphi \quad (2.3)$$

2.8. Keakuratan Prediksi

Persen Kesalahan Mutlak Rata-rata (*Mean Absolute Percentage Error*) di gunakan untuk menentukan kesalahan dalam perkiraan beban menggunakan RBFN yang di nyatakan dalam bentuk persen, didefinisikan sebagai berikut :

$$MAPE = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{i=1}^N \frac{\text{beban perkiraan} - \text{beban aktual}}{\text{beban aktual}} \times 100\% \quad (2.4)$$

dimana :

N = Jumlah observasi

BAB III

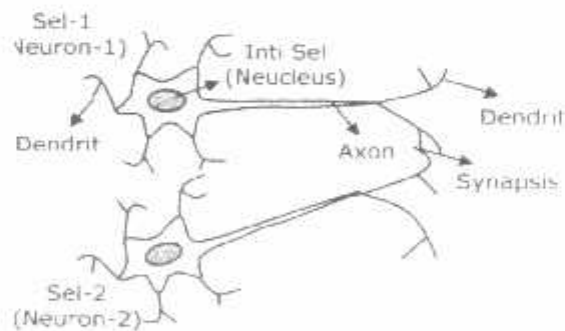
TEORI JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

3.1. Jaringan syaraf tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program computer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran.

3.1.1. Otak Manusia

Otak manusia berisi berjuta-juta sel syaraf yang bertugas untuk memproses informasi. Tiap-tiap sel bekerja seperti suatu prosesor sederhana. Masing-masing sel tersebut saling berinteraksi sehingga mendukung kemampuan kerja otak manusia.

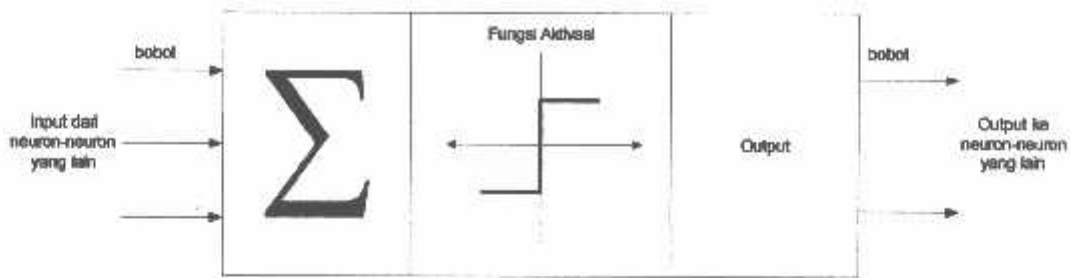


Gambar 3.1
Susunan syaraf manusia^[4]

Gambar 3.1 menunjukkan susunan syaraf pada manusia. Setiap sel syaraf (neuron) akan memiliki satu inti sel, inti sel ini nanti yang akan bertugas melakukan proses pemrosesan informasi. Informasi yang datang akan diterima oleh dendrit. Selain menerima informasi, dendrit juga menyertai axon sebagai keluaran dari suatu pemrosesan informasi. Informasi hasil olahan ini akan menjadi masukan bagi neuron lain yang mana antar dendrit kedua sel tersebut dipertemukan dengan synapsis. Informasi yang datang akan diterima oleh dendrit akan dijumlahkan dan dikirim melalui axon kedendrit akhir yang bersentuhan dengan dendrit dari neuron lain. Informasi ini akan diterima oleh neuron lain jika memenuhi batasan tertentu, yang sering dikenal dengan nilai ambang (threshold). Pada kasus ini, neuron tersebut dikatakan teraktivasi. Hubungan antar neuron terjadi secara adaptif, struktur hubungan tersebut terjadi secara dinamis. Otak manusia selalu memiliki kemampuan untuk belajar dengan melalui adaptasi.

3.1.2. Komponen Jaringan Syaraf Tiruan

Ada beberapa type jaringan syaraf, namun demikian, hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, dan ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju ke neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan nama *bobot*. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Gambar 3.2 menunjukkan struktur neuron pada jaringan syaraf.

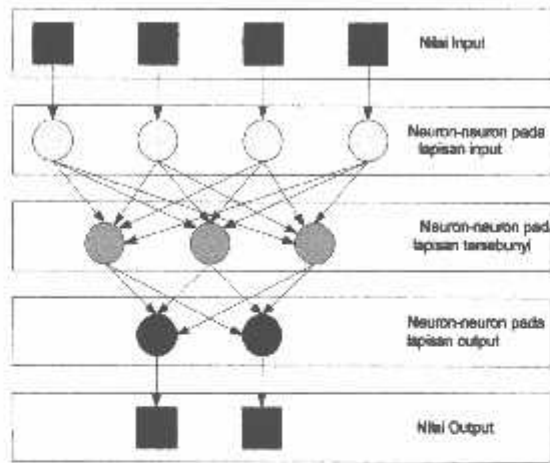


Gambar 3.2
Struktur neuron jaringan syaraf^[4]

Jika dilihat, neuron buatan ini sebenarnya hampir mirip dengan sel neuron biologis. Neuron-neuron tersebut bekerja dengan cara yang sama pula dengan neuron-neuron biologisnya. Informasi (disebut dengan : input) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu. Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang datang. Hasil penjumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang tertentu (*threshold*) melalui fungsi aktivasi setiap neuron.

Pada jaringan syaraf, neuron-neuron akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut dengan lapisan neuron (*neuron layer*). Biasanya neuron-neuron pada satu lapisan akan dihubungkan dengan lapisan-lapisan sebelum dan sesudahnya (kecuali lapisan input dan lapisan output). Informasi yang diberikan pada jaringan syaraf akan dirambatkan lapisan ke lapisan, mulai dari lapisan input sampai ke lapisan output melalui lapisan yang lainnya, yang sering di kenal dengan nama lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Tergantung pada **algoritma pembelajarannya**, bisa jadi informasi tersebut akan dirambatkan secara mundur pada jaringan. Gambar 3.3 menunjukkan jaringan dengan tiga lapisan. Pada gambar 3.3 tersebut bukanlah struktur umum jaringan syaraf.

Beberapa jaringan syaraf ada juga yang tidak memiliki lapisan tersembunyi, dan ada juga jaringan syaraf dimana neuron-neuronnya disusun dalam bentuk matriks.



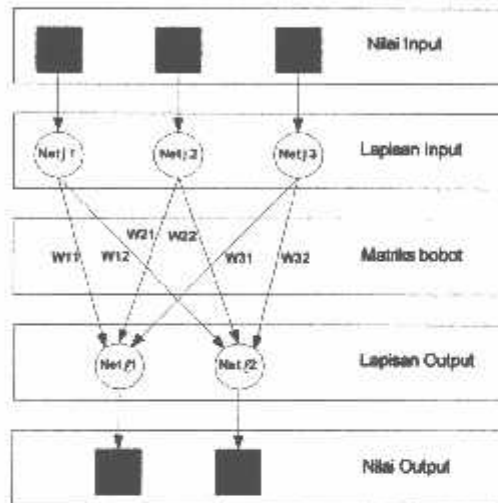
Gambar 3.3
Jaringan Syaraf dengan 3 lapisan^[4]

3.1.3. Arsitektur Jaringan

Seperti telah dijelaskan sebelumnya bahwa neuron-neuron dikelompokkan dalam lapisan-lapisan. Umumnya, neuron-neuron yang terletak pada lapisan yang sama akan memiliki keadaan yang sama. Faktor terpenting dalam menentukan kelakuan suatu neuron adalah fungsi aktivasi dan bobotnya. Pada setiap lapisan yang sama, neuron-neuron akan memiliki fungsi aktivasi yang sama. Apabila neuron-neuron dalam satu lapisan (misalkan lapisan tersembunyi) akan di hubungkan dengan neuron-neuron pada lapisan yang lain (misalkan lapisan output), maka setiap neuron pada lapisan tersebut (misalkan lapisan tersembunyi) juga harus dihubungkan dengan setiap lapisan pada lapisan lainnya (misalkan lapisan output). Ada beberapa arsitektur jaringan syaraf, antara lain :

1. Jaringan dengan lapisan tunggal (single layer net)

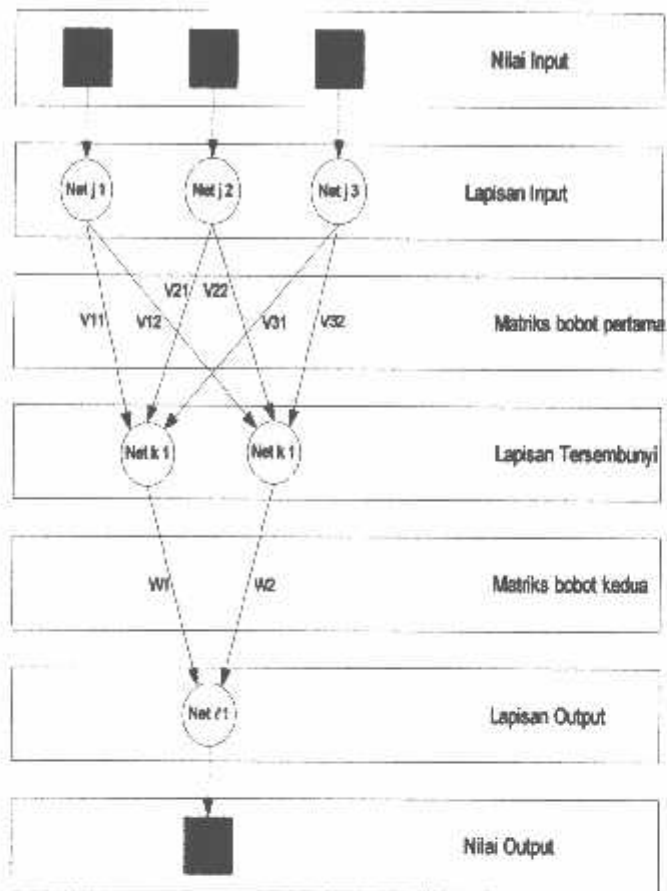
Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi (Gambar 3.4).



Gambar 3.4
Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal^[4]

2. Jaringan dengan banyak lapisan (multilayer net)

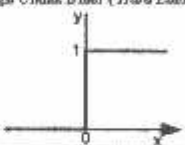
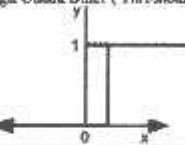
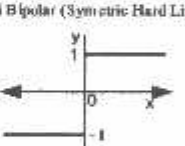
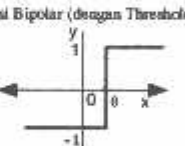
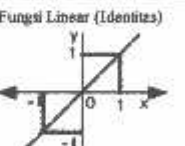
Jaringan dengan banyak lapisan memiliki 1 atau lebih lapisan yang terletak diantara lapisan input dan lapisan output (memiliki 1 atau lebih lapisan tersembunyi), seperti terlihat pada gambar 3.5. Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dari pada lapisan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit. Namun demikian, pada banyak kasus, pembelajaran pada jaringan dengan banyak lapisan ini lebih sukses dalam menyelesaikan masalah.

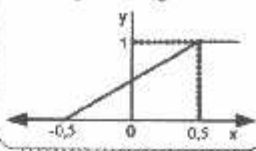
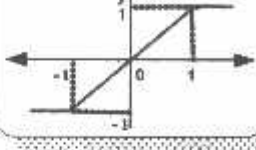
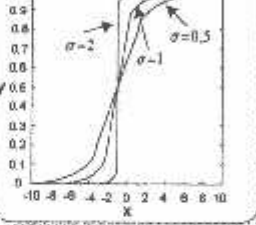
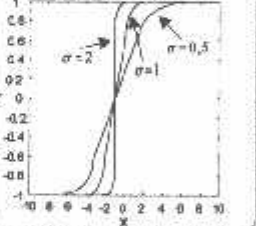


Gambar 3.5 Jaringan syaraf dengan banyak lapisan^[4]

3.2. Fungsi Aktivasi

Fungsi Aktivasi adalah fungsi yang mengolah data input menjadi output, pada permasalahan skripsi ini menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Biner. Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan, antara lain dapat dilihat pada tabel 3.1 berikut :

FUNGSI AKTIVASI	KETERANGAN	DEFINISI
<p>Fungsi Undak Biner (<i>Hard Limit</i>)</p> 	<p>Jaringan dengan lapisan tunggal sering menggunakan fungsi undak biner (<i>step function</i>) untuk mengkonversikan input dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke suatu output biner (0 atau 1)</p>	$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x > 0 \end{cases}$
<p>Fungsi Undak Biner (<i>Threshold</i>)</p> 	<p>Fungsi undak biner dengan menggunakan nilai ambang sering juga disebut dengan nama fungsi nilai ambang (<i>threshold</i>) atau fungsi Heaviside</p>	$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x \geq 0 \end{cases}$
<p>Fungsi Bipolar (<i>Symmetric Hard Limit</i>)</p> 	<p>Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi undak biner, hanya saja output yang dihasilkan berupa 1,0 atau -1</p>	$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x > 0 \\ 0, & \text{jika } x = 0 \\ -1, & \text{jika } x < 0 \end{cases}$
<p>Fungsi Bipolar (<i>dengan Threshold</i>)</p> 	<p>Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi undak biner dengan <i>threshold</i>, hanya saja output yang dihasilkan berupa 1,0 atau -1</p>	$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 0 \\ -1, & \text{jika } x < 0 \end{cases}$
<p>Fungsi Linear (<i>Identities</i>)</p> 	<p>Fungsi linear memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya</p>	$y = x$

<p>Fungsi Saturating Linear</p> 	<p>Fungsi ini akan bernilai 0 jika inputnya kurang dari $-\frac{1}{2}$, dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari $\frac{1}{2}$. Sedangkan jika nilai input terletak antara $-\frac{1}{2}$ dan $\frac{1}{2}$, maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai input ditambah $\frac{1}{2}$.</p>	$y = \begin{cases} 1; & \text{jika } x \geq 0,5 \\ x + 0,5; & \text{jika } -0,5 \leq x < 0,5 \\ 0; & \text{jika } x < -0,5 \end{cases}$
<p>Fungsi Symetric Saturating Linear</p> 	<p>Fungsi ini akan bernilai -1 jika inputnya kurang dari -1, dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari 1. Sedangkan jika nilai input terletak antara -1 dan 1, maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai inputnya.</p>	$y = \begin{cases} 1; & \text{jika } x \geq 1 \\ x; & \text{jika } -1 \leq x < 1 \\ -1; & \text{jika } x < -1 \end{cases}$
<p>Fungsi Sigmoid Biner</p> 	<p>Fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode <i>backpropagation</i>. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai outputnya 0 atau 1.</p>	$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}}$ <p>dengan</p> $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$
<p>Fungsi Sigmoid Bipolar</p> 	<p>Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja output dari fungsi ini memiliki range antara -1 sampai 1.</p>	$y = f(x) = \frac{1 - e^{-\sigma x}}{1 + e^{-\sigma x}}$ <p>dengan</p> $f'(x) = [1 + f(x)][1 - f(x)]$

Tabel 3.1
Jenis-jenis fungsi aktivasi pada Jaringan Syaraf Tiruan^[5]

3.3. Proses Pembelajaran

Pada otak manusia, informasi yang di lewatkan dari satu neuron ke neuron yang lainnya berbentuk rangsangan listrik melalui dendrit. Jika rangsangan tersebut diterima oleh suatu neuron, maka neuron tersebut akan membangkitkan output ke semua neuron yang berhubungan dengannya sampai informasi tersebut

sampai ke tujuannya yaitu terjadinya suatu reaksi. Jika rangsangan yang diterima terlalu halus, maka output yang dibangkitkan oleh neuron tersebut tidak akan direspon. Tentu saja sangatlah sulit untuk memahami bagaimana otak manusia bisa belajar. Selama proses pembelajaran, terjadi perubahan yang cukup berarti pada bobot yang menghubungkan antar neuron. Apabila ada rangsangan yang sama dengan rangsangan yang telah diterima oleh neuron, maka neuron akan memberikan reaksi dengan cepat. Namun apabila kelak ada rangsangan yang berbeda dengan apa yang telah diterima oleh neuron, maka neuron akan segera beradaptasi untuk memberikan reaksi yang sesuai.

Jaringan syaraf akan mencoba untuk mensimulasikan kemampuan otak manusia untuk belajar. Jaringan syaraf tiruan juga tersusun atas neuron-neuron dan dendrit. Tidak seperti model biologis, jaringan syaraf memiliki struktur yang tidak dapat diubah, dibangun oleh sejumlah neuron, dan memiliki nilai tertentu yang menunjukkan seberapa besar koneksi antara neuron (yang di kenal dengan nama bobot). Perubahan yang terjadi selama proses pembelajaran adalah perubahan nilai bobot. Nilai bobot akan bertambah, jika informasi yang di berikan oleh neuron yang bersangkutan tersampaikan, sebaliknya jika informasi tidak di sampaikan oleh suatu neuron ke neuron yang lain, maka nilai bobot yang menghubungkan keduanya akan di kurangi. Pada saat pembelajaran dilakukan pada input yang berbeda, maka nilai bobot akan diubah secara dinamis hingga mencapai nilai yang cukup seimbang. Apabila nilai ini telah tercapai mengindikasikan bahwa tiap-tiap input telah berhubungan dengan output yang diharapkan.

3.3.1. Pembelajaran Terawasi (Supervised Learning)

Metode pembelajaran pada jaringan syaraf disebut terawasi jika output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya.

Contoh : andaikan kita memiliki jaringan syaraf yang akan digunakan untuk mengenali pasangan pola, misalkan pada operasi AND :

Input		Target
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

Pada proses pembelajaran, satu pola input akan diberikan ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan di sepanjang jaringan syaraf hingga sampai ke neuron pada lapisan output. Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nantinya akan dicocokkan dengan pola output targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola output hasil pembelajaran dengan pola target, maka disini akan muncul error. Apabila nilai error ini masih cukup besar, mengindikasikan bahwa masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi.

Metode yang paling sering di gunakan adalah backpropagation. Ini dikarenakan backpropagation selain cukup simpel, metode ini juga telah terbukti mampu menyelesaikan masalah yang rumit dengan sukses. Oleh karena itu di dalam skripsi ini digunakan metode Backpropagation sebagai pembelajaran.

3.3.2. Pembelajaran Tak Terawasi (Unsupervised Learning)

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

3.4. Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma Backpropagation menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (forward propagation) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Biner.

3.4.1. Penurunan Algoritma Backpropagation.

Algoritma Backpropagation terdiri dari tahapan maju dan tahapan balik. Tahapan propagasi maju di mulai dengan memberikan suatu pola (sinyal) masukan pada lapisan input jaringan. Pada lapisan input, pola masukan hanya di lewatkan untuk kemudian dikalikan dengan pembobot yang menghubungkan dengan lapisan hidden. Jadi lapisan input merupakan lapisan pasif karena tidak

mengolah pola masukan. Dalam tiap lapisan yang berurutan (kecuali lapisan input), setiap elemen pengolah (neuron) menjumlahkan setiap masukan dan melewatkannya pada fungsi aktivasi untuk mendapatkan outputnya. Output ini disebar ke lapisan selanjutnya secara berurutan, untuk kemudian mengalami proses yang sama sampai pada lapisan output. Lapisan output jaringan kemudian menghasilkan keluaran jaringan secara keseluruhan. Jadi arah sebaran informasi adalah lapisan input - hidden - output.

Tahapan propagasi balik dimulai dengan membandingkan respon jaringan keseluruhan dengan output yang di inginkan. Perbedaan yang terjadi atau yang disebut dengan error, kemudian dipergunakan untuk memperbaiki harga pembobot jaringan.

Algoritma ini banyak di pakai pada aplikasi pengendalian karena prosedur belajarnya di dasarkan pada hubungan yang sederhana, jika output memberikan hasil yang salah, maka pembobot di koreksi supaya error dapat diperkecil dan respon jaringan selanjutnya diharapkan akan lebih mendekati harga yang benar. Prosedur ini analog dengan proses pengaturan, pada sistem pengaturan Backpropagation juga berkemampuan untuk menangani pelatihan pembobot pada lapisan hidden. Tetapi kekurangan utama pada Backpropagation adalah konvergensi yang tidak dijamin, tetapi karena perhitungan matematisnya yang sederhana, algoritma ini tetap banyak di pakai. Oleh karena itu dalam skripsi ini digunakan Backpropagation.

Fungsi aktivasi output yang biasa dipergunakan adalah fungsi sigmoid biner, karena metode Backpropagation memerlukan jenis fungsi yang dapat di

turunkan, penambahan harga aktivasi hanya dapat menambah output atau tetap, tanpa pernah berkurang.

Penguatan pada fungsi ini merupakan kemiringan kurva pada suatu tingkat eksitasi tertentu, dan nilainya berubah dari harga yang kecil pada eksitasi negatif menjadi harga eksitasi yang semakin besar dan positif. Grossberg membuktikan bahwa karakteristik gain yang non linier ini ternyata dapat menyelesaikan masalah noise – saturasi. Sinyal input kecil membutuhkan gain yang tinggi untuk menghasilkan output yang berguna jika dilewatkan pada jaringan, tetapi dengan banyaknya penguatan yang dilakukan secara bertahap (cascade) dapat membuat output menjadi saturasi dengan noise yang telah diperkuat, karena variasi random dari noise. Juga untuk sinyal input besar, sehingga output yang berguna menjadi koreksi berawal dari lapisan output dan menyebar ke lapisan hidden menuju ke lapisan input.

3.4.2. Inisialisasi Bobot Awal Secara Random

Pemilihan bobot awal sangat mempengaruhi jaringan syaraf dalam mencapai minimum global (atau mungkin hanya lokal saja) terhadap nilai error, serta cepat tidaknya proses pelatihan menuju kekonvergenan. Apabila nilai bobot awal terlalu besar, maka input ke setiap lapisan tersembunyi atau lapisan output akan jatuh pada daerah di mana turunan fungsi sigmoidnya akan sangat kecil. Sebaliknya apabila nilai bobot awal terlalu kecil, maka input kesetiap lapisan tersembunyi atau lapisan output akan sangat kecil, yang akan menyebabkan proses pelatihan akan berjalan sangat lambat. Biasanya bobot awal diinisialisasi

secara random dengan nilai antara -0,5 sampai 0,5 (atau -1 sampai 1, atau interval yang lainnya).

3.4.3 Algoritma Backpropagation

- Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai yang cukup kecil)
 - Tetapkan : Maksimum Epoch (Iterasi), Target Error, dan Learning Rate
 - Inisialisasi : Epoch = 1, MSE = 0
 - Kerjakan langkah-langkah berikut selama (Epoch < Maksimum Epoch) dan $(E(\text{ITER}) - E(\text{ITER} - 1) < \epsilon)$
1. Untuk tiap-tiap pasangan elemen yang akan dilakukan pembelajaran, kerjakan :

Feedforward

- a. Tiap-tiap input ($\text{Net}_j, j = 1, 2, 3, \dots, NJ$) menerima sinyal Net_j dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (Hidden Layer).
- b. Tiap-tiap unit tersembunyi ($\text{Net}_k, k = 1, 2, 3, \dots, NK$) menjumlahkan sinyal-sinyal input berbobot :

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^{NJ} w_{kj} o_j \quad (3.1)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$o_k = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_k + \theta_k)}} = f_k(\text{net}_k, \theta_k) \quad (3.2)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit output).

- c. Tiap-tiap unit output ($\text{Net}_\ell, \ell = 1, 2, 3, \dots, NL$) menjumlahkan sinyal-sinyal input berbobot :

$$\text{net}_\ell = \sum_{k=1}^{NK} w_{\ell k} o_k \quad (3.3)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$o_{\ell} = \frac{1}{1 + e^{-(net_{\ell} + \theta_{\ell})}} = f_{\ell}(net_{\ell}, \theta_{\ell}) \quad (3.4)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit output)

Backward

- d. Tiap-tiap unit output (Net_{ℓ} , $\ell = 1, 2, 3, \dots, NL$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi errornya :

$$\delta_{pq\ell} = (t_{pq\ell} - o_{pq\ell}) f'_{\ell}(net_{pq\ell}) \quad (3.5)$$

kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai $w_{\ell k}$) :

$$\Delta w_{\ell k}(p) = \eta \sum_{q=1}^{NQ} \frac{\delta_{pq\ell}}{NQ} o_{pqk} + \alpha \Delta w_{\ell k}(p-1) \quad (3.6)$$

hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai $w_{\ell k} o_k$):

$$\Delta w_{\ell k} o_k = \alpha \delta_{pq\ell} \quad (3.7)$$

kirimkan $\delta_{pq\ell}$ ini ke unit-unit yang ada dilapisan bawahnya.

- e. Tiap-tiap unit tersembunyi (Net_k , $k = 1, 2, 3, \dots, NK$) menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya):

$$\delta_{net_k} = \sum_{\ell=1}^{NL} \delta_{pq\ell} w_{\ell k} \quad (3.8)$$

kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi error :

$$\delta_{pqk} = f'_{k}(net_{pqk}) \sum_{\ell=1}^{NL} \delta_{pq\ell} w_{\ell k} \quad (3.9)$$

kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{kj}) :

$$\Delta w_{kj}(p) = \eta \sum_{q=1}^{NQ} \frac{\delta_{pqk}}{NQ} o_{pqj} + \alpha \Delta w_{kj}(p-1) \quad (3.10)$$

hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai $w_{kj}o_j$) :

$$\Delta w_{kj} o_j = \alpha \delta_{pqk} \quad (3.11)$$

- f. Tiap-tiap unit output ($Net_{\ell}, \ell = 1,2,3,\dots,NL$) memperbaiki bias dan bobotnya ($k = 1,2,3,\dots,NK$)

$$w_{\ell k}(\text{baru}) = w_{\ell k}(\text{lama}) + \Delta w_{\ell k} \quad (3.12)$$

$$w_{\ell k} o_k(\text{baru}) = w_{\ell k} o_k(\text{lama}) + \Delta w_{\ell k} o_k \quad (3.13)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ($Net_k, k = 1,2,3,\dots,NK$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j = 1,2,3,\dots,NJ$)

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (3.14)$$

$$w_{kj} o_j(\text{baru}) = w_{kj} o_j(\text{lama}) + \Delta w_{kj} o_j \quad (3.15)$$

3. Hitung Kuadrat Error dengan persamaan sbb :

$$E_p = \sum_{q=1}^{NQ} \sum_{\ell=1}^{NL} (t_{pq\ell} - o_{pq\ell})^2 \quad (3.16)$$

4. Up date/ perbaiki nilai momentum α untuk Epoch (iterasi) berikutnya yang nantinya akan memperbaiki nilai ΔE_n , dengan persamaan sbb:

$$\alpha(n+1) = \begin{cases} 1.01\alpha(n) & , \Delta E_n > 0 \\ 0.99\alpha(n) & , \Delta E_n < 0 \end{cases} \quad (3.17)$$

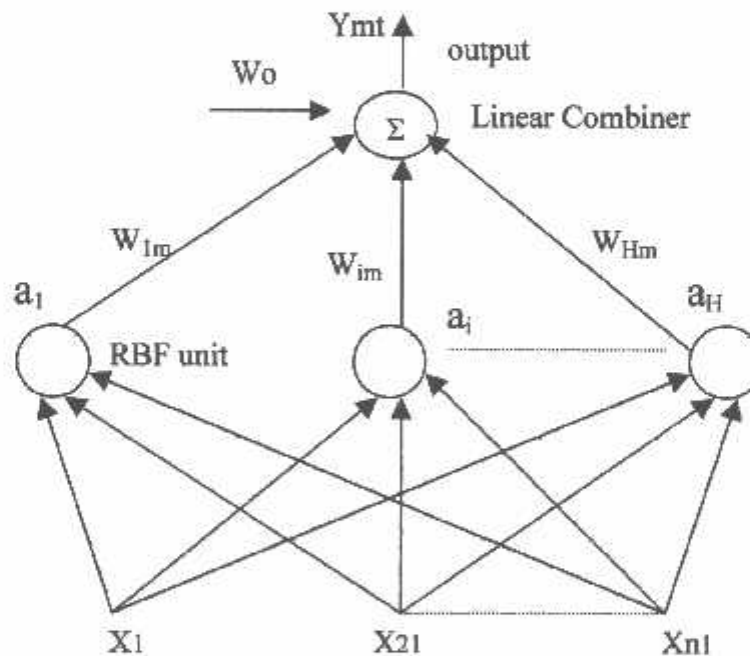
5. Apakah semua data sudah di training, jika Ya ke proses selanjutnya (no. 6), jika Tidak kembali ke proses awal.
6. Hitung MSE dengan persamaan sbb:

$$MSE = \frac{\sum E_p}{NP} \quad (3.18)$$

7. Apakah $|E(\text{ITER}) - E(\text{ITER}-1)| < \epsilon$, jika Ya ke proses selanjutnya (stop pembelajaran) jika Tidak kembali ke proses awal.

3.5. Radial Basis Function Neural Network

Model jaringan neural fungsi basis radial (Radial Basis Function Neural Network) termasuk kedalam jaringan neural dengan banyak lapisan (multylayer), karena jaringan ini terdiri dari tiga lapisan : lapisan-lapisan masuk, tersembunyi (hidden), dan lapisan keluar. Node-node dalam setiap lapisan secara penuh terhubung dengan lapisan sebelumnya. Variabel-variabel masuk masing-masing diserahkan pada sebuah node dalam lapisan masukan dan langsung melewati lapisan tersembunyi. Node tersembunyi atau unit-unit merupakan fungsi basis radial (RBF), juga disebut fungsi transfer.



Gambar 3.6.
Radial Basis Function Neural Network untuk SLF^[1]

Model Radial Basis Function Neural Network memiliki dua modul terpisah. Satu modul memperkirakan beban puncak untuk hari berikutnya dan modul yang lain memperkirakan beban total (energi) untuk hari berikutnya. Setiap modul memiliki jaringan saraf yang berbeda untuk menghasilkan perkiraan setiap hari dalam 1 bulan. Masukan-masukan pada masing-masing jaringan adalah :

- Perkiraan beban puncak untuk hari t ; beban puncak hari sebelumnya ($t-1$) dan beban puncak 7 hari sebelumnya ($t-7$)
- Perkiraan pemakain beban total (energi) untuk hari t ; pemakain beban total hari sebelumnya ($t-1$) dan pemakain beban total satu minggu atau 7 hari sebelumnya ($t-7$)

Sehubungan dengan pengamatan yang dilakukan untuk memperoleh variabel-variabel masukan seperti angka-angka beban sebelumnya, dikarenakan semua masukan dikaitkan dengan setiap node tersembunyi, masing-masing node tersembunyi memiliki sebuah pusat dimensi, tetapi hanya satu nilai yang digunakan untuk semua dimensi. Lalu membiarkan X_1 menjadi vektor yang masuk dengan komponen-komponen $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{rt}$. Keluaran unit i th, $a_i(X_t)$, dalam lapisan tersembunyi untuk pola diatas sama dengan :

$$a_i(X_t) = \exp\left(-\sum_{j=1}^r [x_{jt} - \hat{x}_{jt}]^2 / \sigma_i^2\right) \quad (3.19)$$

dimana :

\hat{x}_{jt} = pusat dari unit RBF i th untuk variabel masuk j

σ_i = luas unit RBF i th

x_{jt} = variabel j th dari pola masuk

Hubungan-hubungan antara unit-unit tersembunyi dan unit-unit keluar disusun seperti gambar diatas. Angka keluaran (y_m) dari node keluar m th sama dengan hasil akhir yang ditunjukkan keluaran-keluaran beban unit-unit tersembunyi dan masa penyimpangan node keluar seperti pada persamaan berikut:

$$y_m = \sum_{i=1}^H w_{im} a_i(X_i) + w_0 \quad (3.20)$$

dimana

- H = jumlah node-node lapisan tersembunyi (fungsi RBF)
- y_m = angka keluaran node m th pada lapisan keluar dengan pola masukan i th
- w_{im} = bobot antara unit RBF i th dan node keluaran m th
- w_0 = masa penyimpangan pada node keluar m th

BAB IV

**ANALISA PERKIRAAN BEBAN MENGGUNAKAN RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK**

4.1. Data Beban

Dalam skripsi ini untuk permasalahan perkiraan beban diperlukan data empiris berupa data beban setiap hari selama satu bulan. Untuk itu diperlukan sebuah lokasi studi kasus untuk mendapatkan data tersebut. Dengan mempertimbangkan berbagai faktor seperti letak lokasi, tegangan yang dihasilkan, arus yang dapat disalurkan dan lain-lain, maka lokasi yang diambil adalah Gardu Induk Blimbing.

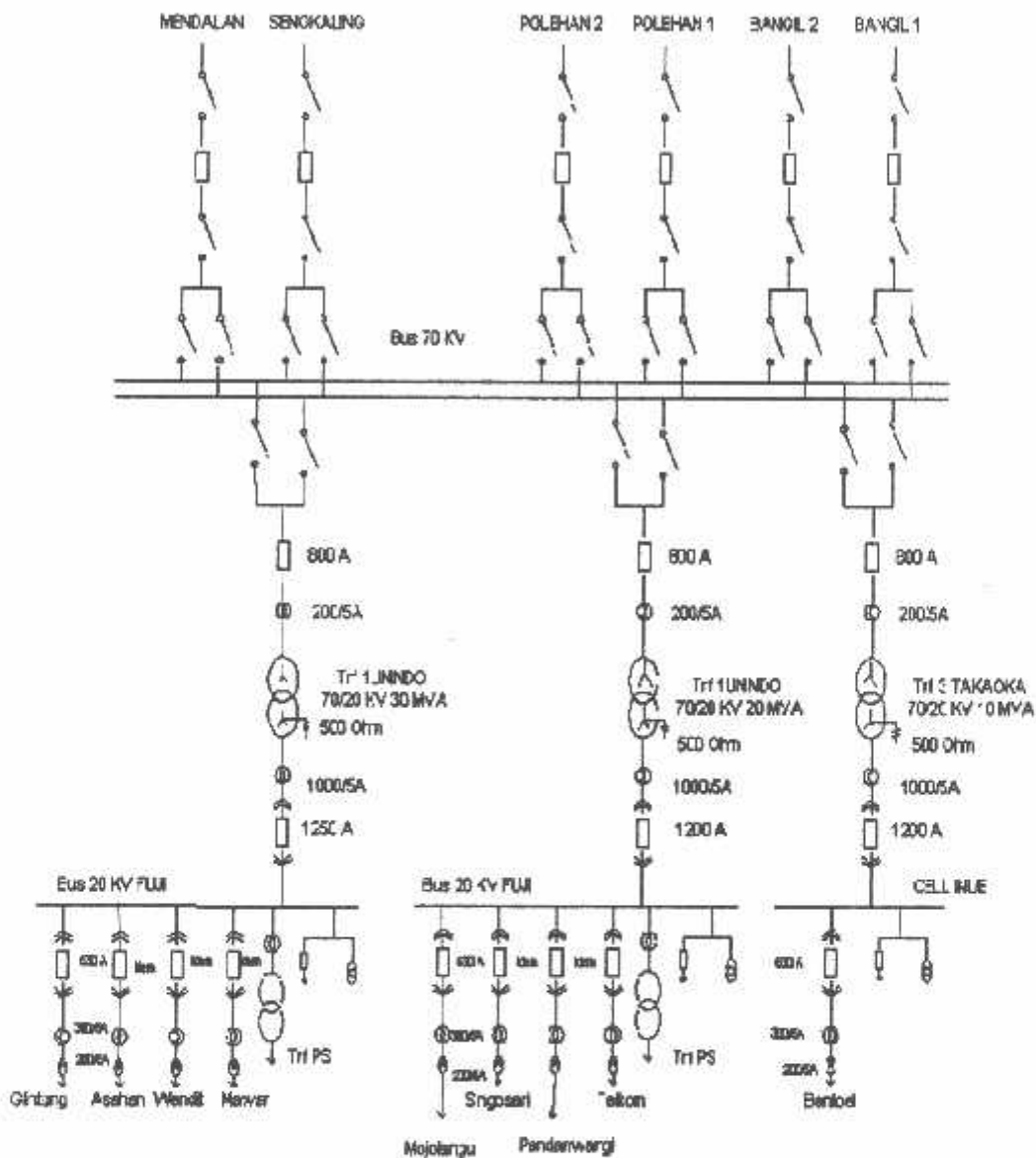
Gardu Induk Blimbing memiliki tiga Trafo dengan sembilan penyulang yang terdiri dari :

1. Trafo I bertegangan 70/20 kV dengan daya 20 MVA
 - Penyulang Telkom (300 A)
 - Penyulang Mojolangu (300 A)
 - Penyulang Singosari (300 A)
 - Penyulang Pandanwangi (300 A)

2. Trafo II bertegangan 70/20 kV dengan daya 30 MVA
 - Penyulang Glintung (300 A)
 - Penyulang Asahan (300 A)
 - Penyulang Wendit (300 A)
 - Penyulang Mawar (300 A)

3. Trafo III bertegangan 70/20 kV dengan daya 10 MVA

- Penyulang Bentoel (300 A)



Gambar 4.1.
Diagram satu garis Gardu Induk Blimbing Malang

4.2. Pemilihan Variabel Input

Hal terpenting dalam merencanakan perkiraan beban berbasis Jaringan Syaraf Tiruan adalah pemilihan variabel input. Beberapa faktor yang

mempengaruhi pola beban setiap harinya perlu dianalisis untuk dijadikan sebagai input Radial Basis Function Neural Network. Salah satu diantara faktor yang mempengaruhi adalah faktor cuaca, sebagaimana dilaporkan beberapa penelitian.

Walaupun demikian, pengaruh faktor cuaca perlu diuji dan diteliti lagi, karena faktor cuaca terhadap beban listrik tidak sama pada tempat berbeda. Di daerah yang memiliki empat musim, pada musim dingin sangat banyak menggunakan peralatan pemanas, sedangkan pada musim panas sangat banyak pula yang menggunakan pendingin ruangan (AC), karena perbedaan suhu antara musim panas dengan musim dingin sangat jauh berbeda. Dalam kondisi seperti ini, pengaruh cuaca sangat signifikan dan harus dipertimbangkan. Untuk daerah yang beriklim tropis seperti Indonesia yang hanya ada dua musim yaitu musim hujan dan musim kemarau, perbedaan suhu tidak terlalu besar maka keadaan akan berbeda. Dalam skripsi ini menentukan peramalan beban satu hari yang akan datang, dimana pengaruh cuaca tidak terlalu signifikan terhadap perubahan beban. Jadi dapat disimpulkan bahwa dalam lingkup penelitian ini pengaruh faktor cuaca terhadap beban listrik dapat diabaikan. Dengan tidak dimasukkannya faktor cuaca maka satu-satunya faktor yang dominan adalah beban historis atau perilaku beban masa lalu. Data beban historis yang digunakan adalah data beban puncak satu hari sebelumnya ($t-1$) dan data beban puncak satu minggu sebelumnya ($t-7$) untuk mencari perkiraan beban puncak, sedangkan untuk memperkirakan pemakaian beban (energi) data beban yang digunakan adalah data pemakaian beban satu hari sebelumnya dan data pemakaian beban satu minggu sebelumnya ($t-7$).

Tabel 4.1.
Data beban historis inputan dan beban aktual untuk beban puncak
Bulan Agustus 2004

TGL	Peak Load(H-7)	Peak Load(H-2)	Aktual(H-I)
1	36,9	36,5	36,2
2	37,2	36,2	37,1
3	37,9	37,1	37,1
4	35	37,1	36,6
5	37,4	36,6	37,2
6	37,5	37,2	37,2
7	36,2	37,2	36,1
8	37,1	36,1	34,5
9	37,1	34,5	36,5
10	36,6	36,5	37
11	37,2	37	37,7
12	37,2	37,7	37,6
13	36,1	37,6	38,2
14	34,5	38,2	34,6
15	36,5	34,6	32,1
16	37	32,1	35,2
17	30,1	35,2	31,6
18	37,6	31,6	38,9
19	38,2	38,9	35,4
20	34,6	35,4	36,8
21	32,1	36,8	34,7
22	35,2	34,7	31,5
23	31,6	31,5	37,1
24	36,9	37,1	39,6
25	35,4	39,6	39,4
26	36,8	39,4	39,9
27	34,7	39,9	40,2
28	31,5	40,2	37,9
29	37,1	37,9	35
30	39,6	35	40,4
31	39,4	40,4	39,5

*Catatan : Peak load dan beban Aktual dalam MW

Tabel 4.2.
Data Pemakaian beban historis inputan dan pemakaian beban aktual untuk
Pemakaian beban (energi) Bulan Agustus 2004

TGL	Total Load(H-7)	Total Load(H-2)	Aktual(H-1)
1	630,5	603,9	636
2	643,9	636	649,12
3	639	649,12	636
4	639,12	636	638,13
5	636	638,13	627,83
6	583,13	627,83	578,49
7	572,83	578,49	538,89
8	636	538,89	638,72
9	649,12	638,72	648,84
10	636	648,84	640,58
11	638,13	640,58	638,89
12	627,83	638,89	623,59
13	578,49	623,59	562,43
14	538,89	562,43	531,9
15	638,72	531,9	580,52
16	648,84	580,52	632,7
17	523,25	632,71	526,8
18	638,89	526,8	633,11
19	623,59	633,11	628,62
20	562,43	628,62	565,92
21	531,9	565,92	547,93
22	580,52	547,93	645,57
23	526,8	645,57	694,09
24	632,71	694,09	715,25
25	633,11	715,25	714,75
26	628,62	714,75	711,77
27	565,92	711,77	654,4
28	547,93	654,4	623,81
29	645,57	623,81	728,06
30	694,09	728,06	730,1
31	715,25	730,1	725,3

*Catatan : Total load dan Aktual dalam MWh

4.3. Perkiraan Beban Menggunakan Radial Basis Function Neural Network

Radial basis function neural network atau dengan istilah lain Jaringan Syaraf Tiruan basis radial adalah merupakan metode Artificial Intelligence

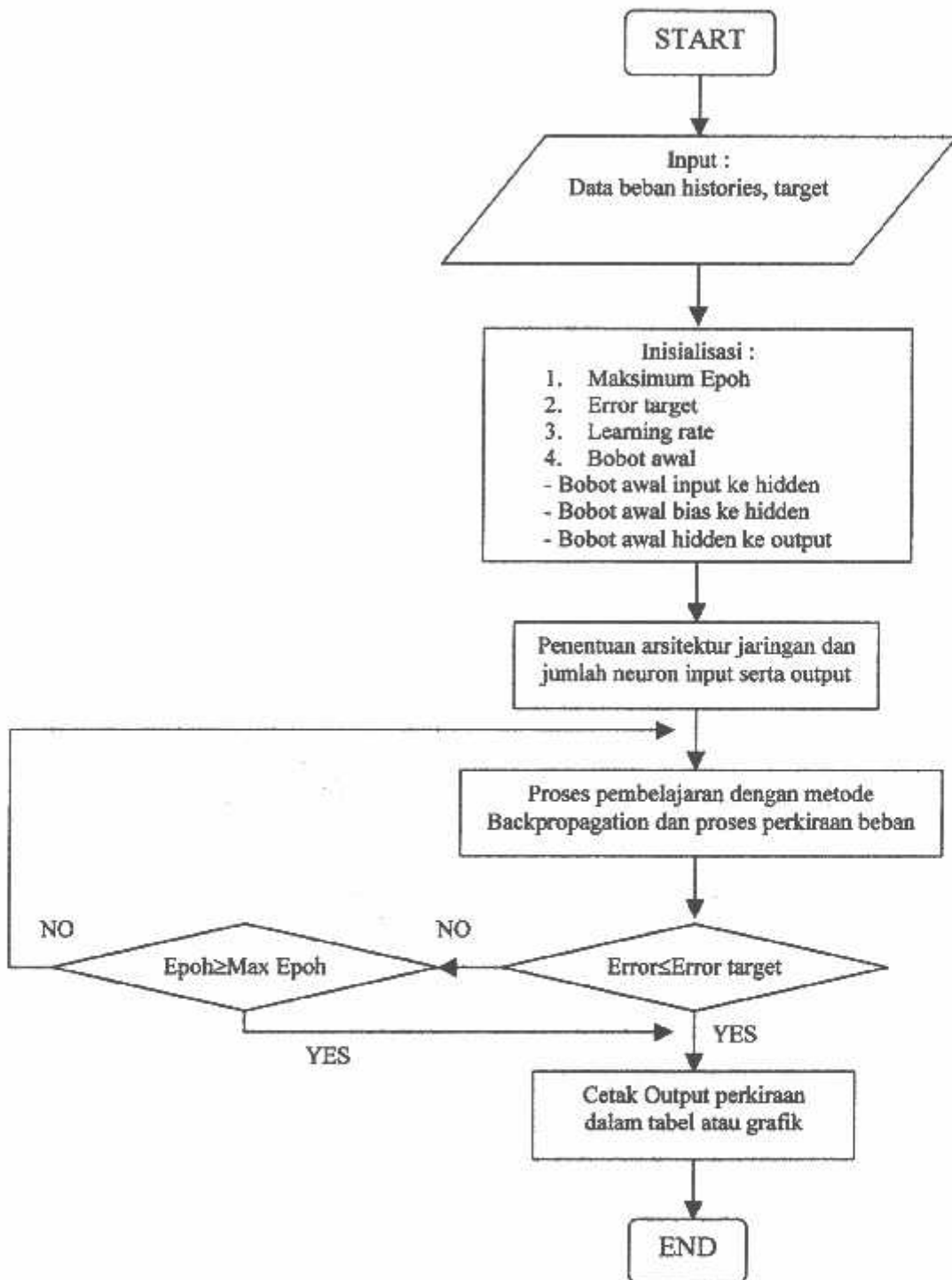
(Kecerdasan Buatan) yang dalam aplikasinya banyak untuk menyelesaikan masalah Forecasting (perkiraan), seperti perkiraan pertumbuhan ekonomi, perkiraan penyakit dalam kedokteran dan tentu saja dapat memperkirakan beban listrik. Jaringan Syaraf Tiruan adalah metode yang cukup cerdas karena terdapat proses pembelajaran dan tidak memerlukan operator yang expert (ahli) dalam memasukkan aturan kedalam metode ini.

4.3.1. Penyusunan Algoritma dan Flowchart

Algoritma Jaringan syaraf Tiruan dalam memperkirakan beban secara umum adalah sebagai berikut :

1. Tentukan beban historis dan beban target.
2. Inputan data beban (beban historis dan beban target) per hari.
3. Inisialisasi bobot awal input ke hidden, bobot awal bias ke hidden, bobot awal hidden ke output. Tetapkan learning rate, maksimum epoh, error target.
4. Menentukan arsitektur jaringan meliputi penentuan jumlah neuron pada lapisan input, hidden dan output.
5. Proses pembelajaran dengan metode Backpropagation untuk mendapatkan bobot dengan toleransi error dan iterasi tertentu.
6. Mempergunakan bobot training untuk mendapatkan perkiraan beban.
7. Cetak hasil peramalan beban ke dalam bentuk tabel atau grafik.

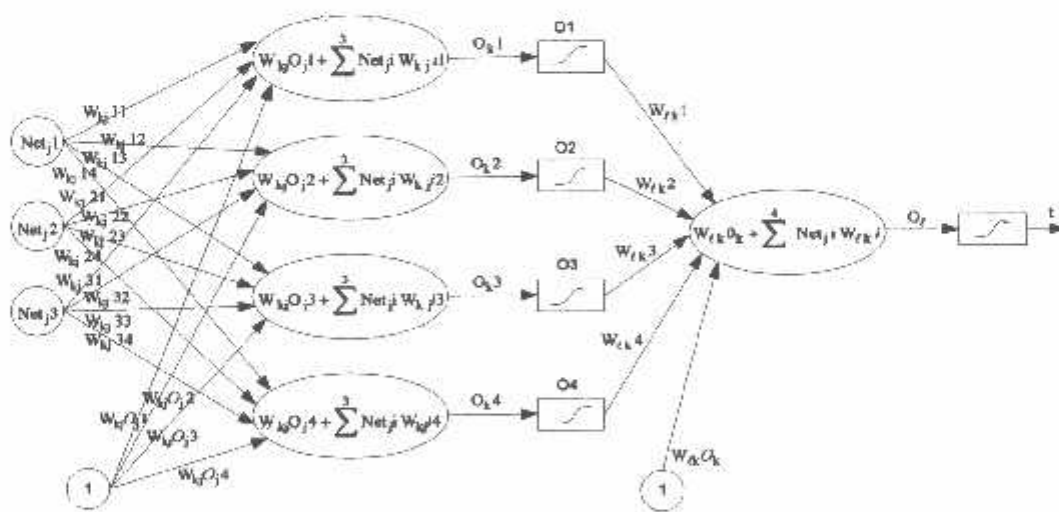
Dari algoritma di atas dapat dibuat diagram alir (flowchart) sebagai berikut :



Gambar 4.2.
Diagram alir perkiraan beban

4.3.2. Penentuan Arsitektur Jaringan

Untuk perkiraan beban didalam skripsi ini yang di gunakan sebagai inputan adalah beban historis baik beban puncak maupun pemakaian beban total (energi), dan untuk satu hari perkiraan inputan yang dibutuhkan adalah 2 beban historis dan 1 beban target, maka akan terdapat 3 inputan untuk perkiraan satu hari, dan karena terdapat 31 hari beban yang perlu diperkirakan maka jumlah neuron pada layer input adalah 62 buah. Sedangkan pada hidden layer jumlah neuronnya bebas (hal ini dikarenakan belun ada yang mendefinisikan seberapa besar jumlah neuron pada hidden layer). Pada output layer jumlah neuronnya tentu saja berjumlah 31, sesuai dengan jumlah hari beban yang akan di perkirakan. Namun dalam penggambarannya dapat disederhanakan dengan hanya membuat arsitektur jaringan untuk satu output saja. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.3. berikut ini :



Gambar 4.3. Arsitektur JST untuk perkiraan beban^[5]

Arsitektur ini berfungsi sebagai visualisasi dari Radial basis function neural network atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Dengan bantuan dari arsitektur ini maka kita akan mendapatkan informasi mengenai jumlah neuron pada lapisan input, hidden dan output. Selain itu kita juga mendapatkan mengenai alur kerja dari proses yang akan berlangsung.

Dari gambar arsitektur jaringan diatas maka akan di dapatkan sebagai berikut :

Ada 3 lapisan Input (Net_{j1}, Net_{j2}, Net_{j3}) dengan 1 output (target t) terdiri dari :

- 1 lapisan input
- 1 lapisan tersembunyi dengan 4 neuron, fungsi aktivasi yang digunakan pada setiap neuron pada lapisan ini adalah fungsi sigmoid biner

$$o_k = \frac{1}{1 + e^{-(net_k + \theta_k)}} = f_k (net_k, \theta_k)$$

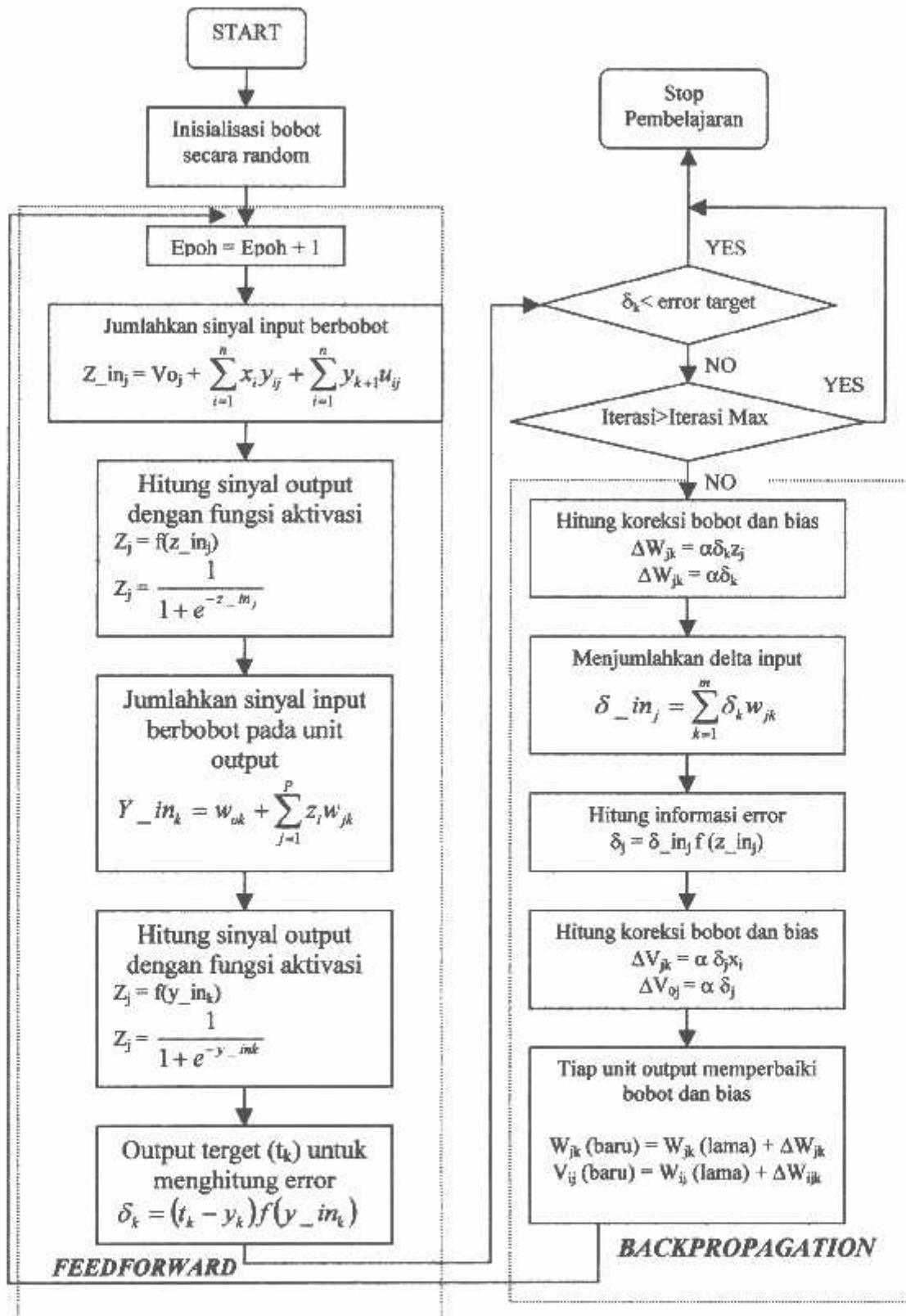
- 1 lapisan output dengan 1 neuron, fungsi yang di pakai pada neuron di lapisan ini adalah fungsi identitas $o_t = \frac{1}{1 + e^{-(net_t + \theta_t)}} = f_t (net_t, \theta_t)$

Bobot awal yang menghubungkan neuron-neuron pada lapisan input dan lapisan tersembunyi (W_{kj11} , W_{kj12} , W_{kj13} , W_{kj14} , W_{kj21} , W_{kj22} , W_{kj23} , W_{kj24} , W_{kj31} , W_{kj32} , W_{kj33} , W_{kj34}) dan bobot bias W_{kjOj1} , W_{kjOj2} , W_{kjOj3} dan W_{kjOj4} di pilih secara acak. Demikian pula bobot awal yang menghubungkan neuron-neuron pada lapisan tersembunyi dan lapisan output (W_{tk1} , W_{tk2} , W_{tk3} , W_{tk4}) dan bobot bias W_{tkO_k} juga di pilih secara acak.

4.3.3. Pembelajaran dengan Backpropagation

Backpropagation adalah salah satu metode dalam jaringan syaraf tiruan yang prinsip kerjanya adalah menggunakan error-nya untuk memperbaiki bobotnya. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam metode ini adalah fungsi sigmoid biner. Input di dalam metode ini untuk perkiraan beban adalah : beban historis, target beban, jumlah neuron pada hidden layer, learning rate μ , momentum α , maksimum epoch, target error, bobot awal input ke hidden, bobot awal dari bias ke hidden, bobot awal hidden ke output dan bobot awal bias ke output.

Tujuan dari pembelajaran dengan metode ini adalah mengolah semua bobot input awal untuk mendapatkan bobot baru dengan error yang lebih kecil dari error target atau telah melakukan looping sampai batas maksimum epoch (iterasi). Yang nantinya bobot baru tersebut akan di gunakan sebagai koefisien dalam memperkirakan beban yang diperkirakan. Alur proses dapat dilihat pada gambar 4.4.



Gambar 4.4
Flowchart proses bobot input menjadi bobot output

4.4. Hasil Perkiraan Beban

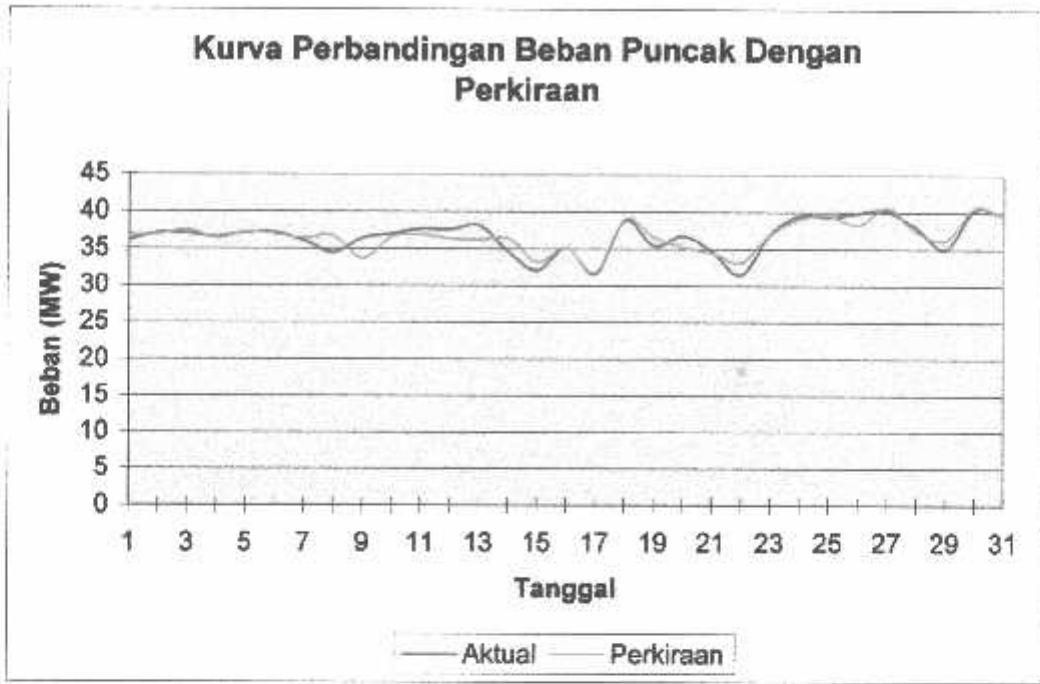
Dalam Skripsi ini beban yang diperkirakan adalah beban dalam satu bulan ke depan dengan memperkirakan beban puncak maupun beban total setiap harinya. Tabel 4.2. dan 4.3. akan menampilkan hasil perkiraan beban puncak dan pemakaian beban total setiap hari berikut dengan nilai persen error serta tampilan kurvanya.

Tabel 4.3.
Hasil perkiraan beban puncak bulan Agustus 2004

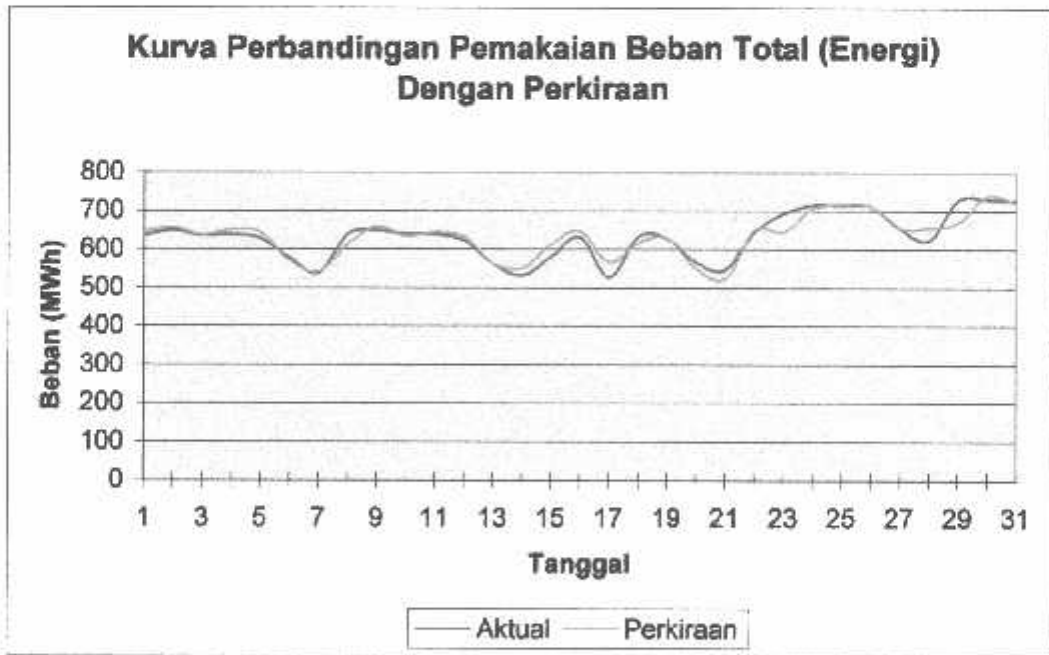
TGL	Aktual (MW)	Perkiraan (MW)	Error (%)
1	36,2	36,82	1,70504
2	37,1	36,93	0,45495
3	37,1	37,53	1,15009
4	36,6	36,44	0,43324
5	37,2	37,26	0,16190
6	37,2	37,00	0,53378
7	36,1	36,43	0,92382
8	34,5	36,75	6,51472
9	36,5	33,69	7,71008
10	37	36,65	0,95666
11	37,7	36,92	2,07180
12	37,6	36,39	3,23069
13	38,2	36,28	5,01713
14	34,6	36,42	5,25276
15	32,1	33,21	3,44944
16	35,2	35,17	0,08590
17	30,1	31,83	0,71613
18	38,9	39,07	0,42760
19	35,4	36,61	3,42672
20	36,8	35,29	4,11435
21	34,7	34,49	0,60286
22	31,5	33,18	5,32280
23	37,1	37,00	0,26943
24	39,6	39,19	1,03785
25	39,4	39,60	0,50653
26	39,9	38,33	3,93212
27	40,2	40,56	0,88708
28	37,9	37,46	1,16012
29	35	36,25	3,59941
30	40,4	40,59	0,47482
31	39,5	39,46	0,09243

Tabel 4.4.
 Hasil perkiraan Pemakaian beban total (energi) bulan Agustus 2004

TGL	Aktual (MWh)	Perkiraan (MWh)	Error (%)
1	638	646,51	1,65301
2	649,12	656,09	1,07390
3	638	637,05	0,16478
4	638,13	650,00	1,86052
5	627,83	643,89	2,55867
6	578,49	570,55	1,37208
7	538,89	541,70	0,52197
8	638,72	613,47	3,95340
9	648,84	658,76	1,52846
10	640,58	634,78	0,90527
11	638,89	644,11	0,81764
12	623,59	632,66	1,45511
13	562,43	563,08	0,11598
14	531,9	551,22	3,63217
15	580,52	613,54	5,68796
16	632,7	647,82	2,35836
17	523,25	566,08	7,45660
18	633,11	617,19	2,51445
19	628,62	630,21	0,25325
20	565,92	550,41	2,74059
21	547,93	524,06	4,35611
22	645,57	650,99	0,83916
23	694,09	645,51	6,99845
24	715,25	705,69	1,33678
25	714,75	716,73	0,27634
26	711,77	712,14	0,05149
27	654,4	654,98	0,08847
28	623,81	655,73	5,11700
29	728,06	669,88	7,99168
30	730,1	737,66	1,03514
31	725,3	722,26	0,41926



Grafik 4.1.
Kurva perbandingan beban puncak dengan perkiraan selama bulan Agustus 2004



Grafik 4.2.
Kurva perbandingan pemakaian beban total dengan perkiraan selama bulan Agustus 2004

4.5. Petunjuk Pengoperasian dan Tampilan Program Perkiraan Beban Harian Menggunakan Matlab ver 7.

Perkiraan beban dengan Radial Basis Function Neural Network menggunakan program matlab 7. Hal ini dikarenakan matlab telah memiliki Toolbox yang lengkap dan valid untuk metode Jaringan Syaraf Tiruan. Adapun pengoperasian dan tampilan program dari perkiraan beban dengan matlab adalah sebagai berikut :

1. Buka data beban sebagai inputan (pada office excel), baik itu data untuk mencari perkiraan beban puncak maupun perkiraan untuk mencari pemakaian beban total (energi) Terlihat pada tabel 4.5 untuk inputan perkiraan beban puncak dan tabel 4.6 untuk inputan perkiraan pemakaian beban total (energi).

Tabel 4.5.
Data beban sebagai inputan untuk mencari perkiraan beban puncak

TGL	Peak Load(H-7)	Peak Load(H-2)	Aktual(H-1)	Perkiraan	Error (%)
1	36,9	36,5	36,2		
2	37,2	36,2	37,1		
3	37,9	37,1	37,1		
4	35	37,1	36,8		
5	37,4	36,6	37,2		
6	37,5	37,2	37,2		
7	36,2	37,2	36,1		
8	37,1	36,1	34,5		
9	37,1	34,5	36,5		
10	36,6	36,5	37		
11	37,2	37	37,7		
12	37,2	37,7	37,8		
13	38,1	37,6	38,2		
14	34,5	38,2	34,6		
15	36,5	34,6	32,1		
16	37	32,1	35,2		
17	30,1	35,2	31,6		
18	37,8	31,6	38,9		
19	38,2	38,9	35,4		
20	34,6	35,4	36,8		
21	32,1	36,8	34,7		
22	35,2	34,7	31,5		
23	31,6	31,5	37,1		
24	38,9	37,1	39,6		
25	35,4	39,6	39,4		
26	36,8	39,4	39,9		
27	34,7	39,9	40,2		
28	31,5	40,2	37,9		
29	37,1	37,9	35		
30	39,6	35	40,4		
31	39,4	40,4	39,5		

*Catatan : Peak load dan beban Aktual dalam MW

Tabel 4.6.
Data beban sebagai inputan untuk mencari perkiraan pemakaian beban total

TGL	Total Load(H-7)	Total Load(H-2)	Aktual(H-1)	Perkiraan	Error (%)
1	630,5	603,9	636		
2	643,9	636	649,12		
3	639	649,12	636		
4	639,12	636	638,13		
5	636	638,13	627,83		
6	583,13	627,83	578,49		
7	572,83	578,49	538,89		
8	636	538,89	638,72		
9	649,12	638,72	648,84		
10	636	648,84	640,58		
11	638,13	640,58	638,89		
12	627,83	638,89	623,59		
13	578,49	623,59	562,43		
14	538,89	562,43	531,9		
15	638,72	531,9	580,52		
16	648,84	580,52	632,7		
17	523,25	632,71	526,8		
18	638,89	526,8	633,11		
19	623,59	633,11	628,62		
20	562,43	628,62	565,92		
21	531,9	565,92	547,93		
22	580,52	547,93	645,57		
23	526,8	645,57	694,09		
24	632,71	694,09	715,25		
25	633,11	715,25	714,75		
26	628,62	714,75	711,77		
27	565,92	711,77	654,4		
28	547,93	654,4	623,81		
29	645,57	623,81	728,06		
30	694,09	728,06	730,1		
31	715,25	730,1	725,3		

*Catatan : Total load dan Aktual dalam MWh

2. Buka software Matlab 7 terlihat seperti gambar 4.5.



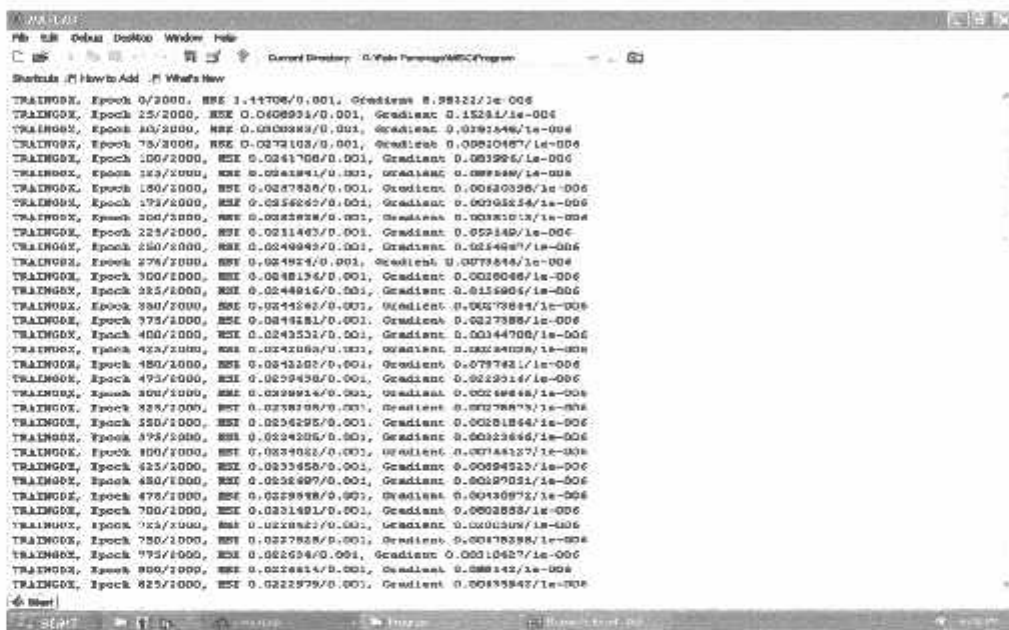
Gambar 4.5.
Tampilan Software Matlab ver 7.

3. Buka tampilan listing program utama untuk mencari perkiraan beban puncak dan perkiraan pemakaian beban, seperti terlihat pada gambar 4.6.

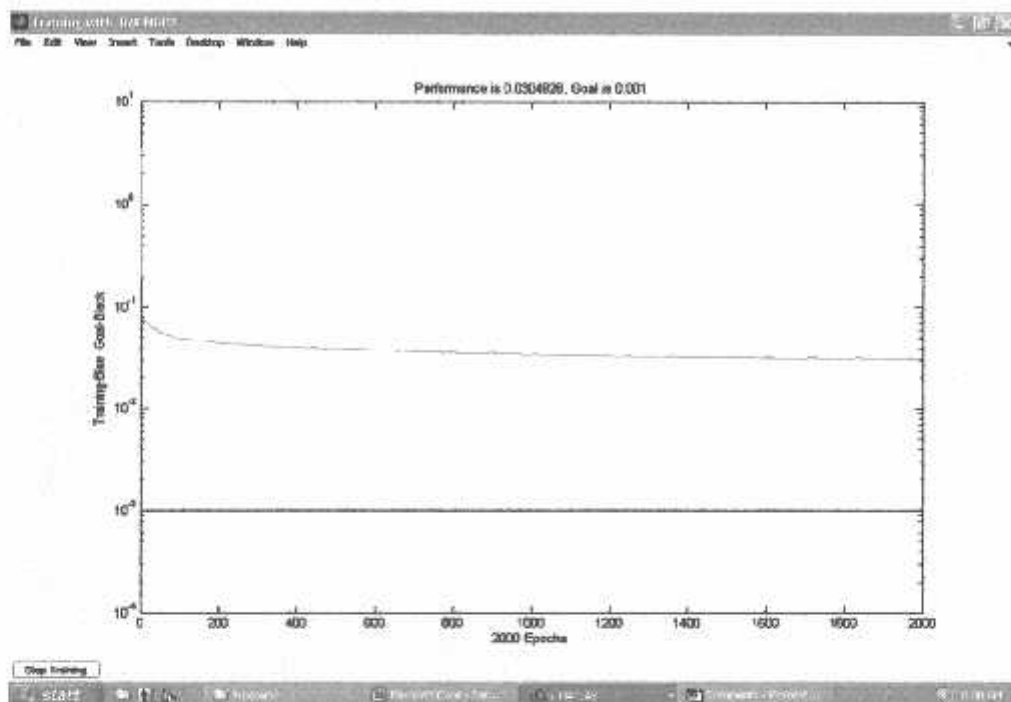


Gambar 4.6.
Tampilan listing program utama

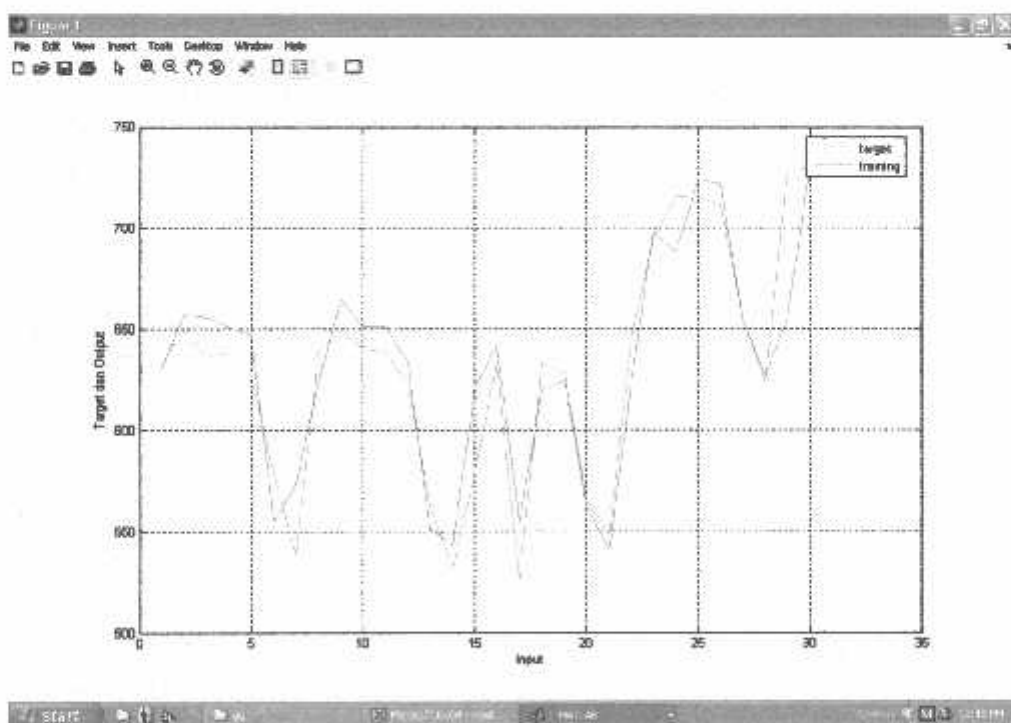
4. Dalam menjalankannya tekan F5 pada software listing program yang akan diperkirakan. Maka program akan melakukan proses training dan perkiraan, pada software matlab terlihat pada gambar 4.7 yang menampilkan proses training, yang akan mendapatkan bobot akhir. Gambar 4.8. menampilkan proses iterasi, kemudian hasilnya berupa grafik dan tabel. Gambar 4.9. menampilkan grafik hasil training. Tabel 4.7 merupakan hasil perkiraan beban puncak dan tabel 4.8 merupakan hasil perkiraan pemakaian beban (energi).



Gambar 4.7.
Tampilan proses training



Gambar 4.8.
Tampilan proses iterasi



Gambar 4.9.
Tampilan hasil training

Tabel 4.7.
Hasil perkiraan beban puncak

TGL	Peak Load(H-7)	Peak Load(H-2)	Aktual(H-1)	Perkiraan	Error (%)
1	36,9	36,5	36,2	36,82	1,71
2	37,2	36,2	37,1	36,93	0,45
3	37,9	37,1	37,1	37,53	1,15
4	35	37,1	36,6	36,44	0,43
5	37,4	36,6	37,2	37,26	0,16
6	37,5	37,2	37,2	37,00	0,53
7	36,2	37,2	36,1	36,43	0,92
8	37,1	36,1	34,5	36,75	8,51
9	37,1	34,5	36,5	33,69	7,71
10	36,6	36,5	37	36,65	0,95
11	37,2	37	37,7	36,92	2,07
12	37,2	37,7	37,6	36,39	3,23
13	36,1	37,6	38,2	36,28	5,01
14	34,5	38,2	34,6	36,42	5,25
15	36,5	34,6	32,1	33,21	3,44
16	37	32,1	35,2	35,17	0,08
17	30,1	35,2	31,6	31,83	0,71
18	37,6	31,6	38,9	38,07	0,42
19	38,2	38,9	35,4	36,61	3,42
20	34,6	35,4	36,8	35,29	4,11
21	32,1	36,8	34,7	34,49	0,60
22	35,2	34,7	31,5	33,18	5,32
23	31,6	31,5	37,1	37,00	0,26
24	38,9	37,1	39,6	39,19	1,03
25	35,4	39,6	39,4	39,60	0,50
26	36,8	39,4	39,9	38,33	3,93
27	34,7	39,9	40,2	40,56	0,88
28	31,5	40,2	37,9	37,46	1,16
29	37,1	37,9	35	36,26	3,59
30	39,6	35	40,4	40,59	0,47
31	39,4	40,4	39,5	39,46	0,09

*Catatan : Peak load, beban Aktual dan Perkiraan dalam MW

Tabel 4.8.
 Hasil perkiraan pemakain beban total

TGL	Total Load(T-7)	Total Load(H-2)	Aktual(H-1)	Perkiraan	Error (%)
1	630,5	603,9	636	646,51	1,65
2	643,9	636	649,12	656,09	1,07
3	639	649,12	636	637,05	0,16
4	639,12	636	638,13	650,00	1,86
5	636	638,13	627,83	643,89	2,55
6	583,13	627,83	578,49	570,55	1,37
7	572,83	578,49	538,89	541,70	0,52
8	636	538,89	638,72	613,47	3,95
9	649,12	638,72	648,84	658,76	1,52
10	636	648,84	640,58	634,78	0,90
11	638,13	640,58	638,89	644,11	0,81
12	627,83	638,89	623,59	632,66	1,45
13	578,49	623,59	562,43	563,08	0,11
14	538,89	562,43	531,9	551,22	3,63
15	638,72	531,9	580,52	613,54	5,68
16	648,84	580,52	632,7	647,62	2,35
17	523,25	632,71	526,8	566,08	7,45
18	638,89	526,8	633,11	617,19	2,51
19	623,59	633,11	628,62	630,21	0,25
20	562,43	628,62	565,92	550,41	2,74
21	531,9	565,92	547,93	524,06	4,35
22	580,52	547,93	645,57	650,99	0,83
23	526,8	645,57	694,09	645,51	6,99
24	632,71	694,09	715,25	706,69	1,33
25	633,11	715,25	714,75	716,73	0,27
26	628,62	714,75	711,77	712,14	0,05
27	565,92	711,77	654,4	654,98	0,08
28	547,93	654,4	623,81	655,73	5,11
29	645,57	623,81	728,06	669,88	7,99
30	694,09	728,06	730,1	737,66	1,03
31	715,25	730,1	725,3	722,26	0,41

*Catatan : Total load, Aktual dan Perkiraan dalam MWh

4.6. Perkiraan Menggunakan Data Jurnal

Adapun perkiraan menggunakan data pada jurnal dimaksudkan untuk mencari validasi dari program yang digunakan untuk memperkirakan.

Data yang terdapat pada jurnal adalah data beban puncak *Pacific Gas and Electric Company's (PG&E)* bulan Februari 1986.

Tabel 4.9.
Data Beban puncak aktual jurnal

TGL	Actual Load (MW)
1	11178
2	10695
3	12097
4	12161
5	12210
6	12260
7	12215
8	10427
9	11405
10	12488
11	12527
12	12383
13	12315
14	11303
15	10545
16	10386
17	11835
18	12054
19	12257
20	12264
21	11366
22	10487
23	9985
24	11840
25	11960
26	12229
27	12472
28	11360

Untuk mendapatkan perkiraan kita susun data historis satu hari sebelumnya (t-1) dan data historis satu minggu sebelumnya (t-7).

Tabel 4.10.
Susunan data inputan untuk mencari perkiraan pada data jurnal

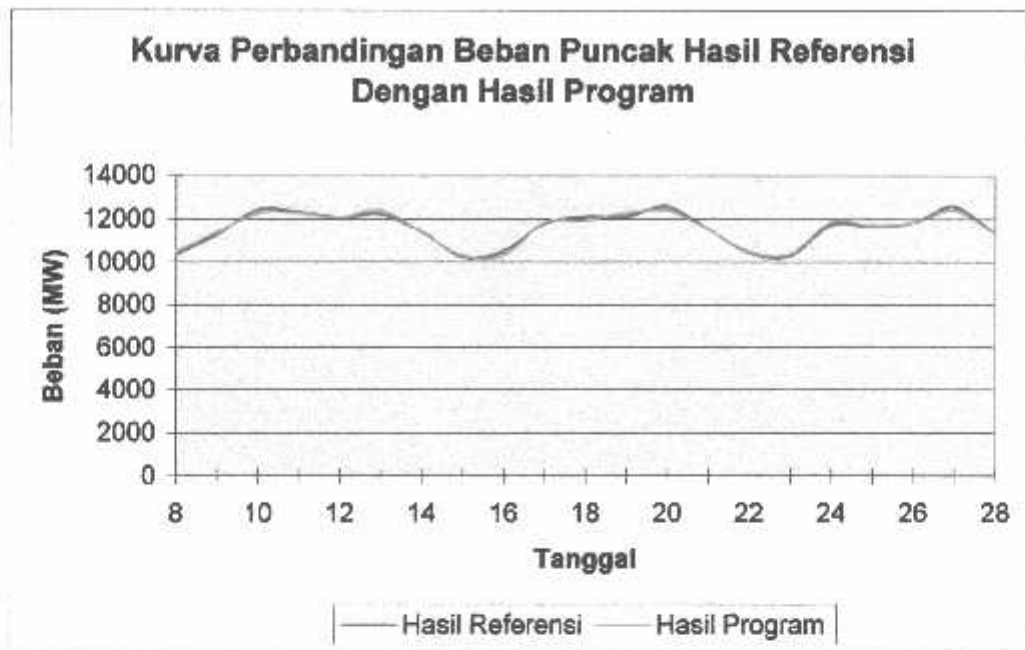
TGL	Peak Load (T-7)	Peak Load (T-2)	Aktual (T-1)	Perkiraan	Error (%)
8	11178	12215	10427		
9	10695	10427	11405		
10	12097	11405	12488		
11	12161	12488	12527		
12	12210	12527	12383		
13	12260	12383	12315		
14	12215	12315	11303		
15	10427	11303	10545		
16	11405	10545	10386		
17	12488	10386	11835		
18	12527	11835	12054		
19	12383	12054	12257		
20	12315	12257	12264		
21	11303	12264	11366		
22	10545	11366	10487		
23	10386	10487	9986		
24	11835	9986	11840		
25	12054	11840	11960		
26	12257	11960	12229		
27	12264	12229	12472		
28	11366	12472	11360		

*Peak Load dan aktual dalam (MW)

Setelah dilakukan perhitungan menggunakan program seperti diatas, maka diperoleh hasil perkiraan pada tabel 4.11. Gambar 4.11 merupakan kurva perbandingan beban aktual dengan perkiraan.

Tabel 4.11.
Hasil perkiraan data jurnal

TGL	Peak Load (MW)	Peak Load (MW)	Aktual (MW)	Perkiraan		
	T-7	T-2		Haal Referensi	Hasil Program	Error (%)
8	11178	12215	10427	10359,47	10369,01	0,09
9	10695	10427	11405	11287,24	11297,27	0,09
10	12097	11405	12488	12436,33	12466,57	0,24
11	12161	12488	12527	12324,79	12334,38	0,08
12	12210	12527	12383	12072,36	12085,41	0,11
13	12260	12383	12315	12239,48	12220,29	0,16
14	12215	12315	11303	11426,42	11393,01	0,29
15	10427	11303	10545	10268,72	10262,59	0,06
16	11405	10545	10386	10529,78	10554,97	0,24
17	12488	10386	11835	11810,32	11861,83	0,44
18	12527	11835	12054	12124,41	12151,96	0,23
19	12383	12054	12257	12142,08	12143,95	0,02
20	12315	12257	12264	12573,45	12579,35	0,06
21	11303	12264	11366	11548,37	11531,94	0,14
22	10545	11366	10487	10448,10	10447,40	0,01
23	10386	10487	9986	10328,06	10325,08	0,03
24	11835	9986	11840	11734,06	11768,00	0,29
25	12054	11840	11960	11657,73	11698,40	0,35
26	12257	11960	12229	11844,89	11838,73	0,05
27	12264	12229	12472	12573,53	12586,83	0,11
28	11366	12472	11360	11353,72	11346,04	0,07



Grafik 4.3.
Kurva perbandingan beban puncak hasil referensi dengan hasil program

BAB V

PENUTUP

Kesimpulan

Setelah melakukan analisa untuk perkiraan beban jangka pendek menggunakan *Radial Basis Function Neural Network*, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

- ❖ Dari hasil simulasi dan analisa yang telah dilakukan, didapat nilai error rata-rata untuk perkiraan beban puncak sebesar 2,136 % dengan error minimum 0,086 % dan error maksimum 7,710 % serta nilai error rata-rata perkiraan pemakaian beban total (energi) sebesar 2,295 % dengan error minimum 0,051% dan error maksimum 7,992%.
- ❖ Dari hasil analisa diatas, pola kurva beban menggunakan *Radial Basis Function Neural Network* dapat mendekati pola kurva beban aktual atau dengan perkataan lain trend hasil perkiraan dapat mengikuti trend keadaan sebenarnya.

DAFTAR PUSTAKA

1. D.K. Ranaweera, N.E. Hubele, A.D. Papalexopoulos, "Application of Radial Basis Function Neural Network Model For Short-Term Forecasting", IEE Proc-Gener. Transm. Vol. 142, No.1, Januari 1995.
2. Nakhoda, Ismail, Yusuf, Ir, M.T, Diktat Kuliah Operasi Sistem Tenaga Listrik, ITN Malang.
3. A.S. Pabla and Ir. Abdul Hadi, "Sistem Distribusi Daya Listrik", Erlangga, 1994.
4. Sri Kusumadewi, "Artificial Intelligence (Teknik Dan Aplikasinya)", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003.
5. Sri Kusumadewi, "Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab Dan Excel Link", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.

LAMPIRAN

Listing Program Untuk Mencari Perkiraan Beban Puncak

%Tugas akhir Radial Basis Neural Network Teknik Elektro

```
clc
interface=ddeinit('excel','DataPeak.xls');
data=ddereq(interface,'r2c2:r32c4');
inputa=data(:,1:2);
target=data(:,3);
n=length(inputa);
inproW=length(inputa(1,:));
inpcol=2;
tarrow=length(target(1,:));
tarcol=2;
inputa=inputa';
target=target';
mmInput=minmax(inputa);
mmTarget=minmax(target);
nnInput=zeros(inproW,inpcol);
nnTarget=zeros(tarrow,tarcol);
for i=1:inproW
    for j=1:n
        nnInput(i,j)=(inputa(i,j)-mmInput(i,1))/(mmInput(i,2)-mmInput(i,1));
    end
end
for i=1:tarrow
    for j=1:n
        nnTarget(i,j)=(target(i,j)-mmTarget(i,1))/(mmTarget(i,2)-mmTarget(i,1));
    end
end
net1=newff(minmax(nnInput),[5 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learnqdm');
net=newelm(minmax(nnInput),[8 1],{'tansig','purelin'});
net.trainParam.epochs=20000;
net.trainParam.goal=0.001;
net.trainParam.lr=0.2;
%net.trainParam.lr_inc=1.01;
%net.trainParam.lr_dec=0.99;
%net.trainParam.mc=0.7;
[net,tr]=train(net,nnInput,nnTarget);
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net.b{1,1}
Weigh_Layer=net.LW{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net.b{2,1}
```

```
%simulasi data training
a=sim(net,nnInput);
a=a';
for i=1:n
    a(i)=a(i)*(mmTarget(1,2)-mmTarget(1,1))+mmTarget(1,1);
end
figure(1);
inputa=inputa';
target=target';
a=a';
ta=zeros(length(a),1);
for i=1:length(a)
    ta(i)=i;
end
plot(ta,target,'b-',ta,a,'r-');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
grid;
cek=ddepoke(interface,'r2c5:r32c5',a);
ddeterm(interface);
```

Listing Program Untuk Mencari Perkiraan Pemakaian Beban Total (energi)

%Tugas akhir Radial Basis Neural Network Teknik Elektro

```
clc
interface=ddeinit('excel','DataTotal.xls');
data=ddereq(interface,'r2c2:r32c4');
inputa=data(:,1:2);
target=data(:,3);
n=length(inputa);
inproW=length(inputa(1,:));
inpcol=2;
tarrow=length(target(1,:));
tarcot=2;
inputa=inputa';
target=target';
mmInput=minmax(inputa);
mmTarget=minmax(target);
nnInput=zeros(inproW,inpcol);
nnTarget=zeros(tarrow,tarcot);
for i=1:inproW
    for j=1:n
        nnInput(i,j)=(inputa(i,j)-mmInput(i,1))/(mmInput(i,2)-mmInput(i,1));
    end
end
for i=1:tarrow
    for j=1:n
        nnTarget(i,j)=(target(i,j)-mmTarget(i,1))/(mmTarget(i,2)-mmTarget(i,1));
    end
end
%net1=newff(minmax(nninput),[5 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learnqdm');
net=newelm(minmax(nnInput),[8 1],{'tansig','purelin'});
net.trainParam.epochs=20000;
net.trainParam.goal=0.001;
net.trainParam.lr=0.2;
%net.trainParam.lr_inc=1.01;
%net.trainParam.lr_dec=0.99;
%net.trainParam.mc=0.7;
[net,tr]=train(net,nnInput,nnTarget);
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net.b{1,1}
Weigh_Layer=net.LW{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net.b{2,1}
```



```

%simulasi data training
a=sim(net,nnInput);
a=a';
for i=1:n
    a(i)=a(i)*(mmTarget(1,2)-mmTarget(1,1))+mmTarget(1,1);
end
figure(1);
inputa=inputa';
target=target';
a=a';
ta=zeros(length(a),1);
for i=1:length(a)
    ta(i)=i;
end
plot(ta,target,'b-',ta,a,'r-');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
grid;
cek=ddepoke(interface,'r2c5:r32c5',a);
ddeterm(interface);

```



INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO S-1
KONSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK

**BERITA ACARA UJIAN SKRIPSI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI**

Nama Mahasiswa : **WARSITO HADI**
N.I.M. : **99.12.006**
Jurusan : **Teknik Elektro S-1**
Konsentrasi : **Teknik Energi Listrik**
Judul Skripsi : **PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION
NEURAL NETWORK UNTUK PERKIRAAN
BEBAN HARIAN DI GARDU INDUK
BLIMBING MALANG**

Dipertahankan dihadapan Majelis Penguji Skripsi Jenjang Strata Satu (S-1)

Hari : **Kamis**
Tanggal : **31 Maret 2005**
Dengan Nilai : **72,80 (Tujuh Puluh Dua Koma Delapan Puluh) *Sm***

Panitia Ujian Skripsi



Ketua Majelis Penguji

(Ir. MOCHTAR ASRONI, MSME.)
NIP. Y. 101 8100 036

Sekretaris Majelis Penguji

(Ir. F. YUDI LIMPRAPOMO, MT.)
NIP. Y. 103 9500 274

Penguji Pertama

(Ir. TEGUH HERBASUKI, MT.)
NIP. 130 8900 209

Anggota Penguji

Penguji Kedua

(Ir. CHOIRUL SALEH, MT.)
NIP. Y. 101 8800 190



LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

1. Nama : WARSITO HADI
2. NIM : 99.12.006
3. Jurusan : Teknik Elektro S-1
4. Konsentrasi : Teknik Energi Listrik
5. Judul Skripsi : PENERAPAN RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK
UNTUK PERKIRAAN BEBAN
HARIAN DI GARDU INDUK
BLIMBING MALANG

6. Tanggal Mengajukan Skripsi : 5 Agustus 2004
7. Tanggal Menyelesaikan Skripsi : 17 Maret 2005
8. Dosen Pembimbing : Ir. Eko Nurcahyo
9. Telah Dievaluasikan Dengan Nilai : 80 (Delapan Puluh) *fm*

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Elektro S-1**

**(Ir. F. Yudi Limpraptono, MT.)
NIP. Y. 103 9500 274**

**Diperiksa dan Disetujui,
Dosen Pembimbing**

**(Ir. Eko Nurcahyo.)
NIP. Y. 102 8700 172**



PERSETUJUAN PERBAIKAN SKRIPSI

Dari hasil ujian Skripsi Jenjang Strata Satu (S-1) jurusan Teknik Elektro Konsentrasi Teknik Energi Listrik, yang diselenggarakan pada :

Hari : Kamis
Tanggal : 31 Maret 2005

Telah dilakukan perbaikan Skripsi oleh :

Nama : Warsito Hadi
N.I.M. : 99.12.006
Jurusan : Teknik Elektro
Program Studi : Energi Listrik S-1
Judul Skripsi : PENERAPAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK UNTUK PERKIRAAN BEBAN HARIAN DI GARDU INDUK BLIMBING MALANG

Perbaikan Meliputi :

No	Materi Perbaikan	Keterangan
1	Pola tidak sama dengan PLN	
2	Program kurang Valid	
3	Hasil perkiraan tidak sesuai dengan kondisi PLN	

Malang, April 2005

Anggota Penguji

(Ir. Teguh Herbasuki, MT)
Penguji Pertama

(Ir. Choirul Saleh, MT)
Penguji Kedua

Mengetahui
Dosen Pembimbing

(Ir. Eko Nurcahyo)



FORMULIR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Warsito Hadi
Nim : 99.12.006
Masa Bimbingan : 25 Oktober 2004 s/d 25 April 2005.
Judul Skripsi : Penerapan Radial Basis Function Neural Network Untuk Perkiraan Beban Harian Di Gardu Induk Blimbing Malang

No	Tanggal	Uraian	Paraf Pembimbing
1.	5-2-2005	Ganti peramalan dengan perkiraan	
2.	14-2-2005	Sempurnakan bab I dan II serta lanjutkan bab III	
3.	17-5-2005	Revisi rumusan masalah dan tujuan serta kelebihan pada metode	
4.	25-2-2005	Cari Validasinya	
5.	5-3-2005	Masukkan validasi ke bab IV	
6.	10-3-2005	Sempurnakan kesimpulan sesuai dengan yang ditulis pada tujuan dan buat makalah seminar hasil	
7.	15-3-2005	Acc maju seminar hasil	
8.	26-3-2005	ACC UJIAN SKRIPSI	
9.			
10.			

Malang, Maret 2005
Dosen Pembimbing,

Ir. Eko Nurcahyo.

Form.S-4b



PT PLN (PERSERO)
PENYALURAN DAN PUSAT PENGATUR BEBAN JAWA BALI
REGION JAWA TIMUR & BALI

Jl. Suningrat No. 45 Taman Sidoarjo 61257

Telepon : (031) 7882113, 7882114
Facsimile : (031) 7882578, 7881024

Kotak Pos : 4119 SBS
Bank : Bank Mandiri

Nomor : *2490* / 334/ RJTB/ 2004.
Surat Sdr. No. : ITN-985/III.TA/2/2004.
Lampiran : 1 (satu) lampiran.
Perihal : Ijin Survey/ Pengambilan Data.

30 SEP 2004

Kepada

Yth. Dekan Fakultas Teknik.
Institut Teknologi Nasional Malang
Di
MALANG

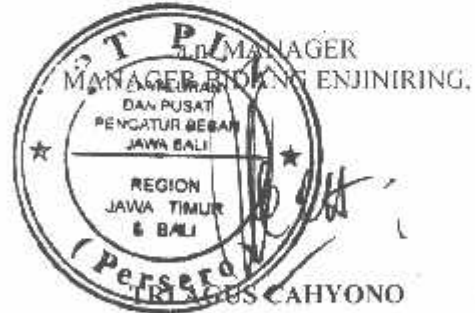
Menunjuk surat Saudara nomor : ITN-985/III.TA/2/2004 tanggal 31 Agustus 2004 perihal : Survey/ Permintaan Data, dengan ini diberitahukan bahwa kami tidak keberatan untuk memberikan ijin kepada Mahasiswa Saudara, bernama :

• **WARSITO HADI** NIM : 99.12.006.

Untuk melakukan survey/ pengambilan data pada PT. PLN (Persero) P3B Region Jawa Timur dan Bali UPT Malang, dengan persyaratan sebagai berikut :

1. Mahasiswa tersebut diatas supaya mengisi dan menanda tangani Surat Pernyataan 1 (satu) lembar bermeterai Rp. 6.000,-
2. Mahasiswa yang bersangkutan agar mematuhi peraturan/ketentuan yang berlaku di PT. PLN (PERSERO) sehingga faktor-faktor kerahasiaan harus benar-benar diutamakan.
3. Semua biaya perjalanan, penginapan, makan dan lain sebagainya tidak menjadi tanggungan PT. PLN (Persero) P3B Region Jawa Timur dan Bali.
4. Buku Laporan Kerja Praktek Mahasiswa tersebut agar dikirimkan kepada PT. PLN (Persero) P3B Region Jawa Timur dan Bali 1 (satu) buah.
5. Untuk informasi lebih lanjut dapat menghubungi PT. PLN (Persero) P3B Region Jawa Timur dan Bali Cq. Bidang Enjiniring.

Demikian harap maklum dan terima kasih atas perhatian saudara.



Tembusan Yth. :

1. M.SDM PLN P3B.
2. UPT Malang PLN P3B RJTB.
3. Sdr. Warsito Hadi.