

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



**ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK
MENGUNAKAN *MULTI-LAYER PERCEPTRON*
DETERMINISTIC ANNEALING DI AREA KOTA SURABAYA**

SKRIPSI

Disusun Oleh

**DONY WAHYU LESTANTO
NIM : 99.12.085**



SEPTEMBER 2005

LEMBAR PERSETUJUAN

ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGUNAKAN *MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC* *ANNEALING* DI AREA KOTA SURABAYA

SKRIPSI

*Disusun dan Diajukan Untuk Melengkapi dan Memenuhi Syarat Guna Mencapai
Gelar Sarjana Teknik*

Disusun oleh

DONY WAHYU LESTANTO
NIM : 99.12.085



Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Elektro

Ir. F. Yudi Limpraptono, MT
NIP.Y. 103 950 0274

Diperiksa dan Disetujui,
Dosen Pembimbing

Ir. Djojo Priatmono, MT.
NIP.101.850.00107

**KOSENTRASI TEKNIK ENERGI LISTRIK
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL MALANG**

LEMBAR PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Terima kasih yang pertama kali dan yang sebesar-besarnya penulis ucapkan kepada :



Karena atas Rahmad, Hidayah serta Inayah-NYA sehingga terselesaikannya skripsi ini dengan baik. Serta Rosul yang membawa Umat Manusia dari Zaman Jahiliyah Ke Zaman Terang-benderang.

Serta terima kasih banyak kepada Bpk. Ir. Djojo Priatmono, MT atas waktu, tenaga serta fikirannya yang bapak berikan dengan sabar untuk membimbing penulis. Terima kasih juga penulis ucapkan kepada Ibu Ida Barita, SH yang telah membimbing penulis dalam menyelesaikan seluruh mata kuliah termasuk skripsi selama ini. Pada seluruh staf (pegawai) yang berada di ITN Malang terutama Mas Jayeng, terima kasih ya Mas.

Juga kepada kedua orangtua ku, Ayahanda Ibunda tercinta yang selalu memberikan kasih sayang serta do'a kepada penulis, kakakku Dini serta suami, adikku Dana, nenek ku mbah Harjo Karti (Alm), keponakanku Elin, Rafi, Robi. Dan seluruh keluarga besarku.

Untuk keluarga besar Candi Panggung terima kasih atas dukungannya serta do'a yang diberikan kepada penulis, mbah Ya, abah In dll, semoga Allah swt memberikan rahmat dan kesejahteraan bagi mbah sekeluarga. Amin.

Untuk Mukti Wibowo sekeluarga, penulis ucapkan banyak terima kasih atas bimbingan, masukan, dukungan, do'a serta semangatnya yang telah diberikan kepada penulis dari awal sampai akhir penulisan skripsi ini, semoga Allah swt memberikan rahmat dan kesejahteraan bagi Mukti sekeluarga. Amin.

Untuk keluarga besar Niswatul Sa'diyah terima kasih atas dukungan, semangat serta do'a yang diberikan kepada penulis, semoga Allah swt memberikan rahmat dan kesejahteraan bagi Diah sekeluarga. Amin.

Untuk Mas Ugro sekeluarga, penulis ucapkan terima kasih atas bimbingannya, semoga Allah swt memberikan rahmat dan kesejahteraan bagi Mas Ugro sekeluarga. Amin.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Teruntuk Keluargaku Tercinta : Ayahanda



Ibunda tercinta yang selalu memberikan kasih sayangnya serta do'a kepada penulis, kakakku Dini serta suami, adikku Dana, keponakanku Elna, Rafi, Robi. Dan seluruh keluarga besarku. Tak lupa keluarga Mas Yon dan Keluarga Mas Bambang.



For My Soulmate : That you i have all this time Diah,

Dikaulah Sumber



very Special person that thanks for your love.

Semangatku. I love U

Terimakasih untuk Teman terbaikku



: Mukti (Duplikat Tora Sudiro), Gandhi (Boneka dari India), Jirin (Playboy Tajinan), (Ketreng



Bambang (The



Gun/Sumangaaat), Moniq,



Kepanjen, Yudhi

sekali),

Aris

cewek lain lebih baik istri sendiri), Wisnu, Tri Farid Singosari (endi jagunge), Rahmat Blimbing, Tlogo Mas, Mr. Jhon Bosque, Aris Slorok, Teguh (Sogol/Manusia Apatis), Eko (Tetelan/manusia tulang), Dedi (Turen), Edi (Mbah/pancen Kurus tapi Seksi, Rohman, Erang Gade, Ngeb (Tor Agus Blitar, (Batok Anton Klenang, Wrangler gak tao neng Suroboyo (Hitam Manis, tinggal



Farid Paiton, Purwosari, Mandra Kelangkong lek), Antok Lawang Lapangan), Bang Asrop, Umam (Jakel ganti), Robie (Kapan manch), Wanda Hilang Manisnya Hitamnya), Rahmad

Mojokerto (Buanglah Masa Lalumu), Dani (Brem), Sulistiono. Didiet Probolinggo, Budi, Roni, Didik Wartel Wawan Kurniawan gak Karuan, Jhoni Kademangan, Pur, Joko Blitar Dan untuk Sluruh Mahasiswa ITN khususnya Elektro ST 1-2 99 Yang tidak Disebutkan Namanya, Jangan marah Lha Yauw soalnya ini kertas A4 Bukan Kertas Manila Yang penting Saya cinta semua...Emuuach ..he..he.

Dub Design

Terima Kasih untuk Keluarga besar Kepanjeri Bapak, Ibu, Mbah, Mas
Opik, Mbah Nuh, Mas Foyib, Mbah Miftah, Mas Yanto, Mas
Arif, Mbah Fida, Mbah Firis, Mas Iwan, Diak, Dek
Rahma, Dek Rizal, Gondik.

Terima Kasih untuk Keluarga Besar Candi Panggung : Mbah Ya, Mbah Sur,
Mbah Ti, Mbah Mul, Abah In, Bu Kaji, Mas Rai, Dad, Mas Antok, Mas
Nanang, Cak Nur, Mas Gogoh, Mas Yudi, Cak Ju, Mas Palau, Cak
Rud, Rendi, July, Kris, Mei Hadi, Mei Gempot, Babul dan lain-
lainnya yang mungkin penulis lupa biasa otak manusia kan
terbatas.

TERIMA KASIH UNTUK : DAD COMPUTER, MOKKE COMPUTER, ARIS
COMPUTER, SOGOL COMPUTER, SONY ERICSSON T610 SONY ERICSSON
T610 My Motor Cycle N 2220 RJ, Aris motor cycle, Mookie Flash
Disk, Aris Flash Disk.



*Friendship with oneself is all
important, because without it one
cannot be friends with anyone else
in the world.*

وَسَلَامٌ عَلَيْكُمْ وَرَحْمَةُ اللَّهِ وَبَرَكَاتُهُ

Dony Wahyu Lestanto
Dad Design

KATA PENGANTAR

Syukur *Alhamdulillah Robbil'ualamiin* yang pertama penulis ucapkan Kehadirat *ALLAH 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 *Rosululloh Muhammad S.A.W* yang telah membawa kita dari *Zaman Jahiliyah* ke *Zaman yang Terang Benderang*. Adapun Skripsi ini dengan judul "**Analisa Perkiraan Beban Jangka Pendek Menggunakan Multi-layer Perceptron *Deterministic Annealing* Di Area Kota Surabaya**".

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. F. Yudi Limpraptono, MT, selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Nasional Malang.
4. Bapak Ir. Djojo Priatmono, MT, selaku Dosen Pembimbing yang telah banyak memberikan bimbingan, saran dan pemikiran serta supportnya sehingga terselesaikannya skripsi ini.
5. Bapak Suyono di P3B dan juga untuk Bapak Hery P di G.I Waru, terima kasih atas data dan sarannya yang diberikan kepada penulis.

6. Ayanda dan Ibunda tercintaku Kakak, Adikku Dana serta Keponakanku, untuk Diah terimakasih atas dukungan Moral dan Spiritualnya selama ini.
7. Keluarga besar Candi Panggung 20 Blimbing dan Keluarga besar Kepanjen Sukun Malang, terima kasih atas segala perhatian serta dukungan terhadap penulis selama ini.
8. Temen – temenku di Klapok Asri gg 2c 1 no 162 Malang, Mergan dan di Bendungan Sigura-gura terima kasih atas semangatnya .
9. Serta rekan-rekan Mahasiswa Elektro ITN pada umumnya dan Elektro Energi Listrik pada khususnya serta teman-teman semua.

Pada akhirnya penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca demi kesempurnaan dari skripsi ini, karena penulis menyadari masih banyak kekurangan di dalam skripsi ini. Dan penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat di kemudian hari. Amin

Malang, September 2005

Penulis

ABSTRACT

“ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC ANNEALING DI AREA KOTA SURABAYA”

(Dony Wahyu Lestanto, 99.12.085, TEKNIK ENERGI LISTRIK, 62 halaman)
(Dosen Pembimbing : Bapak Ir. Djojo Priatmono, MT)

Kata kunci : *Short-Term Load Forecasting, Artificial Neural network, Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing.*

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 *Multilayer Perceptron* atau 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* rata-rata yaitu sebesar 0,56% pada kondisi aktual terhadap beban perkiraannya selama satu minggu 168 jam meskipun banyak terdapat fluktuasi.

Metode *Deterministic Annealing* merupakan pengembangan dari metode *Jaringan Syaraf Tiruan* terdahulu, keunggulan dari metode ini adalah dapat mengklasifikasikan data masukan ke dalam sebuah *cluster*. Sehingga data yang diklasifikasikan mempunyai variasi nilai yang kecil pada tiap *cluster*.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
KATA PENGANTAR	iii
ABSTRACT	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan Pembahasan	3
1.4. Batasan masalah	3
1.5. Metodologi Pembahasan	4
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	8
2.2.2. Model Ekonometri	10
2.3. Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Beban	10
2.4. Cara-cara Memperkirakan Beban Jangka Pendek	12

2.4.1. Metode Koefisien Beban	12
2.4.2. Metode Pendekatan Linier	14
2.5. Pemodelan Kurva Beban	15
2.5.1. Pemodelan Tipe Hari.....	15
2.5.2. Pemodelan Mingguan	16
2.6. Representasi Beban	16
2.7. Keakuratan Prediksi	19
BAB III TEORI MULTI-LAYER PERCEPTRON <i>DETERMINISTIC</i>	
<i>ANNEALING</i>	20
3.1. Jaringan Syaraf Tiruan	20
3.2. Otak Manusia	21
3.3. Komponen Jaringan Syaraf Tiruan	22
3.4. Arsitektur Jaringan	24
3.4.1. Jaringan dengan lapisan tunggal (single layer net)	25
3.4.2. Jaringan dengan banyak lapisan (multilayer net)	26
3.5. Konsep <i>Deterministic Annealing</i>	27
3.6. Algoritma <i>Deterministic Annealing</i>	28
3.7. Metode <i>Deterministic Annealing</i>	31
3.8. Diagram Alir Program	34
BAB IV ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK	
MENGGUNAKAN <i>MULTI-LAYER PERCEPTRON</i>	
<i>DETERMINISTIC ANNEALING</i>	35
4.1. Data Beban	35

4.2. Pemilihan <i>Variabel Input</i>	38
4.3. Data Temperatur	39
4.4. Perkiraan Beban Menggunakan <i>Multi-layer Perceptron</i> <i>Deterministic Annealing</i>	40
4.5. Tahap Perkiraan	40
4.6. Hasil Perkiraan Beban	43
4.7. Validasi.....	57
4.7. Hasil Perhitungan Perkiraan Beban	58
BAB V PENUTUP	59
5.1. Kesimpulan	59
5.2. Saran	60
DAFTAR PUSTAKA	62
LAMPIRAN-LAMPIRAN	63

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Prinsip dasar perkiraan dengan metode kecenderungan	8
2.2. Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses	9
2.3. Kurva pertumbuhan beban komponen – komponennya	9
2.4. Kurva Regresi	10
2.5. Metode Koefisien Beban	13
2.6. Metode Pendekatan Linier	14
2.7. Representasi beban pada jaringan distribusi	17
2.8. Segitiga Daya	18
3.1. Susunan Syaraf Manusia	21
3.2. Struktur Neuron Jaringan Syaraf	22
3.3. Jaringan syaraf dengan 3 lapisan	24
3.4. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal	25
3.5. Jaringan syaraf dengan banyak lapisan	26
3.6. Konsep <i>Deterministic Annealing</i>	28
3.7. <i>Deterministic Annealing Clustering</i> dengan susunan <i>Multilayer Perceptron</i>	33
3.8. <i>Multi-layer Perceptron, Deterministic Annealing</i>	34
4.1. <i>Single line</i> diagram Gardu Induk Waru	37
4.2. Tampilan <i>Input Data</i>	41

4.3. Menu Tampilan Program Matlab	42
4.4. Tampilan <i>Listing</i> Program MLP <i>Deterministic Annealing</i>	42
4.5. Kurva hasil perkiraan beban hari Senin 6 Juni 2005.....	44
4.6. Kurva hasil perkiraan beban hari Selasa 7 Juni 2005.....	46
4.7. Kurva hasil perkiraan beban hari Rabu 8 Juni 2005.....	48
4.8. Kurva hasil perkiraan beban hari Kamis 9 Juni 2005.....	50
4.9 Kurva hasil perkiraan beban hari Jum'at 10 Juni 2005	52
4.10. Kurva hasil perkiraan beban hari Sabtu 11 Juni 2005.....	54
4.11. Kurva hasil perkiraan beban hari Minggu 12 Juni 2005.....	56
4.12. Kurva hasil perkiraan beban selama satu Minggu (168 jam).....	57

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Data beban 6 Juni 2005 – 12 Juni 2005	38
4.2. Hasil perkiraan beban perjam hari Senin 6 Juni 2005	43
4.3. Hasil perkiraan beban perjam hari Selasa 7 Juni 2005	45
4.4. Hasil perkiraan beban perjam hari Rabu 8 Juni 2005	47
4.5. Hasil perkiraan beban perjam hari Kamis 9 Juni 2005	49
4.6. Hasil perkiraan beban perjam hari Jum'at 10 Juni 2005	51
4.7. Hasil perkiraan beban perjam hari Sabtu 11 Juni 2005	53
4.8. Hasil perkiraan beban perjam hari Minggu 12 Juni 2005	55
4.9. Hasil perkiraan beban selama seminggu	56

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, akan tetapi tenaga listrik ini harus tersedia pada saat 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-daya yang dikirim dari bus-bus pembangkit jauh lebih besar dari pada permintaan daya pada bus-bus beban, maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit termal. Sedangkan apabila yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada bus-bus beban tertentu, yang akan mengakibatkan kerugian pada konsumen. Oleh karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya.

Syarat mutlak yang pertama harus dilaksanakan untuk mencapai tujuan itu adalah pihak perusahaan listrik harus mengetahui beban atau permintaan daya listrik dimasa depan (akan datang). Karena itu perkiraan beban jangka pendek, jangka menengah maupun jangka panjang merupakan tugas yang penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya listrik.

Perkiraan beban jangka pendek, yaitu perkiraan beban setiap jam atau tiap hari digunakan untuk penjadualan dan pengontrolan sistem daya atau alokasi pembangkit cadangan berputar, juga digunakan untuk masukan dalam studi aliran daya. Untuk dapat melakukan perkiraan beban tersebut maka diperlukan suatu metode-metode yang mampu memprediksi beban listrik untuk beberapa jam kedepan atau bahkan beberapa hari kedepan.

Dalam memperkirakan beban di masa yang akan datang telah banyak metode yang digunakan, tentu saja dengan tingkat keakuratan yang tinggi dan dengan error yang kecil diantaranya adalah dengan metode *Multi-layer Perceptron*, *Deterministic Annealing* sehingga diharapkan mampu mendapatkan hasil yang mendekati *real time* atau sesuai dengan beban sebenarnya, ketepatan perkiraan beban menghemat biaya dengan meningkatkan ekonomi pengiriman beban. Dan pada waktu yang sama, ini meningkatkan juga fungsi kontrol keamanan.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka permasalahan yang timbul adalah : Dapatkah metode *Multi-layer Perceptron*, *Deterministic Annealing* memperkirakan beban dengan *error* yang cukup kecil ?

Sesuai dengan gambaran permasalahan tersebut maka Skripsi ini diberi judul : “ **ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE *MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC ANNEALING* DI AREA KOTA SURABAYA** “

1.3. Tujuan Pembahasan

Tujuan dari penelitian skripsi ini adalah untuk mengetahui performa kerja dari metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* sebagai metode alternatif dalam memperkirakan beban dalam satu minggu, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa metode tersebut sangat baik dalam memperkirakan beban.

1.4. Batasan masalah

Permasalahan dalam sistem tenaga listrik sangat luas, sehingga dalam menganalisis permasalahan perlu diadakan pembatasan-pembatasan agar tidak meluas. Didalam penulisan skripsi ini pembatasan yang perlu dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Sistem yang ditinjau di area kota Surabaya.
 2. Waktu perkiraan beban harian selama satu minggu kedepan.
 3. Metode yang digunakan hanya untuk menentukan beban.
 4. Dalam pendekatan perkiraan beban hanya menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing*.
 5. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan program komputer Matlab 6.5.1.
 6. Perhitungan dilakukan pada keadaan normal.
-

1.5. Metodologi Pembahasan

Metodologi pembahasan dalam skripsi ini adalah sebagai berikut :

1. Studi literature : referensi Jurnal *IEEE* dan buku-buku pendukung lainnya
2. Data : Pengambilan data yang sebenarnya dilapangan
3. Analisa Data dengan proses pemasukan data yang didapat dilapangan untuk diolah dengan bahasa pemrograman (Matlab 6.5.1.)
4. Pengambilan kesimpulan dari hasil analisa.

1.6. Sistematika Pembahasan

BAB I : PENDAHULUAN

Berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan masalah, metodologi pembahasan, dan sistematika pembahasan.

BAB II : PERKIRAAN BEBAN LISTRIK

Berisi penjabaran peranan suatu perkiraan beban, faktor-faktor yang mempengaruhi beban, pemodelan serta metode perkiraan beban listrik, representasi beban.

BAB III : TEORI *MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC ANNEALING*.

Berisi teori dasar *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* serta cara kerjanya dalam memetakan *input* menjadi *output* yang sesuai.

**BAB IV : ANALISA PERKIRAAN BEBAN DENGAN MENGGUNAKAN
*MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC ANNEALING***

Berisi pemilihan *variabel input* dan *output*, analisa masing-masing metode dalam perkiraan beban dan evaluasi hasil perkiraan beban.

BAB V : PENUTUP

Berisi kesimpulan dan saran.

1.7 Kontribusi

Dengan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing*. ini diharapkan dapat memperkirakan beban listrik jangka pendek dengan hasil yang lebih akurat dan nilai *error* yang cukup kecil, sehingga metode ini dapat dijadikan acuan dan pembanding terhadap metode-metode lainnya yang selama ini digunakan juga untuk perkiraan beban listrik.

BAB II

PERKIRAAN BEBAN LISTRIK

2.1 Pendahuluan

Ada perbedaan antara arti kata-kata “ Perkiraan “ dan “ Peramalan “ meskipun keduanya sering dipakai untuk arti yang sama. Ramalan umumnya merupakan pernyataan atau tebakan dari yang akan terjadi dengan dikehendaki atau tidak serta tidak mempunyai dasar yang pasti dan merupakan pernyataan atau tebakan sesuatu diluar kontrol seseorang, misalkan seseorang meramalkan hujan atau cuaca buruk. Sedangkan perkiraan merupakan pernyataan dari apa yang akan terjadi bila kondisi tertentu atau kecenderungan terus-menerus dan dimisalkan bahwa penyebab kejadian-kejadian tersebut dapat diatur oleh manusia. Jadi apabila perkiraan tidak seperti yang diinginkan, itu masih dalam kemampuan kapasitas manusia untuk merubahnya.

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 misalnya perkiraan beban listrik, kecenderungan ekonomi, penyelidikan pasar dan lain-lain. Dalam sistem daya, perkiraan ini sangat dibutuhkan untuk memperkirakan dengan tepat antara beban dan kebutuhan energi, karena dalam distribusi listrik dibutuhkan banyak biaya. Perkiraan dengan waktu yang nyata pada jarak waktu yang nyata untuk jarak waktu yang pendek berubah-ubah dari beberapa menit sampai dengan (2 x 12) jam telah sangat populer dalam penggunaan daya di negara-negara yang maju.

Bila perkiraan energi terlalu kuno, maka yang akan terjadi bahwa kapasitas daya yang di bangkitkan oleh generator tidak akan cukup untuk memenuhi kebutuhan daya nyata, sehingga mengakibatkan keterbatasan dukungan catu daya yang akan merugikan kesejahteraan ekonomi negara. Namun bila perkiraan energi terlalu optimis, maka akan menjurus pada kelebihan kapasitas pembangkitan, yang mengakibatkan sebagian modal investasi tidak akan kembali atau mengalami kerugian.

Di suatu negara berkembang seperti Indonesia, dengan mengacu pada kedua permasalahan diatas maka sangat tidak baik pada perkembangan perekonomian, sehingga perkiraan beban harus menjadi salah satu prioritas yang tinggi.

Perkiraan beban di bidang tenaga listrik akan menghasilkan dua hasil utama, yaitu :

1. Perkiraan kebutuhan energi listrik (*demand*), yaitu energi yang dibutuhkan oleh konsumen.
2. Perkiraan beban tenaga listrik (*load*), yaitu power yang perlu di sediakan untuk memenuhi kebutuhan energi tersebut.

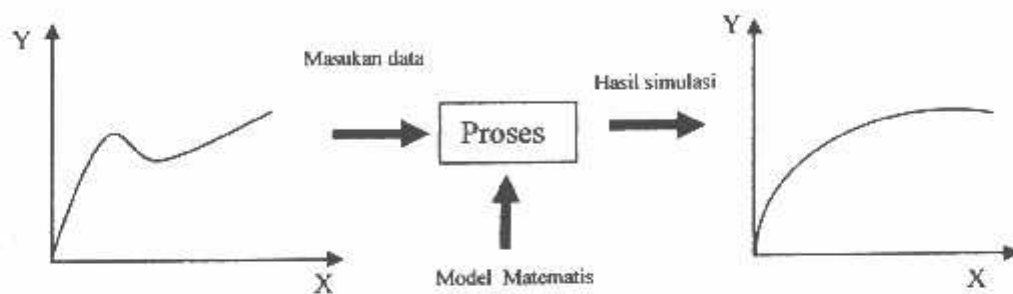
2.2. Metodologi perkiraan

Perkiraan yang dipakai dalam sistem 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 analisa regresi adalah dengan mempelajari sifat-sifat sebuah proses di masa lampau dan membuatnya sebagai suatu model matematis untuk masa mendatang, sehingga sifat atau kelakuan untuk masa mendatang dapat diextrapolasikan.



Gambar 2.1.

Prinsip dasar perkiraan dengan metode kecenderungan

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

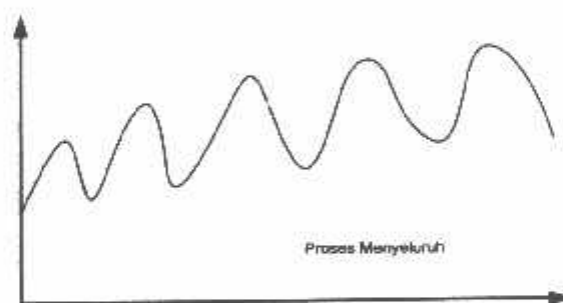
1. Pemasukan fungsi matematik kontinu ke dalam daya nyata untuk mendapatkan kesalahan keseluruhan terkecil, yang dikenal sebagai analisa regresi.
2. Pemasukan sebuah deret pada garis-garis kontinu atau kurva-kurva ke dalam data.

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

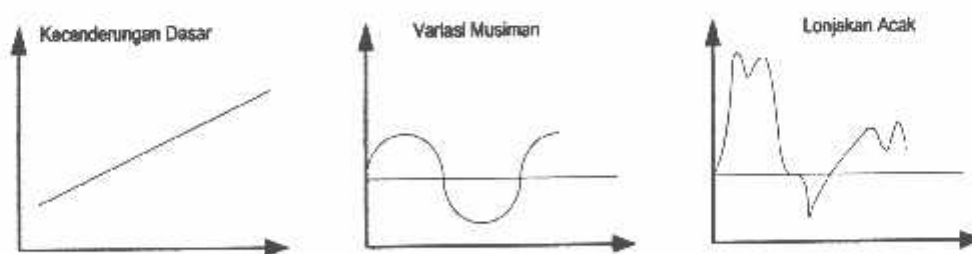
1. Kecenderungan dasar (*basic trend*), merupakan gerakan yang berjangka panjang lamban dan kecenderungan menuju satu arah naik atau menurun.

2. Variasi musiman (*seasonal variation*), merupakan gerakan yang berulang secara teratur selama kurang lebih setahun (beban bulanan, beban tahunan).
3. Variasi siklis (*syclic variation*), berlangsung selama lebih dari setahun dan variasi tersebut tidak pernah 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.

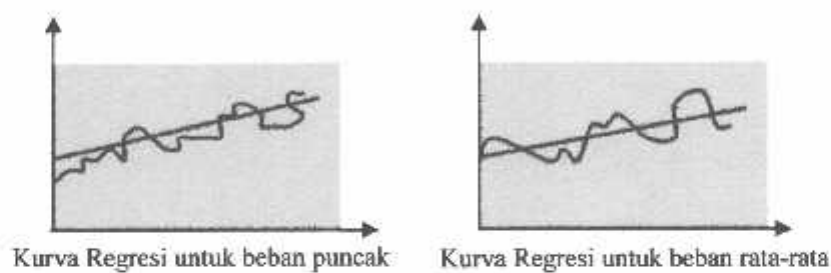


Gambar 2.2.
Kurva pertumbuhan beban keseluruhan proses



Gambar 2.3.
Kurva pertumbuhan beban komponen-komponennya

Dalam perkiraan, model proses keseluruhannya dapat dipakai atau hanya beberapa titik-titik tertentu dari titik prosesnya. Sebagai contoh, misalnya dengan membuat perkiraan dari kurva beban yang komplis atau alternatif lainnya dengan hanya membuat perkiraan sistem beban puncak tahunannya saja, hal ini proses modelnya dilakukan sebagai deret berkala (*time series*) seperti terlihat pada gambar 2.4.^[6]



Gambar 2.4.
Kurva Regresi

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.^[6]

2.3. Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Beban

Pertumbuhan beban jangka panjang mempunyai korelasi yang kuat dengan aspek pengembangan komunitas dan pengembangan lahan. Faktor ekonomi seperti laju kenaikan pendapatan penduduk perkapita, data demografi, dan 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 KVA persatuan luas pelayanan sistem distribusi energi listrik untuk skala panjang.

Lain halnya untuk perkiraan yang dilakukan dalam jangka waktu yang pendek, seperti harian atau perjam. Faktor-faktor eksternal seperti di atas yang berubahannya 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 di buktikan bahwa temperatur adalah faktor utama yang berpengaruh pada pola beban, sedangkan pengaruh cuaca yang lain, dari hasil penelitian tersebut dapat diabaikan.

Sedangkan pengaruh abnormal seperti badai yang berpengaruh besar terhadap pola beban sangat sulit diakomodasikan karena ketidakpastiannya.

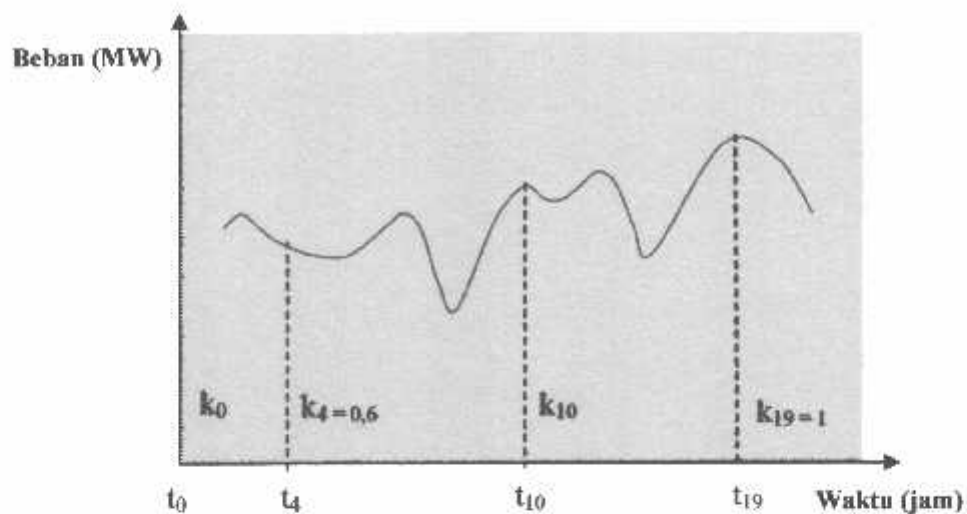
Dari hasil perkiraan jangka pendek ini akan diperoleh output yang lebih detail dan dinyatakan dengan besaran kerapatan beban KVA persatuan luas layanan yang diasosiasikan dengan koordinat *grid* atau lulusan yang diamati.^[6]

2.4. Cara-cara Memperkirakan Beban Jangka Pendek

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 rumus yang baku dalam memperkirakan beban, namun karena pada umumnya kebutuhan tenaga listrik para konsumen bersifat periodik, maka grafik beban sistem tenaga listrik juga bersifat periodik. Oleh karena itu data beban masa lalu (beban historis) beserta analisisnya sangat diperlukan untuk memperkirakan beban yang akan datang. Grafik beban yang ada secara perlahan-lahan berubah sesuai dengan perubahan-perubahan yang ada, karena disebabkan oleh banyak faktor diantaranya faktor temperatur. Misalnya : kalau temperatur naik maka pemakaian alat-alat penyejuk udara akan bertambah dan ini akan menambah pemakaian daya listrik. Hal ini menyebabkan tidak adanya rumus yang baku dalam memperkirakan beban. Beberapa metode yang dipakai untuk memperkirakan beban saat ini antara lain : Metode Koefisien Beban dan Metode Pendekatan Linier.^[4]

2.4.1 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 diperkirakan 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 perkiraan 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.^[4]

2.4.2 Metode Pendekatan Linier

Dengan menggunakan persamaan linier :

$$B = at + b_0 \quad \dots\dots\dots (2.1)$$

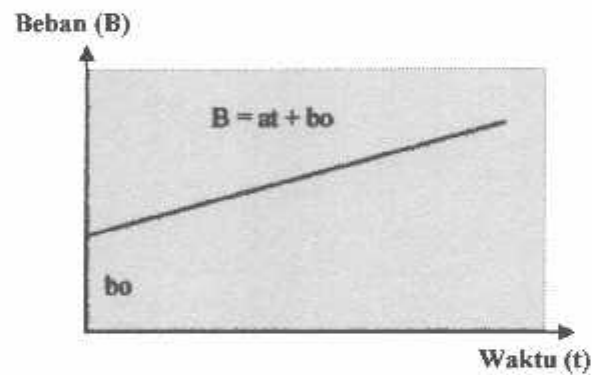
dimana

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.^[4]

2.5. 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.

2.5.1. 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
-

2.5.2 Pemodelan Mingguan

Model ini menghasilkan beban sampai 168 jam ke depan. Untuk itu model dasar dikerjakan secara berulang-ulang untuk menghasilkan perkiraan beberapa hari. Jika data beban historis tidak ada, hasil perkiraan beban digunakan sebagai *input*.

2.6. Representasi Beban

Dalam sistem distribusi beban dipresentasikan menjadi dua macam beban, yaitu :

- Beban Resistif
- Beban Reaktif

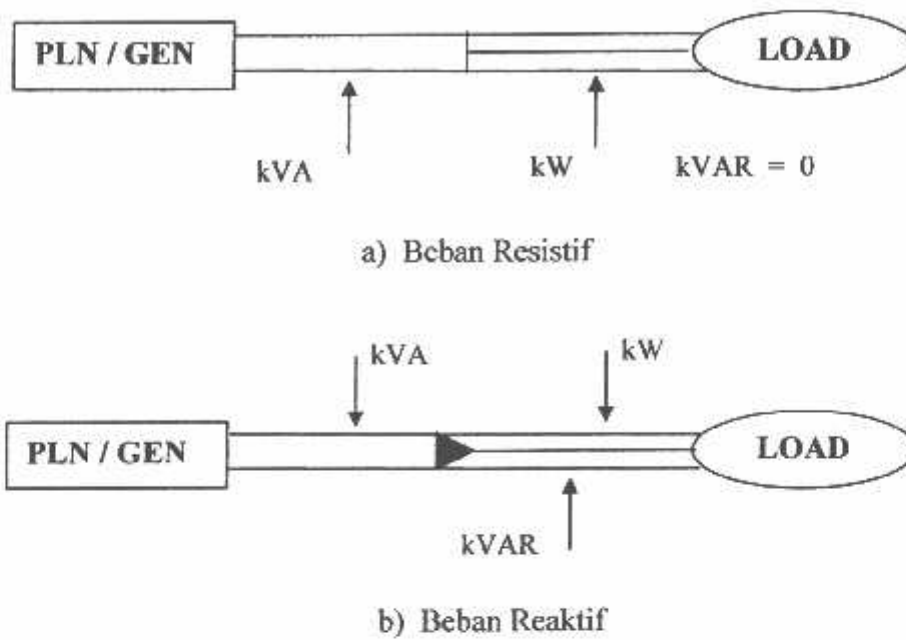
Kedua beban tersebut dipresentasikan pada gambar 2.7 di bawah ini :

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

Contoh : lampu pijar.

- Beban Reaktif adalah suatu beban listrik yang selain mengkonsumsi daya aktif, tetapi juga mengkonsumsi daya reaktif.

Contoh : motor listrik

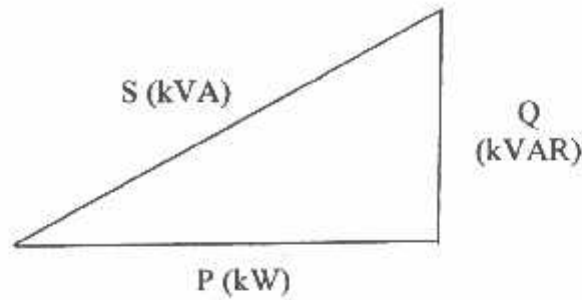


Gambar 2.7.
Representasi beban pada jaringan distribusi

Dimana :

- kW adalah daya aktif (efektif) merupakan daya terpakai, yaitu daya yang melakukan usaha atau energi yang sebenarnya.
- kVAR adalah daya reaktif. Daya ini tidak dibutuhkan dalam instalasi listrik, melainkan timbul karena adanya pembentukan medan magnet pada beban-beban induktif.
- kVA adalah daya semu yang merupakan penjumlahan secara vektoris antara daya aktif dan daya reaktif.

Pada gambar 2.9 berikut ini dapat dilihat hubungan antara daya aktif, daya reaktif dan daya semu serta faktor daya.



Gambar 2.8
Segitiga Daya

Hubungan antara ketiganya dapat ditunjukkan dengan persamaan matematika sebagai berikut :

$$P = V \times I \times \cos \varphi \dots\dots\dots (2.2)$$

$$Q = V \times I \times \sin \theta \dots\dots\dots (2.3)$$

$$P = V \times I \dots\dots\dots (2.4)$$

$$\cos \theta = P / S \dots\dots\dots (2.5)$$

Dari gambar 2.9 diatas dapat diketahui, bahwa besarnya daya yang berasal dari sumber listrik tidak seluruhnya sampai ke konsumen, akan tetapi dipengaruhi oleh faktor daya ($\cos \varphi$) yang merupakan cosinus sudut antara kW dan kVA.

Dengan membesarnya daya reaktif pada keadaan daya aktif konstan sudut antara arus dan tegangan akan bertambah besar pula, sehingga faktor daya akan mengecil. Memburuknya faktor daya akan mengakibatkan bertambahnya kVA penyaluran untuk daya aktif yang tetap.

Daya listrik yang disalurkan PLN ke rumah tangga maupun industri adalah daya terpasang, dimana besarnya daya terpasang (VA) ini sudah tertentu. Sedangkan daya yang digunakan oleh pelanggan disebut daya terpakai (Watt).

Daya terpasang ini tidak dapat digunakan seluruhnya karena terdapat unsur induktif dan resistif.

Dengan demikian akan timbul faktor daya, pemakaian daya listrik dengan faktor daya ditunjukkan oleh persamaan sebagai berikut :

$$kW = kVA \times \cos \varphi \quad \dots\dots\dots (2.6)$$

Dimana :

kW = Beban / daya listrik yang terpakai

kVA = Beban / daya listrik yang terpasang

2.7. Keakuratan Prediksi

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

$$MAPE = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{i=1}^N \frac{\text{beban perkiraan} - \text{beban aktual}}{\text{beban aktual}} \times 100\% \quad \dots\dots\dots (2.7)$$

dimana :

N = Jumlah observasi

Prosentase *error* dengan jangkauan 2 - 6 %, merupakan batas error yang di ijinakan.

BAB III

TEORI MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC ANNEALING

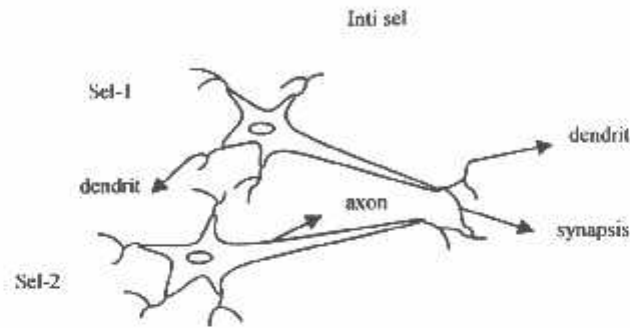
3.1. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah model sistem komputerisasi yang dapat bekerja seperti sistem saraf biologis pada saat berhubungan dengan “dunia luar”, dimana jaringan syaraf tiruan merupakan terjemahan dari *Artificial Neural Network (ANN)*. Terjemahan *ANN* bukan jaringan syaraf buatan karena makna dari kata “buatan” tersebut mempunyai konotasi bahwa manusia berusaha dapat membuat model sistem komputerisasi yang dapat menirukan cara kerja jaringan syaraf biologis atau dengan kata lain jaringan syaraf diimplementasikan pada program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Jaringan syaraf tiruan mempunyai beberapa sifat yang dimiliki otak manusia yaitu:

1. Kemampuan untuk belajar dari pengalaman.
2. Kemampuan untuk melakukan perumusan (*generalization*) terhadap input baru dari pengalaman yang dimilikinya.
3. Kemampuan dalam memisahkan (*abstraction*) beberapa karakteristik penting dari input, lapisan yang mengandung data tidak penting.¹³¹

3.2. 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.



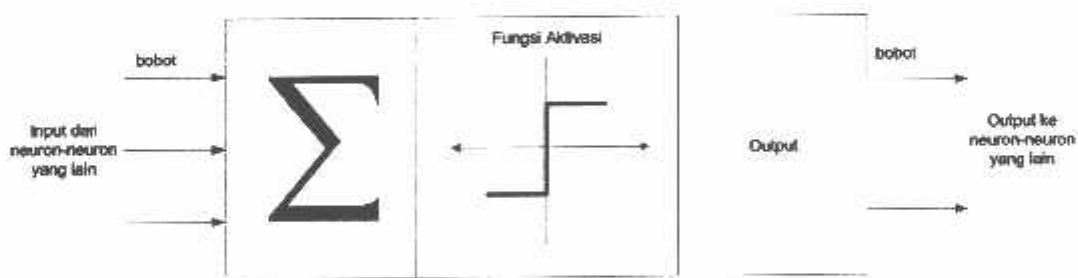
Gambar 3.1
Susunan syaraf manusia

Gambar 3.1 menunjukkan susunan syaraf pada manusia. Setiap sel syaraf (*neuron*) akan memiliki satu inti sel, inti sel ini nanti yang akan bertugas untuk melakukan 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 dikirimkan antar *neuron* ini berupa rangsangan yang di lewatkan melalui *dendrit*. Informasi yang datang dan diterima oleh *dendrit* akan di jumlahkan dan dikirim melalui *axon* ke *dendrit* akhir yang bersentuhan dengan *dendrit* dari *neuron* yang lain. Informasi ini akan diterima oleh *neuron* lain jika memenuhi batasan tertentu, yang sering dikenal dengan nama nilai ambang (*threshold*). Pada kasus ini, *neuron* tersebut dikatakan

teraktivasi. Hubungan antar neuron terjadi secara adaptif, artinya struktur tersebut terjadi secara dinamis. Otak manusia selalu memiliki kemampuan untuk belajar dengan melakukan adaptasi.^[3]

3.3. Komponen Jaringan Syaraf Tiruan

Ada beberapa tipe jaringan syaraf, namun demikian, hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf 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.

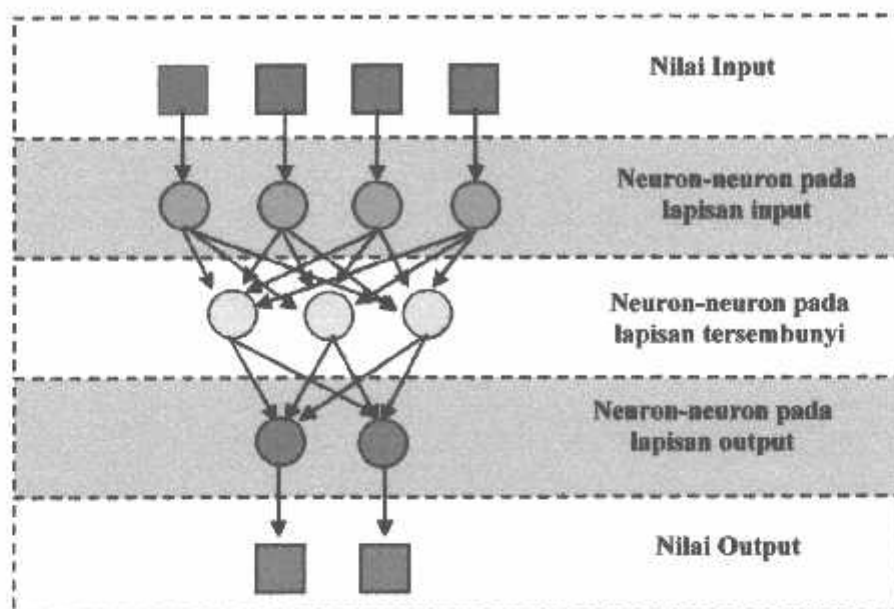


Gambar 3.2
Struktur *neuron* jaringan syaraf

Jika kita lihat, *neuron* buatan ini sebenarnya mirip dengan sel *neuron* biologis. *Neuron-neuron* buatan tersebut bekerja dengan cara yang sama pula dengan *neuron-neuron* biologis. Informasi (disebut dengan: *Input*) akan dikirim ke *neuron* dengan bobot kedatangan tertentu. *Input* ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang datang.

Hasil penjumlahan ini akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang (*threshold*) tertentu melalui **fungsi aktivasi** setiap neuron. Apabila *input* tersebut melewati suatu nilai ambang tertentu, maka *neuron* tersebut akan diaktifkan, tapi kalau tidak, maka *neuron* tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila *neuron* tersebut diaktifkan, maka *neuron* tersebut akan mengirimkan *output* melalui bobot-bobot *output*-nya ke semua *neuron* yang berhubungan dengannya. Demikian seterusnya.

Pada jaringan syaraf, *neuron-neuron* akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut dengan lapisan neuron (*neuron layers*). 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.^[3]



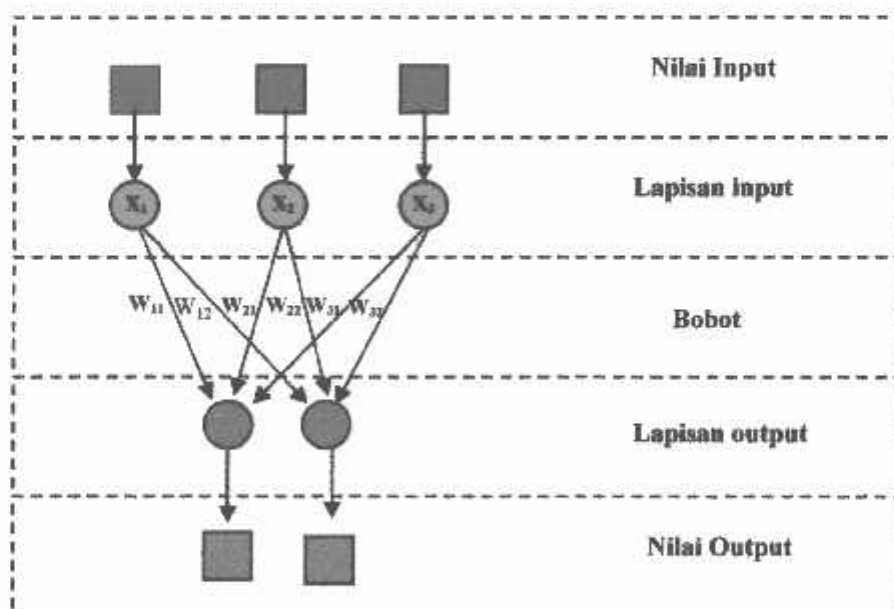
Gambar 3.3
Jaringan syaraf dengan 3 lapisan

3.4. 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*).^[3]

3.4.1. Jaringan dengan Lapisan Tunggal (*Single-Layer Net*)

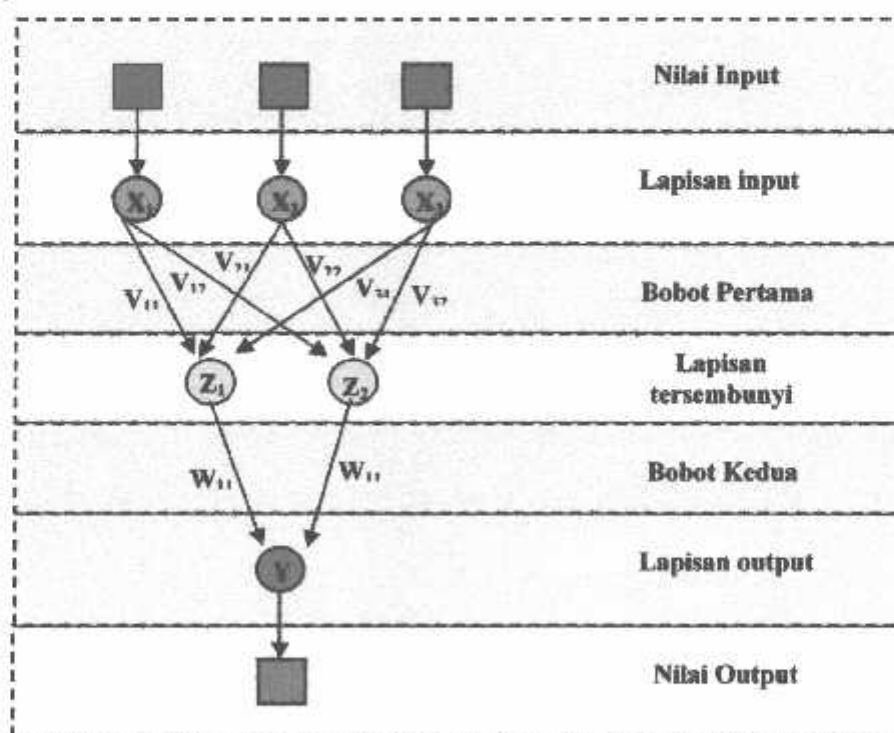
Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi (Gambar 3.4). Pada gambar 3.4 tersebut, lapisan input memiliki 3 *neuron*, yaitu Net_{i1} , Net_{i2} , dan Net_{i3} . Sedangkan pada lapisan output memiliki 2 *neuron* yaitu Net_{o1} dan Net_{o2} . *Neuron-neuron* pada kedua lapisan saling berhubungan. Seberapa besar hubungan antara 2 *neuron* ditentukan oleh bobot yang bersesuaian. Semua unit input akan dihubungkan dengan setiap unit output.^[3]



Gambar 3.4
Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal

3.4.2. 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. Oleh karena itu dalam skripsi ini di gunakan jaringan dengan banyak lapisan (*Multilayer net*) atau dengan istilah lain menggunakan *Jaringan Syaraf Banyak Lapisan (Multilayer Neural Network)*.^[3]

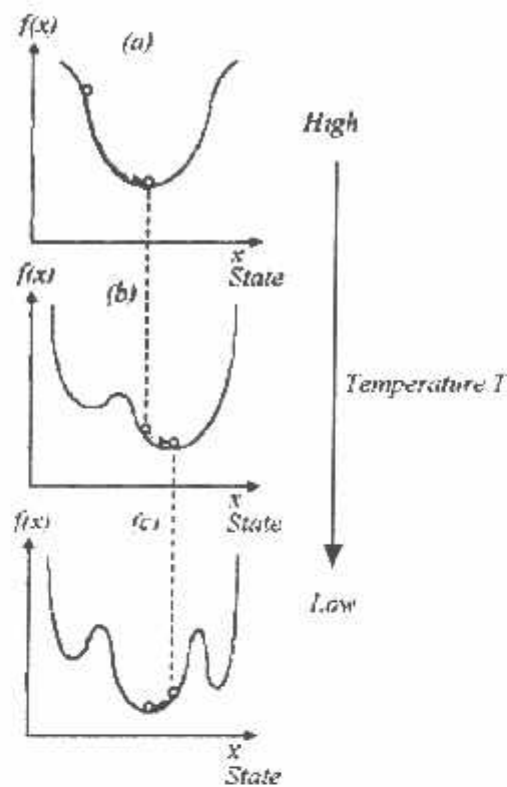


Gambar 3.5
Jaringan syaraf dengan banyak lapisan^[3]

3.5. Konsep *Deterministic Annealing*

Deterministic annealing berdasarkan prinsip mekanisme statistik yang mengendalikan jadwal pendinginan dalam bentuk algoritma. Ini menghadirkan jadwal suatu parameter yang disebut temperatur. *Deterministic annealing* memecahkan klasifikasi optimal secara global melalui *deterministic search*. *Deterministic annealing* meminimalkan energi bebas pada mekanisme statistik yang mempunyai fungsi perbedaan bentuk dengan temperatur.

Gambar 3.6 menunjukkan konsep *deterministic annealing*. Temperatur T turun dari pada gambar 3.6 (a)-(c) dan fungsi $f(x)$ adalah energi bebas untuk diminimalkan, dimana x berarti keadaan (*state*) vektor. Gambar 3.6 (a) menunjukkan bahwa satu minimum saja untuk *convexity* energi bebas pada temperatur tinggi. Dengan kata lain, itu adalah mudah untuk menemukan energi bebas minimum dengan inisial kondisi. Sebagai temperatur yang turun, energi bebas menjadi *convex* dan pendekatan fungsi bentuk mendekati fungsi energi bebas sebenarnya seperti yang ditunjukkan dalam gambar 3.6 (a). Pada akhirnya, gambar 3.6 (c) menunjukkan fungsi energi bebas sebenarnya. *Deterministic annealing* menemukan suatu solusi optimal pada masing-masing temperatur dengan metode pencarian *deterministic* lingkungan.^[1]



Gambar 3.6
Konsep *deterministic annealing*^[1]

3.6. Algoritma *Deterministic Annealing*^[1]

Deterministic annealing dijelaskan sebagai suatu metode *clustering* yang menganggap kemungkinan dalam penggabungan kedalam sebuah *cluster*. Yang menyediakan solusi untuk melepaskan dari sebuah minimum lokal dalam *clustering*. Bagaimanapun, *probabilistic search* tidak sepenuhnya efisien dalam menemukan sebuah minimum global. Untuk mengatasi masalah ini, *deterministic annealing clustering* memfokuskan pada prinsip entropi maksimum dalam mekanisme statistik yang digunakan untuk memperkirakan contoh distribusi yang tidak diketahui oleh pencarian distribusi dengan entropi maksimum. Dengan cara entropi tinggi ketidaktentuan rendah. Menggunakan prinsip entropi maksimum ke dalam penggabungan kemungkinan mengurangi dampak (efek) kemungkinan

dalam solusi yang telah diperoleh. Saat ini, dimana $P(x \in C_i)$ dinyatakan sebagai penggabungan kemungkinan ke *cluster* i . Persamaan (3.1) dapat ditulis kembali sebagai berikut :

$$d = \sum_x \sum_i P(x \in C_i) \|x - y_i\|^2 \dots\dots\dots (3.1)$$

Itu perlu dicatat bahwa penggabungan kemungkinan $P(x \in C_i)$ dikendalikan oleh prinsip entropi maksimum dan dapat ditulis sebagai berikut :

$$P(x \in C_i) = \frac{\exp(-\beta \|x - y_i\|^2)}{z_x} \dots\dots\dots (3.2)$$

dimana :

β parameter temperatur yang sama dengan $1/T$;

T temperatur ;

z_x fungsi pembagi dalam mekanisme statistik.

$$z_x = \sum_j \exp(-\beta \|x - y_j\|^2) \dots\dots\dots (3.3)$$

Temperatur tinggi, $\beta = 0$ membuat keseragaman kemungkinan (probabilitas) untuk seluruh *cluster*.

Sesuai pada fungsi pembagi, energi bebas dalam mekanisme statistik dapat ditulis sebagai berikut :

$$f = -\frac{1}{\beta} \log z = -\frac{1}{\beta} \sum_x \log z_x \dots\dots\dots (3.4)$$

Persamaan dibawah diberikan dari kondisi keseimbangan minimum energi bebas dalam mekanisme statistik :

$$\frac{\partial f}{\partial y_i} = 0 \quad \forall i \dots\dots\dots (3.5)$$

Dari (3.4) dan (3.5), kita dapat :

$$y_i = \frac{\sum_x xP(x \in C_i)}{\sum_x P(x \in C_i)} \quad \forall i \dots\dots\dots (3.6)$$

Sekarang, kita tentukan hitungan iterasi sebagai k . Persamaan (3.6) dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i^{(k)} = \frac{\sum_x xP(x \in C_i^{(k-1)})}{\sum_x P(x \in C_i^{(k-1)})} \quad \forall i \dots\dots\dots (3.7)$$

dimana :

$y_i^{(k)}$ vektor pusat *cluster* i pada iterasi k ;

$P(x \in C_i^{(k-1)})$ penggabungan kemungkinan (probabilitas) ke dalam *cluster* i pada iterasi $k - 1$ sebagai

$$P(x \in C_i^{(k-1)}) = \frac{\exp(-\beta \|x - y_i^{(k-1)}\|^2)}{\sum_j \exp(-\beta \|x - y_j^{(k-1)}\|^2)} \dots\dots\dots (3.8)$$

Energi bebas f merubah dengan perhitungan iterasi k dalam *deterministic annealing clustering* dan optimasi *deterministic* dibawa untuk menentukan vektor pusat pada masing – masing *cluster*. Probabilitas $P(x \in C_i)$ menjadi seragam dalam kasus $\beta = 0$ ketika ini mendekati nol atau dalam kasus $\beta = \infty$ sesuai dengan *clustering* konvensional. *Clustering* optimal dihasilkan oleh meminimalkan energi bebas dalam persamaan (3.4).

Kesimpulan, algoritma *deterministic annealing clustering* dapat ditulis sebagai berikut :

Langkah 1 : set inisial kondisi.

Langkah 2 : ulangi (3.7) dan (3.8) sampai kriteria pemusatan dalam fungsi d pada (3.1) terpenuhi.

Langkah 3 : hentikan jika parameter β memenuhi kriteria pemusatan. Bila tidak, naikkan parameter β dan kembali ke langkah 2. ⁽¹⁾

3.7. Metode *Deterministic Annealing*

Berdasarkan jaringan syaraf tiruan berupa *Multilayer Perceptron (MLP)* yang digunakan untuk perkiraan beban jangka pendek dalam skripsi ini adalah *deterministic annealing clustering* sebagai suatu *input data* sebelum proses. *Deterministic annealing* memainkan suatu peranan penting dalam teknik *clustering* optimal pada input data. *Multilayer Perceptron* digunakan untuk memperkirakan satu langkah kedepan dalam perkiraan beban maksimum harian sebagai suatu teknik jaringan syaraf tiruan. *Multilayer Perceptron* cukup dikenal untuk sebuah persamaan nonlinier universal. Beban maksimum harian berikut yang dapat ditulis sebagai :

$$V_{t+1} = h(x_t) \dots\dots\dots (3.9)$$

dimana:

V_{t+1} beban harian maksimum dalam hari $t + 1$;

$h(*)$ fungsi nonlinier

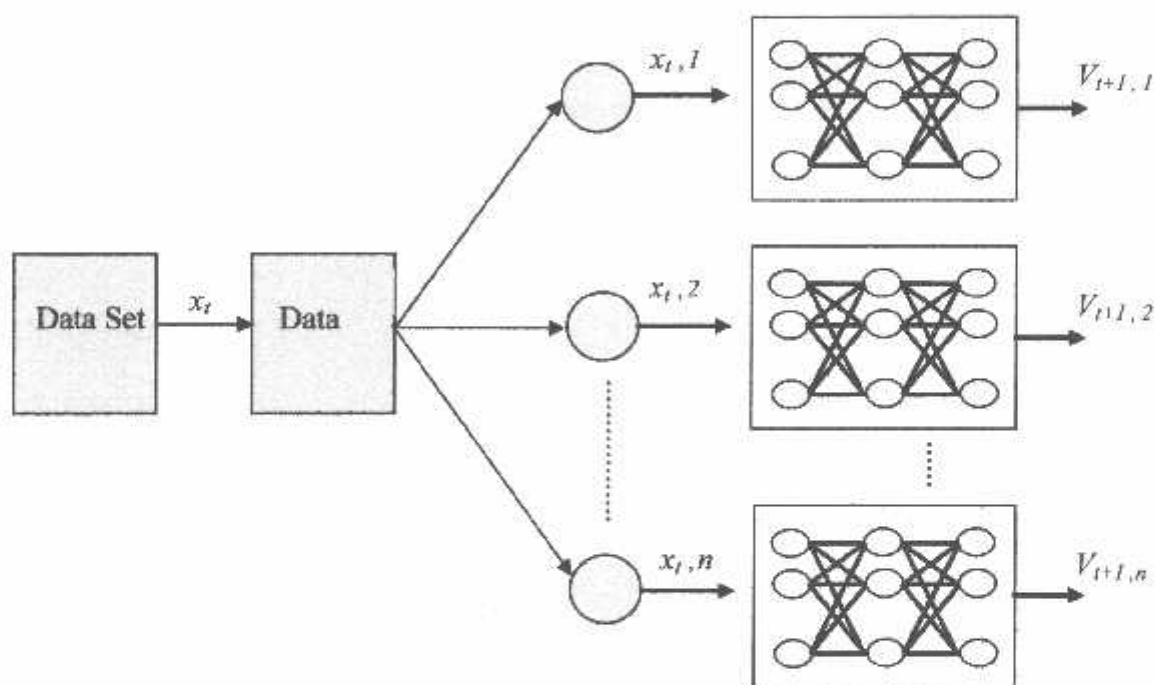
x_t vektor *input* dalam hari t

Untuk meningkatkan kerja *Multilayer Perceptron*, skripsi ini mengklasifikasikan *input data* kedalam *cluster* dengan menggunakan *deterministic annealing clustering* dan membentuknya dengan menggunakan *Multilayer Perceptron* untuk masing-masing *cluster*. Gambar 3.7 menunjukkan dimana *DA clustering* memainkan peranan penting untuk mengelompokkan *input data* kedalam n *cluster*. Dimana *cluster i* mempunyai vektor *input* $x_{i, 1} (i = 1, 2, \dots, n)$. Metode ini mempunyai n *Multilayer Perceptron* untuk dihubungkan dengan *input data* yang dikelompokkan.

Juga, data untuk lima hari terakhir ditambahkan kedalam data pembelajaran (*learning data*) yang diperoleh dari dari *DA clustering* untuk menggambarkan *trend* saat ini pada beban. Oleh karena itu, algoritma ini dapat ditulis sebagai berikut :

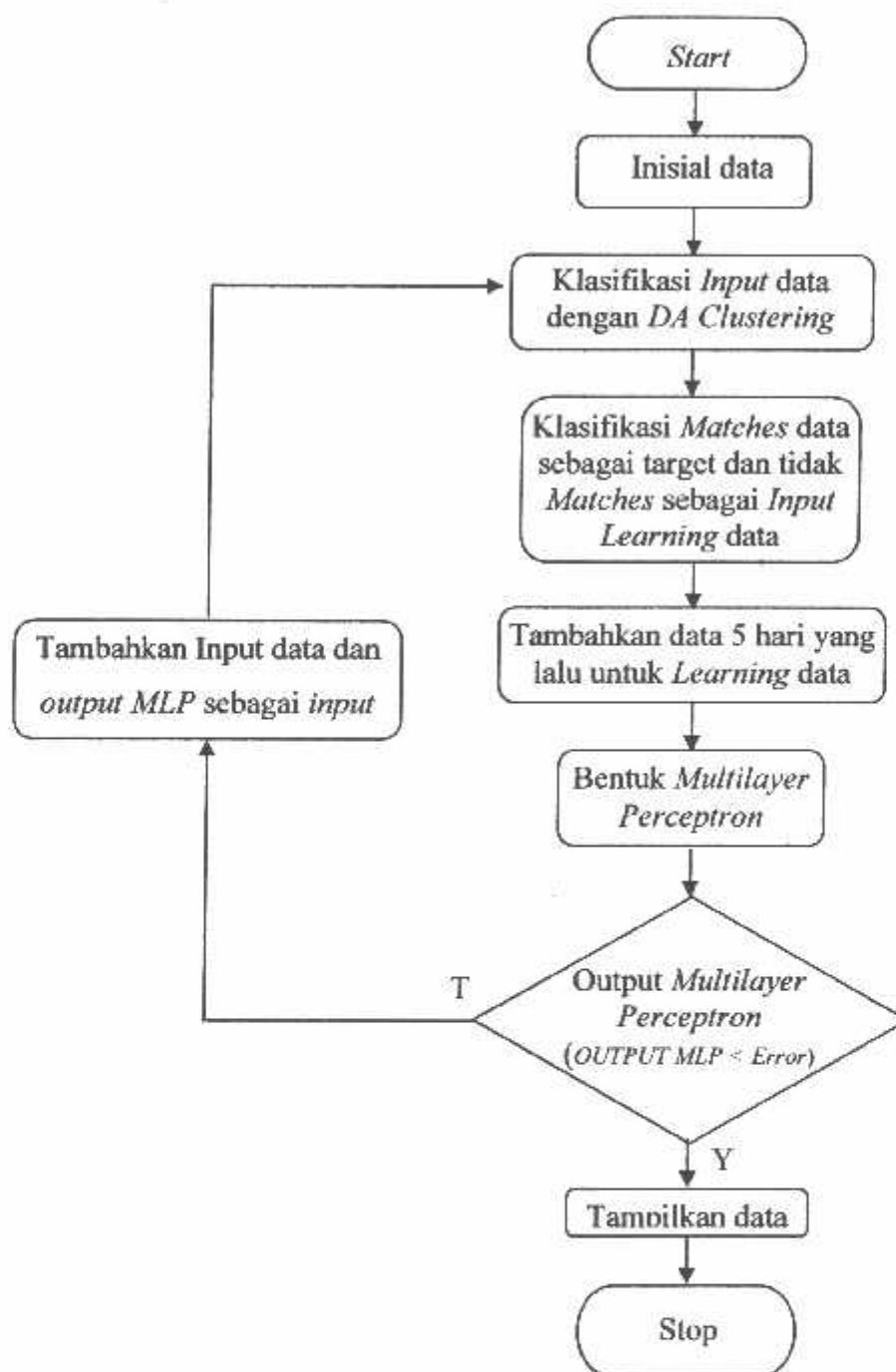
- Langkah 1 : Set inisial kondisi
 - Langkah 2 : Klasifikasikan *input data* pada *learning data* dengan *DA clustering*.
 - Langkah 3 : Identifikasikan sebuah *cluster* yang sesuai dengan data dalam hari yang akan diperkirakan dan anggap data dalam *cluster* sebagai *learning data*.
 - Langkah 4 : Tambahkan data lima hari yang lalu untuk *learning data* demikian juga *trend* saat ini pada beban harian maksimum yang ada.
 - Langkah 5 : Bentuk *MIP* dengan *learning data* tersebut dan perkiraan beban harian maksimum berikutnya dengan *input data* yang telah diberikan.
-

Langkah 6 : Berhenti jika tidak diperlukan untuk memperkirakan nilai lagi. Sebaliknya, kembali ke langkah 2 setelah penambahan kedua *input data* yang digunakan pada langkah 5 dan data *output* nyata diperoleh setelah perkiraan untuk *learning data*.⁽¹⁾



Gambar 3.7
Deterministic Annealing clustering dengan susunan Multilayer Perceptron

3.8. Diagram Alir Program



Gambar 3.8
Multi-layer Perceptron, Deterministic Annealing

BAB IV

ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGUNAKAN *MULTI-LAYER PERCEPTRON* *DETERMINISTIC ANNEALING*

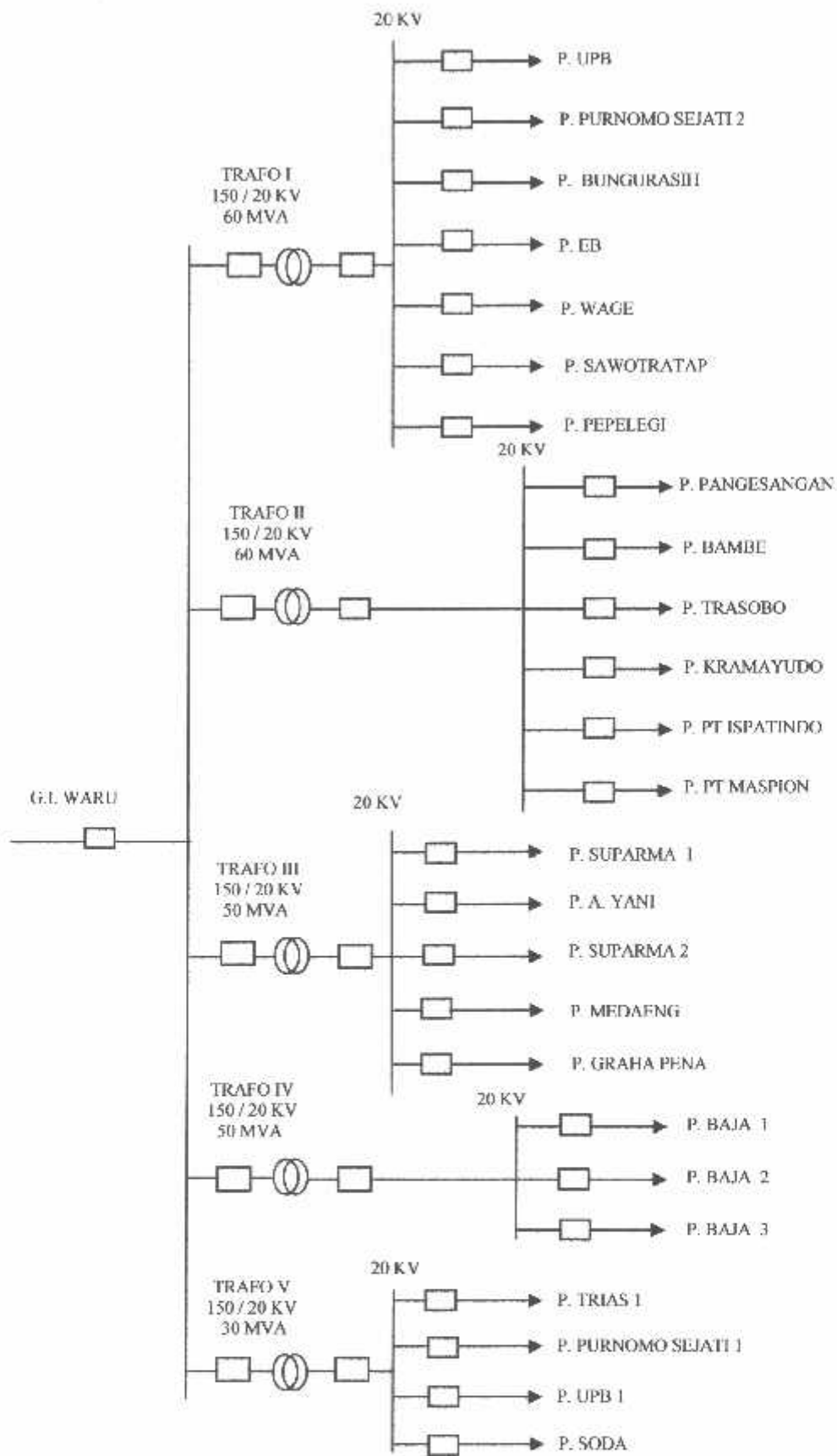
4.1. Data Beban

Dalam penulisan skripsi ini diperlukan data empiris berupa data beban tiap jam. 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 di area industri Surabaya.

Gardu Induk Waru Surabaya memiliki Lima Trafo dengan dua puluh lima penyulang yang terdiri dari :

1. Trafo I bertegangan 150/20 KV dengan Daya 60 MVA
 - Penyulang UPB 2
 - Penyulang Purnomo Sejati 2
 - Penyulang Bungurasih
 - Penyulang EB
 - Penyulang Wage
 - Penyulang Sawotratap
 - Penyulang Pepelegi

2. Trafo II bertegangan 150/20 KV dengan Daya 60 MVA
 - Penyulang Pagesangan
 - Penyulang Bambe
 - Penyulang Trosobo
 - Penyulang Kramayuda
 - Penyulang PT. ISPATINDO
 - Penyulang PT. MASPION
 3. Trafo III bertegangan 150/20 KV dengan daya 50 MVA
 - Penyulang Suparma 1
 - Penyulang A. Yani
 - Penyulang Suparma 2
 - Penyulang Medaeng
 - Penyulang Graha Pena
 4. Trafo IV bertegangan 150/20 KV dengan Daya 50 MVA
 - Penyulang Baja 1
 - Penyulang Baja 2
 - Penyulang Baja 3
 5. Trafo V bertegangan 150/20 KV dengan Daya 30 MVA
 - Penyulang Trias 1
 - Penyulang Purnoma Sejati 1
 - Penyulang UPB 1
 - Penyulang Soda
-



Gambar 4.1.
Single Line diagram Gardu Induk Waru

Sedangkan untuk data beban yang diambil dalam analisa perhitungan ini adalah data beban satu minggu pada tanggal 6 Juni sampai 12 Juni 2005 di G.I Waru Surabaya.

Tabel 4.1
Data Beban 6 Juni 2005 – 12 Juni 2005

Jam	6-Juni Senin	7-Juni Selasa	8-Juni Rabu	9-Juni Kamis	10-Juni Jumat	11-Juni Sabtu	12-Juni Minggu
0:00	58.000	57.900	54.200	56.300	56.500	55.900	55.400
1:00	56.900	56.500	54.550	55.900	55.200	54.700	52.600
2:00	55.800	55.100	54.900	55.500	53.900	54.200	52.900
3:00	55.650	55.700	55.700	55.900	54.200	53.700	52.800
4:00	55.500	56.300	56.500	56.300	54.500	53.500	53.300
5:00	55.450	55.850	56.000	55.700	54.100	51.900	53.300
6:00	55.400	55.400	55.500	55.100	53.700	51.900	56.300
7:00	56.700	56.650	56.750	56.450	55.100	52.500	56.400
8:00	58.000	57.900	58.000	57.800	56.500	52.500	58.000
9:00	58.950	59.250	58.300	58.900	57.350	53.400	58.000
10:00	59.900	60.600	58.600	60.000	58.200	53.400	59.200
11:00	59.150	60.050	58.850	57.350	57.700	53.400	59.000
12:00	58.400	59.500	59.100	54.700	57.200	53.400	58.900
13:00	59.550	60.150	59.700	57.900	57.200	53.400	58.900
14:00	60.700	60.800	60.300	61.100	57.200	54.300	59.500
15:00	59.650	62.050	60.700	60.850	56.900	54.100	59.500
16:00	58.600	63.300	61.100	60.600	56.600	55.900	61.300
17:00	59.500	65.900	65.200	67.600	60.500	55.900	63.100
18:00	66.700	67.300	69.200	67.400	65.900	62.400	67.600
19:00	68.200	68.500	68.500	67.900	66.800	65.200	67.700
20:00	67.600	66.900	67.900	67.300	66.200	64.300	66.500
21:00	66.000	66.000	64.900	62.900	64.600	63.200	65.100
22:00	61.900	61.900	60.000	61.000	61.100	60.200	60.600
23:00	59.900	58.050	58.150	58.750	58.500	57.800	57.800
00:00	57.900	54.200	56.300	56.500	55.900	55.400	55.800

Sumber : G.I WARU SURABAYA

4.2. Pemilihan Variabel Input

Hal yang terpenting dalam merancang perkiraan beban dengan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* adalah pemilihan *variabel input*. Beberapa faktor yang mempengaruhi pola beban tiap jam perlu dianalisis untuk dijadikan sebagai *inputan*. Salah satu diantara faktor penting yang mempengaruhi

adalah faktor temperatur, dan kelembaban sebagaimana dilaporkan beberapa penelitian.

Walaupun demikian, pengaruh faktor temperatur 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 temperatur antara musim panas dengan musim dingin sangat jauh berbeda. Dalam kondisi seperti ini, pengaruh temperatur sangat signifikan dan harus dipertimbangkan. Untuk daerah yang beriklim tropis seperti Indonesia yang hanya ada dua musim yaitu musim hujan dan musim kemarau dan perbedaan temperatur tidak terlalu besar, maka keadaan akan berbeda. Dalam skripsi ini menentukan perkiraan beban harian selama satu minggu, tetapi perbedaan temperatur tersebut tetap dipakai dengan anggapan adanya signifikansi terhadap perubahan beban yang sedikit banyak dapat mempengaruhi permintaan beban listrik oleh konsumen. Dari hal tersebut dapat disimpulkan bahwa dalam lingkup penelitian ini pengaruh temperatur terhadap beban listrik tidak diabaikan. Faktor dominan yang lain adalah beban historis atau perilaku beban masa lalu.

4.3. Data Temperatur

Dalam skripsi ini selain data beban seperti disebutkan di atas juga diperlukan data temperatur, meskipun pada permasalahan perkiraan beban korelasi antara faktor beban dan temperatur tidak begitu signifikan khususnya untuk perkiraan beban di Indonesia yang dikarenakan pengaruh letak

geografisnya yang menyebabkan perbedaan antara temperatur tinggi dan temperatur rendah tidak terlalu tinggi, tetapi pada permasalahan perkiraan beban menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* ini memakai korelasi beban dan temperature yang memiliki jumlah angka yang signifikan. Dalam pengertian untuk memperoleh set inisial kondisi^[11].

4.4. Perkiraan Beban Menggunakan *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing*

Berdasarkan jaringan syaraf tiruan berupa *Multi-layer Perceptron* yang digunakan untuk perkiraan beban jangka pendek dalam skripsi ini adalah *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* sebagai suatu *input data* sebelum proses. *Deterministic Annealing* memainkan suatu peranan penting dalam teknik *clustering* optimal pada *input data*. *Multi-layer Perceptron (MLP)* digunakan untuk memperkirakan satu langkah kedepan dalam perkiraan beban maksimum harian sebagai suatu teknik jaringan syaraf tiruan. *MLP* cukup dikenal untuk sebuah persamaan nonlinier universal.

4.5. Tahap Perkiraan

Tahap perkiraan dilakukan pertama kali memasukkan inputan. Kemudian dikelompokkan kedalam *cluster*, disini perkiraan beban dibagi menjadi empat *cluster* yang akan memperkirakan beban listrik pada hari Senin tanggal 6 Juni 2005 sampai dengan hari minggu tanggal 12 Juni 2005. Maka data inputannya harus memiliki karakter yang sama dengan data pada tahapan *training*

Microsoft Excel - DataNew

File Edit View Insert Format Tools Data Window Help

Use a keyboard for help

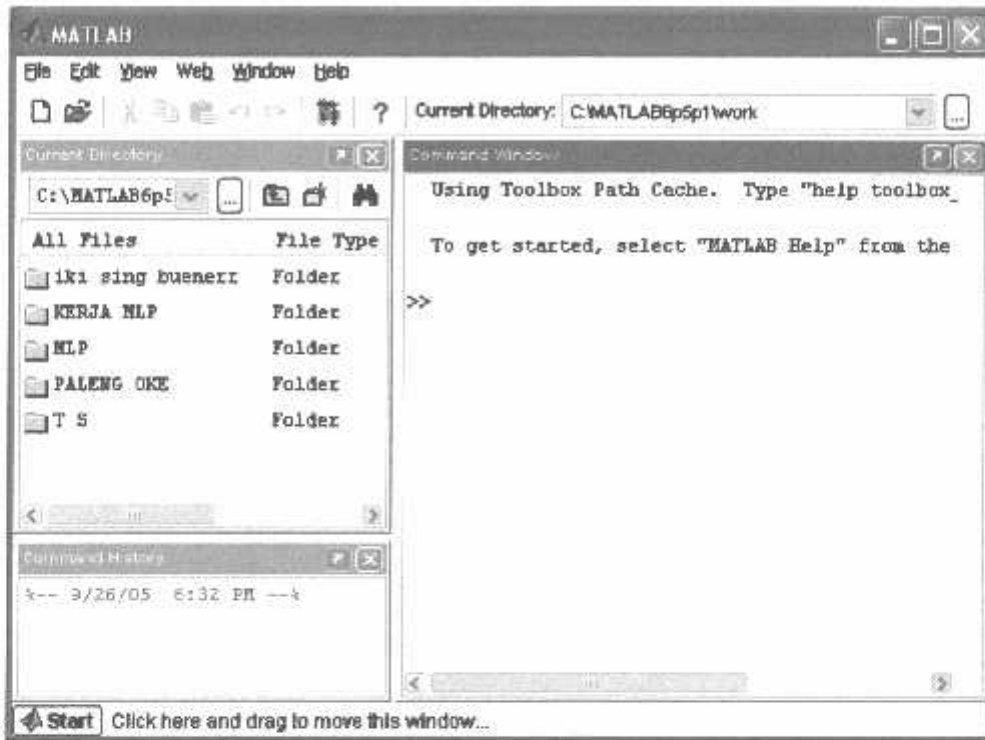
Arial

T32 71

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1																			
2	Sheet 1 - Summary	Sup	Volume	Volume / Station	Substation (L)	Station (Up of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)	Station (Down of Work)
3	Volume 1 - 2000	800	17.80	22.00	85	2	1	0	1	0	0	0	1	28.00	85	28.00	88	27.00	8
4		100	16.45	25.06	82	2	1	0	1	0	0	0	1	25.39	72	28.00	80	28.00	8
5		200	15.00	24.80	84	1	1	0	1	0	0	0	1	24.80	64	25.39	72	28.00	8
6		300	14.05	24.30	84	1	1	0	1	0	0	1	0	24.30	54	24.80	64	25.00	7
7		400	13.10	24.30	84	2	1	0	1	0	0	1	0	24.30	44	24.19	54	24.00	6
8		500	12.15	24.40	77	2	1	0	1	0	0	1	1	24.40	34	24.30	44	24.30	5
9		600	11.20	27.50	86	2	1	0	1	0	0	1	1	27.50	24	25.40	34	24.00	5
10		700	10.05	26.56	82	2	1	0	1	0	0	0	1	26.56	14	25.39	24	26.40	7
11		800	9.20	26.50	83	2	1	0	1	0	1	0	0	26.50	4	25.30	14	27.30	8
12		900	8.25	26.36	72	0	1	0	1	0	1	0	1	26.36	12	28.50	4	26.50	9
13		1000	7.50	32.28	86	1	1	0	1	0	1	0	1	32.28	2	30.30	2	28.00	8
14		1100	6.70	32.70	84	1	1	0	1	0	1	0	0	32.70	14	32.40	2	30.00	8
15		1200	6.10	32.38	81	1	1	0	1	0	1	0	1	32.38	24	32.30	2	32.40	9
16		1300	5.70	32.70	80	1	1	0	1	0	1	1	0	32.70	34	32.70	2	33.30	5
17		1400	5.30	32.96	78	1	1	0	1	0	1	1	1	32.96	44	32.70	25	33.00	5
18		1500	5.15	33.20	78	1	1	0	1	1	0	0	0	33.20	54	32.60	20	32.30	6
19		1600	5.00	33.68	78	1	1	0	1	1	0	0	1	33.68	64	32.20	10	32.60	7
20		1700	4.85	34.90	76	0	1	0	1	1	0	0	1	34.90	74	31.80	70	32.20	7
21		1800	4.70	35.30	78	0	1	0	1	1	0	1	1	35.30	84	32.00	78	31.60	7
22		1900	4.40	35.80	80	4	1	0	1	1	0	0	0	35.80	94	32.30	78	32.00	7
23		2000	4.10	35.70	81	5	1	0	1	1	0	1	0	35.70	104	32.80	80	32.50	7
24		2100	3.90	36.00	84	4	1	0	1	1	0	1	0	36.00	114	32.50	81	32.80	8
25		2200	3.70	35.84	76	2	1	0	1	1	0	1	1	35.84	124	32.00	88	32.50	8
26		2300	3.60	35.70	81	2	1	0	1	1	0	0	0	35.70	134	32.60	98	32.60	8
27	Volume 2 - 2000	000	34.70	35.70	77	3	1	0	0	0	0	0	1	35.70	144	32.70	108	32.60	7
28		100	32.70	35.80	82	3	1	0	0	0	0	0	1	35.80	154	32.50	117	32.50	8
29		200	32.30	36.40	79	2	1	0	0	0	0	1	1	36.40	164	32.00	126	32.70	7
30		300	33.10	34.30	71	2	1	0	0	0	1	0	0	34.30	174	32.60	135	32.60	8
31		400	33.30	34.90	83	1	1	0	0	0	1	0	0	34.90	184	32.70	144	32.60	8
32		500	33.05	35.70	78	0	1	0	0	0	1	1	0	35.70	194	32.60	153	32.40	7
33		600	32.60	36.90	86	0	1	0	0	0	1	1	0	36.90	204	32.70	162	32.60	7

Ready

Gambar 4.2
Tampilan *Input Data*



Gambar 4.3
Menu Tampilan Program Matlab



Gambar 4.4
Tampilan Listing Program MLP Deterministic Annealing

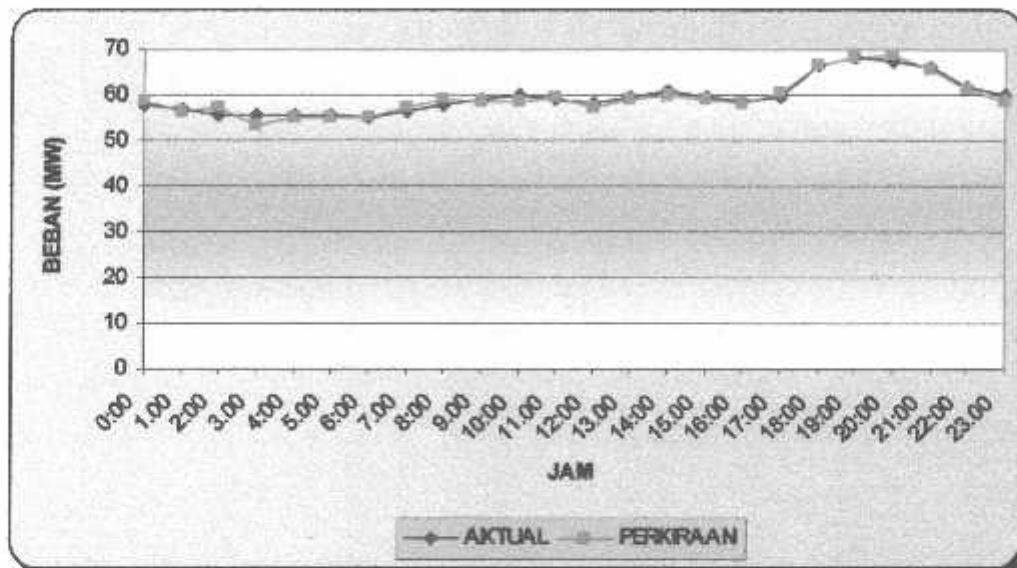
4.6. Hasil Perkiraan Beban

Setelah melakukan perhitungan perkiraan beban perjam, maka kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.2 merupakan perkiraan beban pada hari Senin tanggal 6 Juni 2005 disertai grafiknya.

Tabel 4.2
Hasil Perkiraan Beban Hari Senin 6 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Senin / 6 Juni 2005	0:00	58.00	58.65	1.12	3
	1:00	56.90	56.72	0.32	1
	2:00	55.80	57.45	2.96	1
	3:00	55.65	53.42	4.01	3
	4:00	55.50	55.38	0.21	3
	5:00	55.45	55.39	0.10	4
	6:00	55.40	55.40	0.00	4
	7:00	56.70	57.20	0.88	4
	8:00	58.00	59.00	1.72	3
	9:00	58.95	58.51	0.75	1
	10:00	59.90	58.81	1.81	1
	11:00	59.15	59.53	0.64	1
	12:00	58.40	57.53	1.48	1
	13:00	59.55	59.11	0.74	3
	14:00	60.70	60.09	1.00	3
	15:00	59.65	59.25	0.68	4
	16:00	58.60	58.40	0.34	2
	17:00	59.50	60.53	1.73	2
	18:00	66.70	66.55	0.23	2
	19:00	68.20	68.42	0.33	2
	20:00	67.60	68.59	1.47	2
	21:00	66.00	65.45	0.83	2
	22:00	61.90	61.32	0.94	4
	23:00	59.90	58.85	1.75	4
		1432.10	1429.55	0.18	

Tabel 4.2 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Senin) sebesar 0.18 %



Gambar 4.5
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Senin 6 Juni 2005

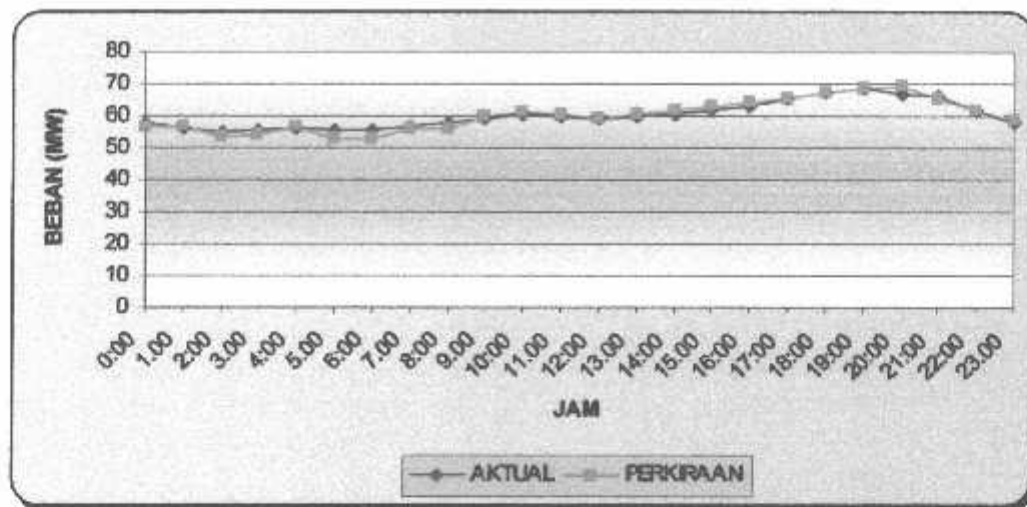
Gambar 4.5 pola kurva perkiraan beban pada Hari Selasa menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.3 merupakan perkiraan beban pada hari Selasa tanggal 7 Juni 2005 disertai grafiknya.

Tabel 4.3
 Hasil Perkiraan Beban Hari Selasa 7 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Selasa / 7 Juni 2005	0:00	57.90	57.07	1.43	3
	1:00	56.50	56.62	0.22	4
	2:00	55.10	53.47	2.96	4
	3:00	55.70	54.61	1.96	3
	4:00	56.30	56.71	0.73	4
	5:00	55.85	53.23	4.69	4
	6:00	55.40	52.83	4.64	4
	7:00	56.65	56.24	0.73	4
	8:00	57.90	56.48	2.45	1
	9:00	59.25	59.74	0.83	1
	10:00	60.60	61.20	0.98	1
	11:00	60.05	60.36	0.52	1
	12:00	59.50	59.16	0.58	1
	13:00	60.15	60.70	0.91	1
	14:00	60.80	62.12	2.17	3
	15:00	62.05	62.96	1.47	2
	16:00	63.30	64.48	1.86	2
	17:00	65.90	65.81	0.14	2
	18:00	67.30	67.73	0.64	2
	19:00	68.50	68.86	0.53	2
	20:00	66.90	69.50	3.88	2
	21:00	66.00	65.43	0.86	2
	22:00	61.90	62.15	0.41	2
	23:00	58.05	58.46	0.71	3
		1447.55	1445.92	0.11	

Tabel 4.3 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Selasa) sebesar 0,11 %



Gambar 4.6
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Selasa 7 Juni 2005

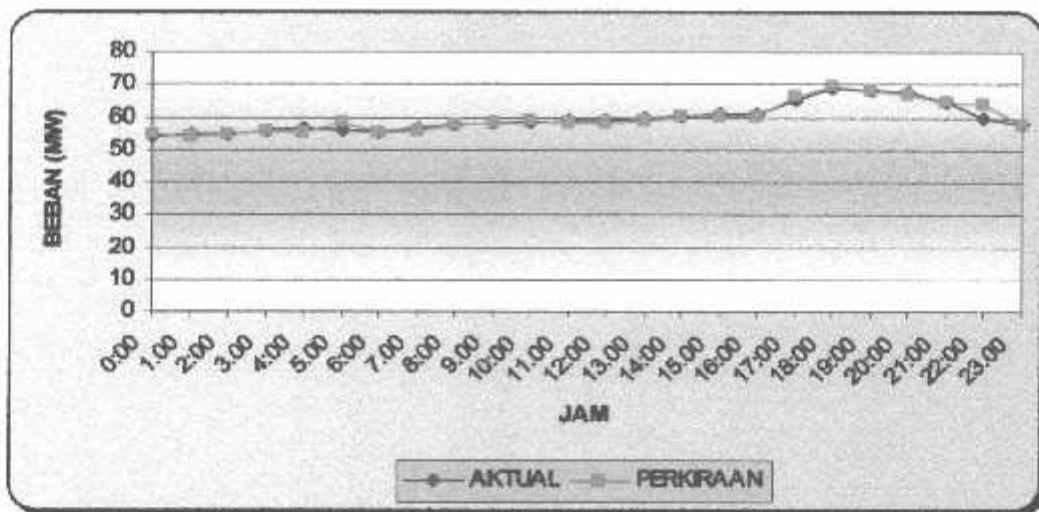
Gambar 4.6 pola kurva perkiraan beban pada Hari Selasa menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.4 merupakan perkiraan beban pada hari Rabu tanggal 8 Juni 2005 disertai grafiknya

Tabel 4.4
 Hasil Perkiraan Beban Hari Rabu 8 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Rabu / 8 Juni 2005	0:00	54.20	54.62	0.78	4
	1:00	54.55	54.11	0.81	4
	2:00	54.90	54.76	0.26	3
	3:00	55.70	55.97	0.48	3
	4:00	56.50	55.28	2.16	4
	5:00	56.00	58.26	4.03	4
	6:00	55.50	55.17	0.60	4
	7:00	56.75	56.21	0.96	4
	8:00	58.00	57.96	0.07	3
	9:00	58.30	58.30	0.00	3
	10:00	58.60	58.84	0.41	3
	11:00	58.85	58.33	0.88	1
	12:00	59.10	58.60	0.84	3
	13:00	59.70	59.36	0.56	1
	14:00	60.30	60.45	0.24	1
	15:00	60.70	60.34	0.60	1
	16:00	61.10	60.37	1.19	3
	17:00	65.20	66.17	1.49	2
	18:00	69.20	69.67	0.67	2
	19:00	68.50	68.25	0.36	2
	20:00	67.90	67.29	0.90	2
	21:00	64.90	64.52	0.58	2
	22:00	60.00	63.86	6.43	3
	23:00	58.15	58.07	0.15	4
		1432.60	1434.75	0.15	

Tabel 4.4 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Rabu) sebesar 0,15 %



Gambar 4.7
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Rabu 8 Juni 2005

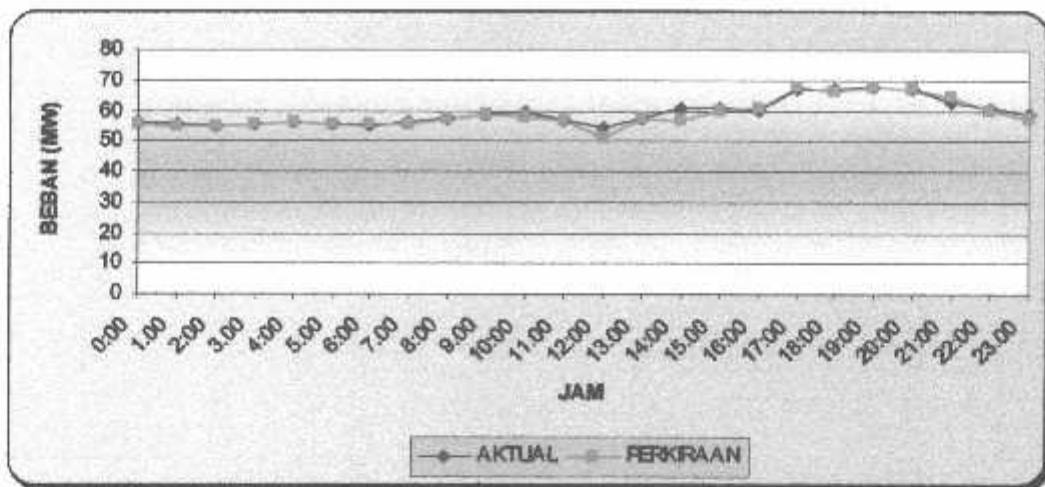
Gambar 4.7 pola kurva perkiraan beban pada Hari Rabu menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.5 merupakan perkiraan beban pada hari Kamis tanggal 9 Juni 2005 disertai grafiknya

Tabel 4.5
 Hasil Perkiraan Beban Hari Kamis 9 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Kamis / 9 Juni 2005	0:00	56.30	55.72	1.04	3
	1:00	55.90	55.21	1.24	4
	2:00	55.50	55.49	0.02	3
	3:00	55.90	55.81	0.16	3
	4:00	56.30	56.49	0.33	3
	5:00	55.70	55.98	0.51	4
	6:00	55.10	55.79	1.24	4
	7:00	56.45	56.02	0.77	4
	8:00	57.80	57.85	0.09	3
	9:00	58.90	58.98	0.14	3
	10:00	60.00	58.60	2.33	1
	11:00	57.35	57.40	0.09	4
	12:00	54.70	51.72	5.44	4
	13:00	57.90	57.94	0.06	4
	14:00	61.10	57.45	5.98	2
	15:00	60.85	60.37	0.79	4
	16:00	60.60	60.75	0.24	4
	17:00	67.60	67.97	0.55	2
	18:00	67.40	66.68	1.06	2
	19:00	67.90	67.75	0.22	2
	20:00	67.30	67.07	0.33	2
	21:00	62.90	64.64	2.76	2
	22:00	61.00	60.24	1.24	4
	23:00	58.75	58.05	1.19	3
		1429.20	1419.98	0.65	

Tabel 4.5 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Kamis) sebesar 0,65 %



Gambar 4.8
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Kamis 9 Juni 2005

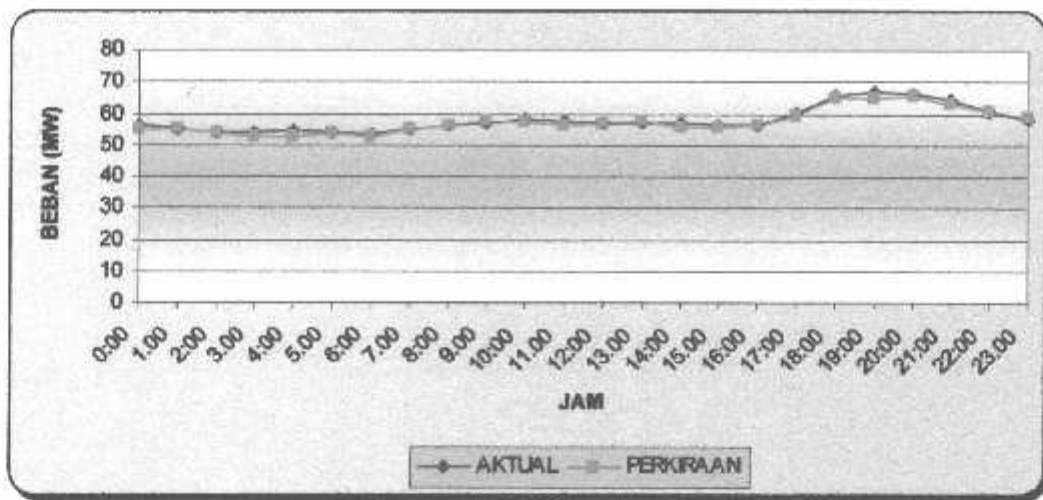
Gambar 4.8 pola kurva perkiraan beban pada Hari Kamis menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.6 merupakan perkiraan beban pada hari Jum'at tanggal 10 Juni 2005 disertai grafiknya

Tabel 4.6
 Hasil Perkiraan Beban Hari Jum'at 10 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Jum'at / 10 Juni 2005	0:00	56.50	55.13	2.43	4
	1:00	55.20	55.10	0.17	1
	2:00	53.90	54.32	0.78	3
	3:00	54.20	52.73	2.71	3
	4:00	54.50	53.11	2.55	4
	5:00	54.10	54.16	0.10	3
	6:00	53.70	52.84	1.60	4
	7:00	55.10	55.21	0.21	4
	8:00	56.50	56.32	0.32	4
	9:00	57.35	57.87	0.90	3
	10:00	58.20	57.56	1.10	1
	11:00	57.70	56.33	2.37	3
	12:00	57.20	57.41	0.38	3
	13:00	57.20	57.94	1.29	4
	14:00	57.20	55.72	2.58	4
	15:00	56.90	55.73	2.05	4
	16:00	56.60	56.48	0.22	4
	17:00	60.50	59.59	1.50	4
	18:00	65.90	64.95	1.45	2
	19:00	66.80	65.48	1.97	2
	20:00	66.20	66.06	0.21	2
	21:00	64.60	63.37	1.90	2
	22:00	61.10	60.66	0.72	3
	23:00	58.50	58.89	0.67	3
		1395.65	1382.98	0.91	

Tabel 4.6 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Jum'at) sebesar 0,91 %



Gambar 4.9
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Jum'at 10 Juni 2005

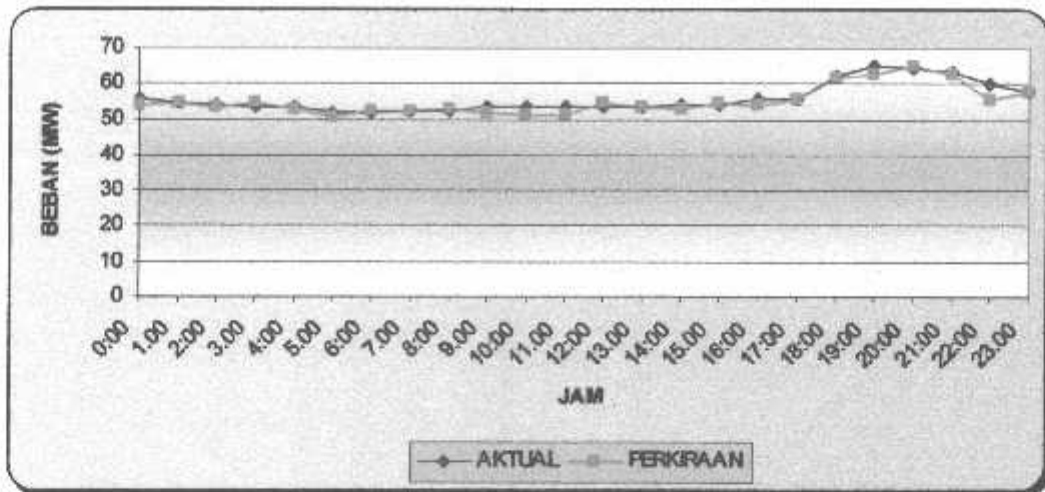
Gambar 4.9 pola kurva perkiraan beban pada Hari Jum'at menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.7 merupakan perkiraan beban pada hari Sabtu tanggal 11 Juni 2005 disertai grafiknya

Tabel 4.7
 Hasil Perkiraan Beban Hari Sabtu 11 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Sabtu / 11 Juni 2005	0:00	55.90	54.20	3.05	4
	1:00	54.70	54.92	0.40	3
	2:00	54.20	53.74	0.85	1
	3:00	53.70	54.63	1.73	1
	4:00	53.50	52.95	1.02	3
	5:00	51.90	50.94	1.85	3
	6:00	51.90	52.58	1.31	4
	7:00	52.50	52.74	0.45	4
	8:00	52.50	53.24	1.41	4
	9:00	53.40	52.18	2.29	3
	10:00	53.40	51.35	3.84	3
	11:00	53.40	51.51	3.54	3
	12:00	53.40	54.94	2.88	1
	13:00	53.40	53.56	0.30	3
	14:00	54.30	52.93	2.52	1
	15:00	54.10	54.79	1.27	4
	16:00	55.90	54.30	2.85	4
	17:00	55.90	55.70	0.35	4
	18:00	62.40	62.06	0.54	4
	19:00	65.20	62.83	3.64	2
	20:00	64.30	64.95	1.01	2
	21:00	63.20	62.65	0.87	4
	22:00	60.20	55.96	7.05	3
	23:00	57.80	57.88	0.14	3
		1341.10	1327.52	1.01	

Tabel 4.7 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Sabtu) sebesar 1,01 %



Gambar 4.10
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Sabtu 11 Juni 2005

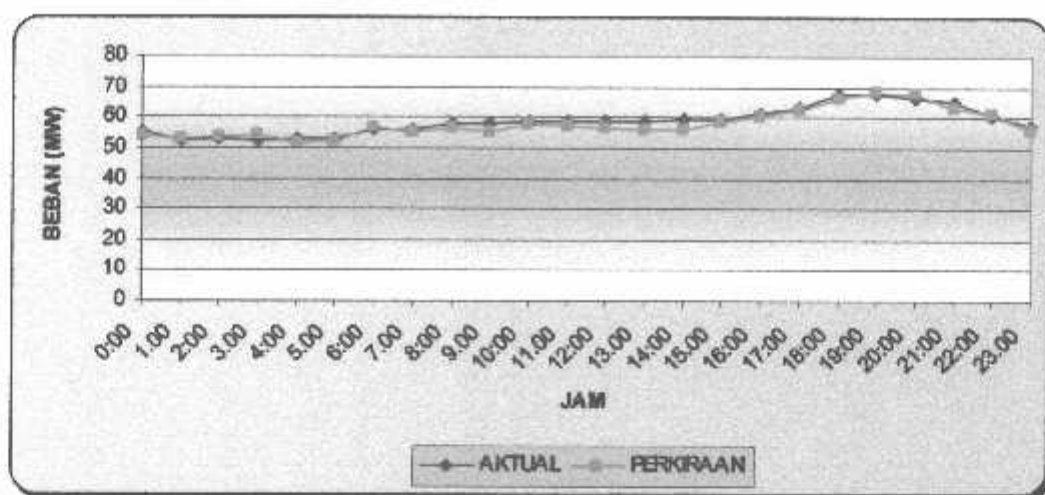
Gambar 4.10 pola kurva perkiraan beban pada Hari Sabtu menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Perhitungan perkiraan beban perjam dibawah ini kita akan mendapatkan data perkiraan perhari selama 24 jam, tabel 4.8 merupakan perkiraan beban pada hari Minggu tanggal 12 Juni 2005 disertai grafiknya

Tabel 4.8
 Hasil Perkiraan Beban Hari Minggu 12 Juni 2005

Hari / Tanggal	Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)	Cluster
Minggu / 12 Juni 2005	0:00	55.40	54.33	1.93	3
	1:00	52.60	53.34	1.40	4
	2:00	52.90	53.81	1.72	3
	3:00	52.80	54.54	3.29	3
	4:00	53.30	52.00	2.43	1
	5:00	53.30	52.21	2.05	3
	6:00	56.30	56.65	0.61	4
	7:00	56.40	55.62	1.38	2
	8:00	58.00	57.07	1.61	2
	9:00	58.00	55.46	4.39	4
	10:00	59.20	58.22	1.66	3
	11:00	59.00	57.47	2.60	1
	12:00	58.90	57.10	3.06	1
	13:00	58.90	56.20	4.59	3
	14:00	59.50	56.44	5.15	3
	15:00	59.50	58.82	1.14	3
	16:00	61.30	60.64	1.07	3
	17:00	63.10	62.58	0.82	3
	18:00	67.60	66.73	1.29	2
	19:00	67.70	68.39	1.02	2
	20:00	66.50	67.75	1.88	2
	21:00	65.10	63.24	2.86	2
	22:00	60.60	61.24	1.06	3
	23:00	57.80	56.31	2.59	4
		1413.70	1396.13	1.24	

Tabel 4.8 terlihat kecenderungan bahwa perkiraan beban dengan menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* memiliki *error* yang kecil terhadap beban aktualnya. Dengan *error* rata-rata perjamnya pada hari (Minggu) sebesar 1,24 %

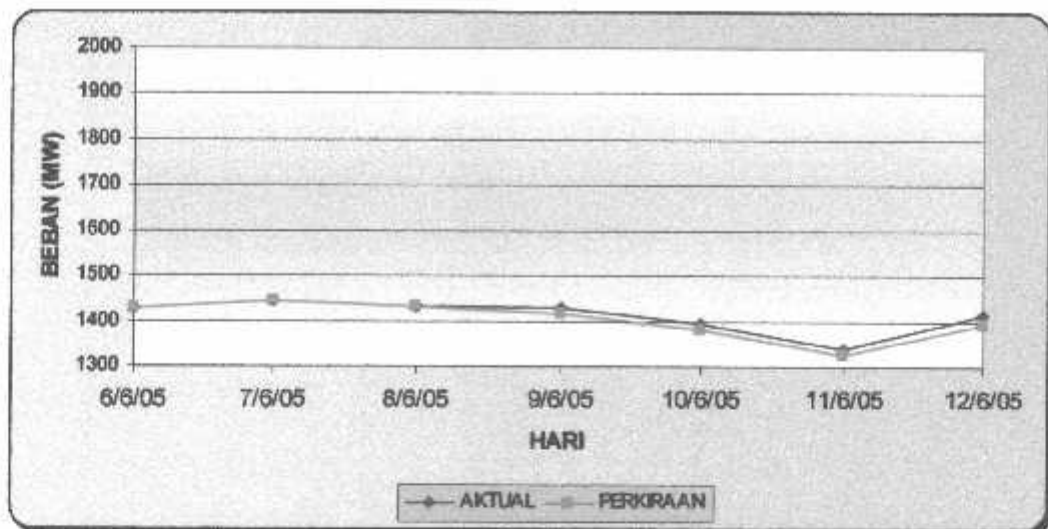


Gambar 4.11
Kurva Hasil Perkiraan Beban Hari Minggu 12 Juni 2005

Gambar 4.11 pola kurva perkiraan beban pada Hari Minggu menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya).

Tabel 4.9
Hasil Perkiraan Beban Selama Satu Minggu (168 jam)
(6 Juni 2005 sampai 12 Juni 2005)

Hari / Tanggal	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)
6-Juni-2005	1432.10	1429.55	0.18
7-Juni-2005	1447.55	1445.92	0.11
8-Juni-2005	1432.60	1434.75	0.15
9-Juni-2005	1429.20	1419.98	0.65
10-Juni-2005	1395.65	1382.98	0.91
11-Juni-2005	1341.10	1327.52	1.01
12-Juni-2005	1413.70	1396.13	1.24
Total Prosentase Error	9891.90	9836.62	0.56



Gambar 4.12
Kurva Hasil Perkiraan Beban Selama Satu Minggu (168 jam)

Gambar 4.12 pola kurva perkiraan beban selama seminggu (168 jam) menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* hampir dapat mendekati pola kurva beban aktual dengan kata lain *trend* (keadaan sebenarnya). Dengan *error* rata-rata perhari selama seminggu sebesar 0.56 %

4.7. Validasi

Untuk validasi Perkiraan beban ini menggunakan validasi *error* pada jurnal, dimana dapat di jelaskan melalui persamaan yang ada pada jurnal tersebut. Hal ini dikarenakan data beban dan data suhu pada jurnal berbeda dengan data yang berada di Indonesia. Kita tahu bahwa di negara Eropa dan di Asia khususnya Indonesia memiliki musim yang berbeda, di Indonesia hanya dua musim sedangkan di Eropa empat musim. Ini merupakan dua hal yang berbeda, dapat disimpulkan jika menggunakan *error* sebagai validasi maka sudah dapat dipastikan persamaan itu benar. Karena bagaimanapun bentuk datanya jika *error*

nya sesuai dengan jurnal maka dapat dipastikan valid, pada dasarnya sulit untuk menghitung data yang ada jika data tersebut berbeda, satu-satunya cara yaitu dengan menggunakan validasi *error*. Tingkat *error* nya yaitu antara 2% - 6% sedangkan tingkat *error* menurut perkiraan beban itu sendiri MAPE sebesar 2%.

4.8. Hasil Perhitungan Perkiraan Beban

Dari hasil perhitungan perkiraan beban dengan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* dapat diamati beberapa hal :

1. Bahwa benar metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* mampu melakukan perhitungan perkiraan beban.
 2. *Error* rata-rata perjam selama sehari (Selasa) adalah 0.11 %
 3. Jadi *error* rata-rata perhari selama seminggu 168 jam (Senin tanggal 6 Juni 2005 sampai Minggu 12 Juni 2005) adalah 0.56 %.
-

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari hasil analisa dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil perkiraan beban hari Senin sampai dengan Minggu menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Determinitic Annealing* mendekati pola kurva beban sebenarnya walaupun terdapat fluktuasi atau hasil perkiraan dapat mengikuti *trend* keadaan sebenarnya.
2. Dari hasil simulasi dan analisa yang telah dilakukan, didapatkan nilai *error* rata-rata perkiraan beban pada kondisi aktual terhadap beban perkiraannya selama satu minggu 168 jam adalah :
 - a) Pada hari Senin, tanggal 6 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1429.55 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,18 % terhadap beban aktual.
 - b) Pada hari Selasa, tanggal 7 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1445.92 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,11 % terhadap beban aktual.
 - c) Pada hari Rabu, tanggal 8 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1434.75 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,15 % terhadap beban aktual.
 - d) Pada hari Kamis, tanggal 9 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1419.98 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,65 % terhadap beban aktual.

- e) Pada hari Jum'at, tanggal 10 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1382.98 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,91 % terhadap beban aktual.
- f) Pada hari Sabtu, tanggal 11 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1327.52 MW dengan prosentase *error* sebesar 1,01 % terhadap beban aktual.
- g) Pada hari Minggu, tanggal 12 Juni 2005 didapatkan suatu hasil beban perkiraan sebesar 1396.13 MW dengan prosentase *error* sebesar 1,24 % terhadap beban aktual.

Jadi total prosentase perhitungan perkiraan beban selama satu minggu (168 jam) pada hari Senin tanggal 6 Juni 2005 sampai dengan Minggu tanggal 12 Juni 2005 sebesar 9836.82 MW dengan prosentase *error* sebesar 0,56 % terhadap total beban aktual selama satu minggu walaupun terdapat banyak fluktuasi.

5.2. Saran

Penelitian ini merupakan langkah awal dalam menggunakan metode *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* untuk memperkirakan beban. Dan dari hasil ini masih banyak kekurangannya. Penelitian lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan dan mendapatkan hasil perkiraan beban dengan *error* yang lebih kecil. Untuk mencapai tujuan tersebut diberikan saran sebagai berikut:

1. Digunakan berbagai macam model jaringan yang lebih sempurna, jaringan dengan umpan balik dan penentuan parameter jaringan yang paling tepat.
 2. *Deterministic Annealing* diaplikasikan dalam bentuk perangkat keras yang didukung oleh suatu sistem yang telah berkembang maju, sehingga dapat dilakukan perkiraan beban secara *on-line* yang masuknya sinyal dari bus-bus beban dan keluaranya sinyal ke pusat-pusat pembangkit.
-

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. M. Hiroyuki and Y. Atsushi, "*Deterministic Annealing Clustering for ANN Based Short-Term Load Forecasting*", IEEE Transaction on Power Systems, Vol.7, No. 3, August 2001.
- [2]. K. Rose, "*Deterministic Annealing for Clustering Compression, Classification, Regression and Related Optimization Problem*," Proc. of IEEE, vol. 86, no. 11, Nov. 1998.
- [3]. Kusumadewi, Sri., "*Artificial Inteligence*", Graha Ilmu, Jakarta, 2003.
- [4]. Djiteng Marsudi, Ir., "*Operasional Sistem Tenaga Listrik*", Balai Penerbit dan Humas, ISTN, 1990.
- [5]. Kusumadewi, Sri., "*Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCEL LINK*", Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.
- [6]. Pabla, AS, Sistem Distribusi Daya Listrik, Penerbit Erlangga, Jakarta, 1986
- [7]. Ir. H. Taufik Hidayat, M.T, Hand Out Sistem Distribusi untuk kalangan sendiri, ITN Malang

Lampiran A

- 
- 1. Berita Acara Ujian Skripsi**
 - 2. Formulir Perbaikan Skripsi**
 - 3. Lembar Bimbingan Skripsi**
 - 4. Formulir Bimbingan Skripsi**
-



**BERITA ACARA UJIAN SKRIPSI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI**

1. Nama : **DONY WAHYU LESTANTO**
2. N.I.M. : **99.12.085**
3. Jurusan : **Teknik Elektro S-1**
4. Kosentrasi : **Teknik Energi Listrik**
5. Judul Skripsi :

**ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN
MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC
ANNEALING DI AREA KOTA SURABAYA**

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

6. Hari : **Selasa**
7. Tanggal : **04 Oktober 2005**
8. Dengan nilai : **74 (B+) $\frac{3}{4}$**



Ketua

(Ir. Mochtar Asroni, MSME.)

Panitia Ujian Skripsi,

Sekretaris

(Ir. F. Yudi Limpraptono, M. T.)

Anggota Penguji,

Penguji Pertama

(Ir. Taufik Hidayat, MT.)

Penguji Kedua

(Ir. Abdul Hamid, MT.)



FORMULIR PERBAIKAN SKRIPSI

Nama : DONY WAHYU LESTANTO
N.I.M. : 99.12.085
Jurusan : Teknik Elektro S-1
Konsentrasi : Teknik Energi Listrik
Judul Skripsi :

**ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN
MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC
ANNEALING DI AREA KOTA SURABAYA**

No	Uraian	Parap
1	Menambahkan data beban yang di analisa selama satu minggu pada bab IV hal 35	

Disetujui :

Penguji Pertama

(Ir. Taufik Hidayat, MT.)

Penguji Kedua

(Ir. Abdul Hamid, M. Sc.)

Mengetahui :

Dosen Pembimbing

(Ir. Djojo Priatmono, MT.)
NIP.101.850.00107



LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : **DONY WAHYU LESTANTO**
NIM : **99.12.085**
Jurusan : **Teknik Elektro S-1**
Konsentrasi : **Teknik Energi Listrik**
Judul Skripsi :

**ANALISA PERKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN
MULTI-LAYER PERCEPTRON DETERMINISTIC
ANNEALING DI AREA KOTA SURABAYA**

Tanggal Mengajukan Skripsi : **22 Juli 2005**
Tanggal Menyelesaikan Skripsi : **04 Oktober 2005**
Dosen Pembimbing : **Ir. Djojo Priatmono, MT.**
Telah dievaluasi dengan nilai : **80 (Delapan Puluh)** *Sm*

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Elektro S-1

(Ir. F. Yudi Limpraptono, MT.)
NIP. Y.103.950.0274

Menyetujui,
Dosen Pembimbing

(Ir. Djojo Priatmono, MT.)
NIP. 101.850.00107



FORMULIR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Dony Wahyu Lestanto
Nim : 99.12.085
Masa Bimbingan : 22 Juli 2005 s/d 22 Januari 2006
Judul Skripsi : Analisa Perkiraan Beban Jangka Pendek Menggunakan *Multi-layer Perceptron Deterministic Annealing* Di Area Kota Surabaya.

No	Tanggal	Uraian	Paraf Pembimbing
1.	29 - Juli	Konsultasi I	
2.	2 - Agustus	Konsultasi II Bab I & Bab II Perbaikan	
3.	8 - Agustus	Konsultasi III AOC Bab I & Bab II. lanjut	
4.	12 Agustus	Konsultasi III AOC Bab III	
5.	22 Agustus	Konsultasi IV Revisi	
6.	25 Agustus	Konsultasi V tambah data	
7.	7 - September	Konsultasi VI AOC Bab IV awal masalah	
8.	12 - September	Konsultasi VII Revisi	
9.	26 - September	Konsultasi VIII AOC	
10.	29 - September	Konsultasi IX AOC Uraian	

Malang, 200
Dosen Pembimbing,

(Ir. Djojo Priatmono, MT)

FormS-4b

Lampiran B

- 
- 1. Listing Program Matlab**
 - 2. Data Beban G.I Waru Surabaya**
 - 3. Data Temperatur Surabaya**
-

```
%Program Dony untuk Skripsi  
%Teknik Elektro Institut Teknologi Nasional Malang
```

```
clc  
interface=ddeinit('excel','DataNew.xls');  
data=ddereq(interface,'r3c3:r1322c5');  
[center,U,obj_fcn] = (data,4);  
U=U  
x=data(:,1);  
rowT=length(x);  
x=data(1,:);  
colT=length(x);  
cl=zeros(rowT,1);  
for i=1:rowT  
    max=U(i,1);  
    pos=1;  
    for j=2:4  
        if max<U(i,j)  
            max=U(i,j);  
            pos=j;  
        end  
    end  
    cl(i)=pos;  
end  
cek=ddepoke(interface,'r3c6:r1322c6',cl);
```

```
clc  
interface=ddeinit('excel','Cluster1.xls');  
train=ddereq('r3c7:r140c23');  
ramal=ddereq('r142c7:r261c22');  
Bebanmin=17.90;  
Bebanmax=41.00;  
Suhumin=19.00;  
Suhumax=30.80;  
Hummin=45;  
Hummax=100;  
x=train(:,1);  
rowT=length(x);  
x=train(1,:);  
colT=length(x);  
x=ramal(:,1);  
rowR=length(x);  
x=ramal(1,:);  
colR=length(x);  
nnInp=zeros(rowT,colT-1);
```

```

nnOut=zeros(rowT,1);
nnRam=zeros(rowR,colT-1);
for i=1:rowT
    nnInp(i,9)=NilaiToNN(train(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,10)=NilaiToNN(train(i,10),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,11)=NilaiToNN(train(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,12)=NilaiToNN(train(i,12),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,13)=NilaiToNN(train(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,14)=NilaiToNN(train(i,14),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,15)=NilaiToNN(train(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnInp(i,16)=NilaiToNN(train(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
    nnOut(i,1)=NilaiToNN(train(i,17),Bebanmin,Bebanmax);
end
for i=1:row
    nnRam(i,9)=NilaiToNN(ramal(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,10)=NilaiToNN(ramal(i,10),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,11)=NilaiToNN(ramal(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,12)=NilaiToNN(ramal(i,12),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,13)=NilaiToNN(ramal(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,14)=NilaiToNN(ramal(i,14),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,15)=NilaiToNN(ramal(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnRam(i,16)=NilaiToNN(ramal(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
end
nnInp=nnInp';
nnOut=nnOut';
nnRam=nnRam';
net1=newff(minmax(nnInp),[20 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learngdm');
net1.trainParam.epochs=50000
net1.trainParam.goal=0.003;
net1.trainParam.lr=0.2;
net1.trainParam.lr_inc=1.01;
net1.trainParam.lr_dec=0.99;
net1.trainParam.mc=0.3;
[net1,tr]=train(net1,nnInp,nnOut);
ke=tr.epoch(end)
E=tr.perf(end)
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net1.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net1.b{1,1}
Weigh_Layer=net1.LW{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net1.b{2,1}
a=sim(net1,nnInp);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
ta=zeros(rowT,1)
for i=1:rowT

```

```

    ta(i)=i;
end
target=train(:,17);
plot(ta,target,'b-',ta,a,'r-');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
grid;
cek=ddepoke(interface,'r3c24:r140c24',a);
a=sim(net1,nnRam);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
cek=ddepoke(interface,'r142c24:r261c24',a);

clc
interface=ddeinit('excel','Cluster2.xls')
train=ddereq('r3c7:r165c23');
ramal=ddereq('r167c7:r277c22')
Bebanmin=17.90;
Bebanmax=41.00;
Suhumin=19.00;
Suhumax=30.80;
Hummin=45;
Hummax=100;
x=train(1);
rowT=length(x);
x=train(1,:);
colT=length(x);
x=ramal(:,1);
rowR=length(x);
x=ramal(1,:);
colR=length(x);
nnInp=zeros(rowT,colT-1);
nnOut=zeros(rowT,1);
nnRam=zeros(rowR,colT-1);
for i=1:rowT
    nnInp(i,9)=NilaiToNN(train(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,10)=NilaiToNN(train(i,10),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,11)=NilaiToNN(train(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,12)=NilaiToNN(train(i,12),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,13)=NilaiToNN(train(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,14)=NilaiToNN(train(i,14),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,15)=NilaiToNN(train(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnInp(i,16)=NilaiToNN(train(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
    nnOut(i,1)=NilaiToNN(train(i,17),Bebanmin,Bebanmax);

```

```

end
for i=1:roR
    nnRam(i,9)=NilaiToNN(ramal(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,10)=NilaiToNN(ramal(i,10),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,11)=NilaiToNN(ramal(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,12)=NilaiToNN(ramal(i,12),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,13)=NilaiToNN(ramal(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,14)=NilaiToNN(ramal(i,14),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,15)=NilaiToNN(ramal(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnRam(i,16)=NilaiToNN(ramal(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
end
nnInp=nnInp';
nnOut=nnOut';
nnRam=nnRam';
net1=newff(minmax(nnInp),[19 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learngdm');
net1.trainParam.epochs=20000;
net1.trainParam.goal=0.003;
net1.trainParam.lr=0.35;
net1.trainParam.lr_inc=1.01;
net1.trainParam.lr_dec=0.99;
net1.trainParam.mc=0.45;
[net1,tr]=trainnet1,nnInp,nnOut);
ke=tr.epoch(end)
E=tr.perf(end)
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net1.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net1.b{1,1}
Weigh_Layer=net1.L.W{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net1.b{2,1}
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
ta=zeros(rowT,1);
for i=1:rowT
    ta(i)=i;
end
target=train(17);
%plot(ta,targe,'b-',ta,a,'r');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
%grid;
cek=ddepoke(interface,r3c24:l65c24',a);
a=sim(net1,nnRam);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
cek=ddepoke(interface,'r167c24:r277c24',a);

```

```

clc
interface=ddeinit('excel','Cluster3.xls');
train=ddereq(interface,'r3c7:r238c23');
ramal=ddereq(interface,'r240c7:r406c22');
Bebanmin=37.23;
Bebanmax=65.40;
Suhumin=24.00;
Suhumax=32.80;
Hummin=45;
Hummax=100;
x=train(:,1);
rowT=length(x);
x=train(1,:);
colT=length(x);
x=ramal(:,1);
rowR=length(x);
x=ramal(1,:);
colR=length(x);
nnInp=zeros(rowT,colT-1);
nnOut=zeros(rowT,1);
nnRam=zeros(rowR,colT-1);
for i=1:rowT
    nnInp(i,9)=NilaiToNN(train(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,10)=NilaiToNN(train(i,10),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,11)=NilaiToNN(train(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,12)=NilaiToNN(train(i,12),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,13)=NilaiToNN(train(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,14)=NilaiToNN(train(i,14),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,15)=NilaiToNN(train(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnInp(i,16)=NilaiToNN(train(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
    nnOut(i,1)=NilaiToNN(train(i,17),Bebanmin,Bebanmax);
end
for i=1:rowR
    nnRam(i,9)=NilaiToNN(ramal(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,10)=NilaiToNN(ramal(i,10),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,11)=NilaiToNN(ramal(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,12)=NilaiToNN(ramal(i,12),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,13)=NilaiToNN(ramal(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,14)=NilaiToNN(ramal(i,14),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,15)=NilaiToNN(ramal(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnRam(i,16)=NilaiToNN(ramal(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
end
nnInp=nnInp';
nnOut=nnOut';
nnRam=nnRam';

```

```

net1=newff(minmax(nnInp),[19 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learnngdm');
net1.trainParam.epochs=20000;
net1.trainParam.goal=0.002;
net1.trainParam.lr=0.45;
net1.trainParam.lr_inc=1.01;
net1.trainParam.lr_dec=0.99;
net1.trainParam.mc=0.55;
[net1,tr]=train(net1,nnInp,nnOut);
ke=tr.epoch(end)
E=tr.perf(end)
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net1.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net1.b{1,1}
Weigh_Layer=net1.LW{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net1.b{2,1}
a=sim(net1,nnInp);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
ta=zeros(rowT,1);
for i=1:rowT
    ta(i)=i;
end
target=train(:,17);
%plot(ta,target,'b-',ta,a,'r-');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
%grid;
cek=ddepoke(interface,'r3c24:r238c24',a);
a=sim(net1,nnRam);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
cek=ddepoke(interface,'r240c24:r406c24',a);

clc
interface=ddeinit('excel','Cluster4.xls');
train=ddereq(interface,'r3c7:r209c23');
ramal=ddereq(interface,'r211c7:r387c22');
Bebanmin=37.25;
Bebanmax=64.70;
Suhumin=25.30;
Suhumax=29.60;
Hummin=45;
Hummax=100;
x=train(:,1);
rowT=length(x);

```

```

x=train(1,:);
colT=length(x);
x=ramal(:,1);
rowR=length(x);
x=ramal(1,:);
colR=length(x);
nnInp=zeros(rowT,colT-1);
nnOut=zeros(rowT,1);
nnRam=zeros(rowR,colT-1);
for i=1:rowT
    nnInp(i,9)=NilaiToNN(train(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,10)=NilaiToNN(train(i,10),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,11)=NilaiToNN(train(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,12)=NilaiToNN(train(i,12),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,13)=NilaiToNN(train(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnInp(i,14)=NilaiToNN(train(i,14),Hummin,Hummax);
    nnInp(i,15)=NilaiToNN(train(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnInp(i,16)=NilaiToNN(train(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
    nnOut(i,1)=NilaiToNN(train(i,17),Bebanmin,Bebanmax);
end
for i=1:rowR
    nnRam(i,9)=NilaiToNN(ramal(i,9),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,10)=NilaiToNN(ramal(i,10),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,11)=NilaiToNN(ramal(i,11),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,12)=NilaiToNN(ramal(i,12),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,13)=NilaiToNN(ramal(i,13),Suhumin,Suhumax);
    nnRam(i,14)=NilaiToNN(ramal(i,14),Hummin,Hummax);
    nnRam(i,15)=NilaiToNN(ramal(i,15),Bebanmin,Bebanmax);
    nnRam(i,16)=NilaiToNN(ramal(i,16),Bebanmin,Bebanmax);
end
nnInp=nnInp';
nnOut=nnOut';
nnRam=nnRam';
net1=newff(minmax(nnInp),[19 1],{'logsig','purelin'},'traingdm','learngdm');
net1.trainParam.epochs=20000;
net1.trainParam.goal=0.003;
net1.trainParam.lr=0.35;
net1.trainParam.lr_inc=1.01;
net1.trainParam.lr_dec=0.99;
net1.trainParam.mc=0.45;
[net1,tr]=train(net1,nnInp,nnOut);
ke=tr.epoch(end)
E=tr.perf(end)
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=net1.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=net1.b{1,1}

```

```

Weigh_Layer=net1.I.W{2,1}
Weigh_Bias_Layer=net1.b{2,1}
a=sim(net1,nnInp);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
ta=zeros(rowT,1);
for i=1:rowT
    ta(i)=i;
end
target=train(:,17);
%plot(ta,target,'b-',ta,a,'r-');
xlabel('input');
ylabel('Target dan Output');
legend('target','training');
%grid;
cek=ddepoke(interface,'r3c24:r209c24',a);
a=sim(net1,nnRam);
a=NNToNilai(a,Bebanmin,Bebanmax);
a=a';
cek=ddepoke(interface,'r211c24:r387c24',a);

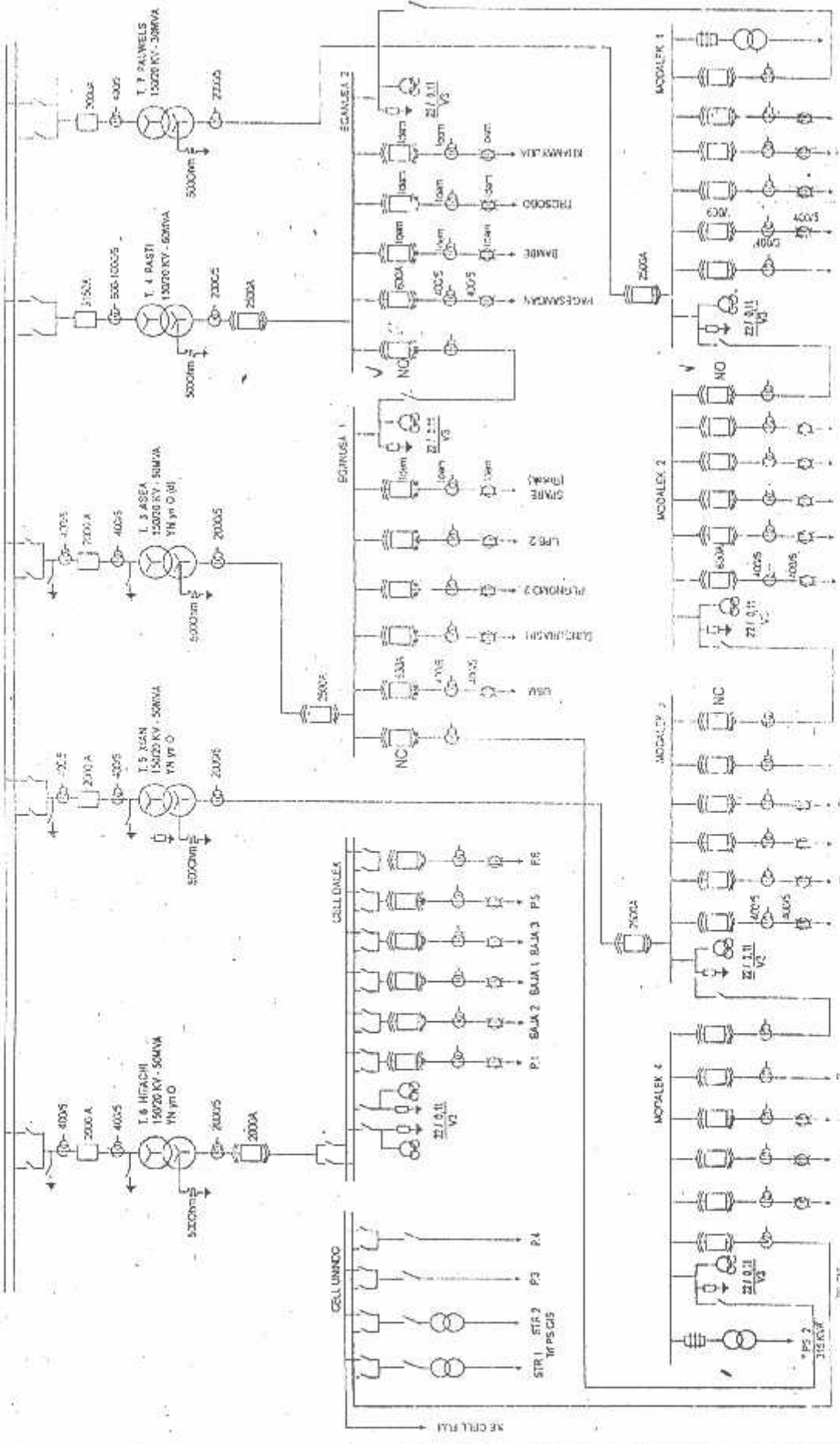
```

```

function [value]=NNToNilai(nn,min,max)
value=min+nn*(max-min);

```

54S-150 IV



PT PLN (PERSERO)
DISTRIBUSI JAWA TIMUR
AREA PENGANTAR DISTRIBUSI

GI WARU

REVISI: TOL 10 AGUSTUS 2004

Suratbaya, 31 Agustus 2005
Koor. Cel. Waru
[Signature]

Data Beban G.I Waru, Tanggal : 1 - 15 Juni 2005 dalam MW

Jam	1-Juni Rabu	2-Juni Kamis	3-Juni Jumat	4-Juni Sabtu	5-Juni Minggu	6-Juni Senin	7-Juni Selasa	8-Juni Rabu	9-Juni Kamis	10-Juni Jumat	11-Juni Sabtu	12-Juni Minggu	13-Juni Senin	14-Juni Selasa	15-Juni Rabu
0:00	57.900	54.700	55.500	58.100	54.700	58.000	57.900	54.200	56.300	56.500	55.900	55.400	55.800	57.600	56.800
1:00	56.450	53.700	54.700	56.350	53.950	56.900	56.500	54.550	55.900	55.200	54.700	52.600	54.400	56.900	55.300
2:00	55.000	52.700	53.900	54.600	53.200	55.800	55.100	54.900	55.500	53.900	54.200	52.900	54.300	54.600	54.100
3:00	54.050	53.100	53.700	54.700	53.650	55.650	55.700	55.700	55.900	54.200	53.700	52.800	54.200	56.000	54.200
4:00	53.100	53.500	53.500	54.800	54.100	55.500	56.300	56.500	56.300	54.500	53.500	53.300	54.400	56.000	54.400
5:00	52.150	53.050	53.200	53.400	54.350	55.450	55.850	56.000	55.700	54.100	51.900	53.300	54.700	56.000	54.100
6:00	51.200	52.600	52.900	52.000	54.600	55.400	55.400	55.500	55.100	53.700	51.900	56.300	55.100	55.100	55.000
7:00	51.000	53.400	53.800	52.100	56.050	56.700	56.500	56.700	56.450	55.100	52.500	56.400	54.800	56.100	55.500
8:00	50.600	54.200	55.700	52.200	57.500	58.000	57.900	58.000	57.800	56.500	52.500	58.000	57.300	55.800	57.700
9:00	51.500	55.650	56.050	57.600	59.150	58.950	59.250	58.300	58.900	57.350	53.400	58.000	57.300	59.900	58.500
10:00	51.900	57.100	57.400	63.000	60.800	59.900	60.600	59.600	60.000	58.200	53.400	59.200	59.300	59.900	59.700
11:00	51.700	56.150	56.750	62.800	60.350	59.150	60.050	58.850	57.550	57.700	53.400	59.000	59.300	60.000	59.100
12:00	51.500	55.200	56.100	62.600	59.900	58.400	59.500	59.100	58.900	57.200	53.400	58.900	58.700	59.400	58.900
13:00	51.200	56.200	55.900	62.350	60.450	59.550	60.150	59.700	57.900	57.200	53.400	58.900	59.100	58.900	59.300
14:00	50.900	57.200	55.700	62.100	61.000	60.700	60.800	60.300	61.100	57.200	54.300	59.500	59.500	60.700	59.800
15:00	51.350	57.000	54.950	58.100	61.550	59.650	62.050	60.700	60.850	56.900	54.100	59.500	60.200	62.100	60.200
16:00	51.800	56.800	54.200	54.100	62.100	58.600	63.300	61.100	60.600	56.600	55.900	61.300	60.400	63.700	61.100
17:00	53.900	57.700	55.100	59.300	64.900	59.500	65.900	65.200	67.600	60.500	55.900	63.100	60.300	63.600	63.700
18:00	61.700	64.700	64.900	63.500	68.100	66.700	67.300	69.200	67.400	65.900	62.400	67.500	68.000	66.200	68.400
19:00	64.200	67.100	65.200	65.200	69.300	68.200	68.500	68.500	67.900	66.900	65.200	67.700	68.100	68.100	68.500
20:00	65.700	66.900	65.000	65.000	68.300	67.600	66.900	67.900	67.300	66.200	64.300	66.500	67.300	67.100	67.700
21:00	63.500	64.400	64.200	65.400	66.300	66.000	66.000	64.900	62.900	64.600	63.200	65.100	66.000	65.900	65.800
22:00	57.900	58.900	61.000	59.800	62.500	61.900	61.900	60.000	61.000	61.100	60.200	60.600	64.000	61.800	62.000
23:00	56.300	57.200	59.550	57.250	60.250	59.900	58.050	58.150	58.750	58.500	57.800	57.800	59.700	59.400	60.800
00:00	54.700	55.500	58.100	54.700	58.000	57.500	54.200	55.300	56.500	55.900	55.400	55.800	57.600	56.500	57.200

Data Beban G.I Waru, Tanggal: 16 - 30 Juni 2005 dalam MW

Jam	16-Juni Kamis	17-Juni Jumat	18-Juni Sabtu	19-Juni Minggu	20-Juni Senin	21-Juni Selasa	22-Juni Rabu	23-Juni Kamis	24-Juni Jumat	25-Juni Sabtu	26-Juni Minggu	27-Juni Senin	28-Juni Selasa	29-Juni Rabu	30-Juni Kamis
0:00	57.200	56.400	58.000	55.200	57.200	55.500	58.300	56.000	58.200	57.200	57.600	55.700	56.300	56.200	56.000
1:00	56.400	55.300	56.200	54.800	55.600	54.950	57.200	55.350	56.650	55.550	55.150	54.900	55.550	54.420	55.300
2:00	54.600	54.600	54.400	54.400	54.000	54.400	56.100	54.700	55.100	53.900	52.700	54.100	54.800	52.640	54.600
3:00	54.700	54.900	54.400	53.950	54.900	54.300	55.850	54.500	55.200	53.850	52.900	54.250	54.970	53.470	54.450
4:00	54.900	55.400	54.600	53.500	55.800	54.200	55.600	54.300	55.300	53.800	53.100	54.400	55.130	54.300	54.300
5:00	55.500	55.400	53.700	54.650	55.750	54.700	54.250	54.700	55.150	53.050	52.930	54.370	54.620	54.500	54.500
6:00	55.100	54.700	52.800	55.800	55.700	55.200	52.900	55.100	55.000	52.300	52.750	54.330	54.100	54.700	54.700
7:00	56.500	54.700	52.700	56.250	56.300	56.950	53.350	56.650	56.250	52.350	54.030	54.620	55.710	56.150	56.150
8:00	57.400	55.900	52.200	56.700	56.900	58.700	53.800	58.200	57.500	52.200	55.310	54.900	57.320	57.600	57.600
9:00	58.700	56.100	52.500	58.250	58.500	59.550	54.250	59.350	57.850	52.650	56.160	55.700	57.810	58.050	58.100
10:00	59.200	59.150	52.900	59.800	60.100	60.400	54.700	60.500	58.200	53.100	57.000	56.500	58.300	58.500	58.600
11:00	57.600	56.700	53.300	59.600	59.650	59.600	54.600	57.950	57.750	52.950	56.850	56.940	57.900	58.100	58.150
12:00	57.500	58.200	53.200	59.400	59.200	58.800	54.500	55.900	57.300	52.800	56.700	57.380	57.500	57.700	57.700
13:00	58.100	57.000	52.700	60.300	59.550	59.250	54.900	57.550	57.350	52.600	57.100	57.540	57.750	58.550	58.050
14:00	60.600	56.700	52.000	61.000	59.900	59.700	55.300	60.500	57.400	52.400	57.500	57.700	58.000	59.000	58.400
15:00	60.200	57.500	53.000	60.250	60.100	60.800	56.450	61.700	58.150	54.000	57.700	58.550	58.860	60.500	59.700
16:00	61.400	58.900	53.600	59.500	60.300	61.900	57.600	62.900	58.900	55.600	57.900	59.400	59.710	61.000	61.000
17:00	62.200	59.400	58.000	61.300	66.700	62.700	59.600	64.800	61.500	56.300	60.000	60.100	61.900	62.750	62.750
18:00	66.600	65.500	63.800	67.500	68.300	68.600	64.900	64.000	65.000	63.700	65.900	65.500	66.900	65.100	65.200
19:00	68.300	66.800	65.300	68.000	68.800	69.700	56.700	69.100	65.700	65.700	66.580	66.640	66.860	66.800	66.800
20:00	67.000	66.500	65.200	67.000	67.700	68.700	65.000	68.200	65.100	65.200	65.100	65.850	65.600	65.900	65.000
21:00	64.300	65.300	63.800	65.500	65.700	66.400	64.200	66.900	64.300	63.800	63.600	64.200	64.000	64.410	64.500
22:00	61.100	61.700	60.100	61.700	60.300	62.100	59.000	62.000	60.400	68.400	60.000	60.500	59.500	60.100	61.000
23:00	59.500	58.900	57.400	59.450	57.900	60.200	57.500	60.100	58.800	63.000	57.900	58.400	57.850	58.050	58.750
00:00	56.400	58.000	55.200	57.200	55.500	58.300	56.000	58.200	57.200	57.600	55.700	55.300	56.200	56.000	56.500

Biodata Penulis



Dilahirkan di Probolinggo 25 tahun yang lalu tepatnya tanggal 02-Maret-1980. menempuh jenjang pendidikan TK 2 tahun, SD 6 tahun lulus tahun 1992, melanjutkan ke SMP selama 3 tahun Lulus tahun 1995, langsung SMA selama 3 tahun lulus tahun 1998, setelah itu pada tahun 1999 melanjutkan kuliah di INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL selama kurang lebih 6 tahun..he..he. Prestasi selama di dunia pendidikan, penulis rasa tidak ada tetapi penulis bangga menjadi diri sendiri dan juga bangga telah mempersembahkan Skripsi ini. Amin.