

Peramalan Kebutuhan Beban Jangka Pendek Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Oleh : Dinar Atika Sari (L2F002572)

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro

Abstrak - Kebutuhan akan ketersediaan tenaga listrik saat ini sangat tinggi mengingat banyaknya peralatan rumah tangga maupun industri yang menggunakan tenaga listrik sebagai sumber tenaganya, sehingga diperlukan adanya sistem tenaga listrik yang handal namun tetap ekonomis. Hal tersebut dapat dicapai dengan melakukan perencanaan operasi yang baik dan tepat, salah satu langkah perencanaan operasi sistem tenaga listrik yang penting yaitu peramalan kebutuhan beban listrik.

Salah satu metode peramalan beban listrik adalah menggunakan JST (Jaringan Syaraf Tiruan). JST merupakan sistem pemroses informasi yang mempunyai karakteristik mirip jaringan syaraf biologi. JST digunakan untuk peramalan beban karena kemampuan pendekatan yang baik terhadap ketidaklinieran. Variabel yang digunakan dalam JST ini adalah data beban listrik dan data temperatur lingkungan pada masa lampau dimana temperatur lingkungan merupakan salah satu hal yang mempengaruhi konsumsi beban.

Pada metode ini digunakan JST dengan algoritma *backpropagation* dan hasil peramalan diperoleh dengan menambahkan rata-rata data hari-hari similar yang telah dipilih. Persentase kesalahan rata-rata absolut antara hasil peramalan menggunakan contoh data beban listrik wilayah Jateng & DIY antara metode ini dengan beban aktual adalah sebesar 2,39.

Kata kunci : beban listrik, temperatur lingkungan, JST, *backpropagation*.

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peramalan beban selalu menjadi bagian penting perencanaan dan operasi sistem tenaga listrik yang efisien. Beberapa perusahaan tenaga listrik, seperti PLN (Perusahaan Listrik Negara) menggunakan metode konvensional untuk meramalkan kebutuhan beban di masa yang akan datang. Pada metode konvensional, model didesain berdasarkan hubungan antara beban listrik dengan faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi beban. Metode konvensional mempunyai keuntungan yaitu dapat meramal kebutuhan beban dengan menggunakan model peramalan yang sederhana. Pola hubungan antara beban listrik dengan faktor-faktor yang mempengaruhi beban listrik adalah nonlinier, sehingga

mengalami kesulitan jika menggunakan metode konvensional.

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) digunakan untuk meramal beban listrik karena kemampuan pendekatan yang baik terhadap ketidaklinieran.^[13] Beberapa pendekatan untuk meramal beban listrik menggunakan JST telah banyak dilakukan, namun hanya menggunakan informasi data beban listrik saja dan tidak menggunakan data temperatur lingkungan sebagai informasi tambahan.^[11] Selain itu, terdapat pula pendekatan untuk meramal beban listrik menggunakan JST yang menggunakan informasi data beban listrik, informasi data temperatur lingkungan dan juga koreksi peramalan.^[13] Untuk menghasilkan respon yang lebih baik dengan parameter *error* terhadap data aktual yang lebih kecil, maka dalam tugas akhir kali ini menggunakan data beban listrik dan data temperatur lingkungan tiap jam sebagai informasi masukan JST.

1.2 Tujuan

Tujuan pembuatan tugas akhir ini adalah :

1. Melakukan peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan JST.
2. Membuat program MATLAB untuk melakukan peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan JST dengan menggunakan contoh data beban listrik wilayah Jateng & DIY.

1.3 Batasan Masalah

Agar permasalahan tidak melebar dari tujuan yang diharapkan, maka dalam tugas akhir ini dilakukan pembatasan masalah meliputi hal-hal sebagai berikut :

1. Tugas akhir ini hanya untuk peramalan beban listrik jangka pendek.
2. Beban yang diramalkan adalah besar beban daya nyata (MW) yang dikonsumsi pelanggan.
3. Data temperatur lingkungan menggunakan data temperatur lingkungan wilayah Semarang yang diasumsikan sama dengan data temperatur lingkungan wilayah Jateng & DIY.
4. Pemrograman dilakukan dengan program bantu MATLAB 6.5 beserta *toolbox neural network*.
5. Wilayah peramalan beban listrik hanya meliputi wilayah Jawa Tengah & DIY.
6. Input JST adalah deviasi beban listrik dan deviasi temperatur lingkungan.
7. Jumlah *neuron input layer* JST adalah 6, jumlah *neuron hidden layer* JST adalah 23, dan jumlah *neuron output layer* JST adalah 1.

8. Untuk pembelajaran JST, menggunakan algoritma *backpropagation* dengan metode pelatihan Levenberg – Marquardt .
9. Untuk membandingkan hasil peramalan beban listrik, dilakukan perbandingan hasil peramalan antara hasil peramalan tugas akhir ini dengan hasil peramalan PLN dan hasil peramalan Satu Jam ke Depan [11] .

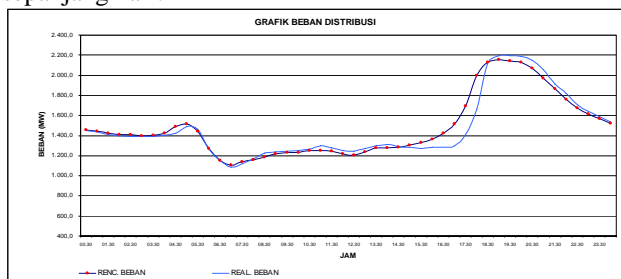
II. LANDASAN TEORI

2.1 Teori Peramalan Beban

Manajemen operasi sistem tenaga listrik yang baik diawali oleh perencanaan operasi yang baik pula. Salah satu langkah perencanaan yang harus dilakukan adalah prakiraan kebutuhan beban sistem tenaga listrik.

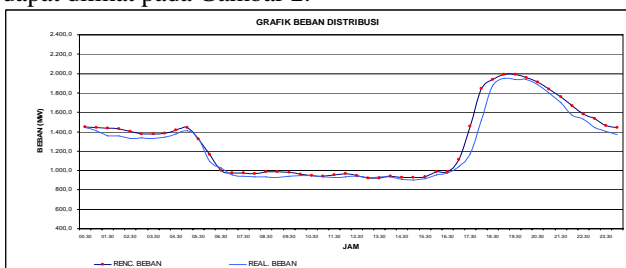
2.1.1 Karakteristik Beban Listrik Jawa Tengah & DIY

Grafik pada Gambar 1 memperlihatkan konsumsi listrik masyarakat Jawa Tengah & DIY yang tidak merata sepanjang hari.



Gambar 1 Kurva Karakteristik Beban di Jateng & DIY (Senin, 10 Januari 2005). [15]

Siklus tersebut mengalami penyimpangan di hari Minggu, hari libur, dan jika ada kegiatan sosial lainnya. Karakteristik grafik beban pada hari-hari libur khusus dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Kurva Karakteristik Beban Hari Libur Khusus (1 Januari 2005). [15]

2.1.2 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Beban Listrik [9][10][12]

Faktor-faktor penting yang besar pengaruhnya terhadap variasi beban listrik sehari-hari adalah:

- Keadaan politik negara.
- Kegiatan ekonomi masyarakat.
- Perubahan jumlah konsumen tenaga listrik.
- Perubahan konsumsi tenaga listrik dari konsumen lama.

- Kondisi cuaca atau iklim yang mempengaruhi pemakaian alat-alat listrik.
- Kegiatan sosial masyarakat.

2.1.3 Peramalan Beban Listrik [9]

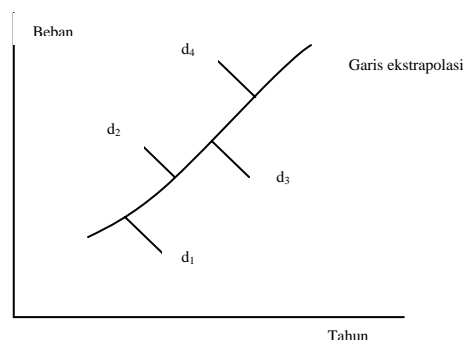
Terdapat tiga kelompok peramalan beban, yaitu:

1. Peramalan beban jangka panjang.
Peramalan beban jangka panjang adalah untuk jangka waktu diatas satu tahun. Dalam peramalan beban, masalah-masalah makro ekonomi yang merupakan masalah *ekstern* perusahaan listrik, merupakan faktor utama yang menentukan arah peramalan beban.
2. Peramalan beban jangka menengah.
Peramalan beban jangka menengah adalah untuk jangka waktu dari satu bulan sampai dengan satu tahun. Dalam peramalan beban jangka menengah, masalah-masalah manajerial perusahaan merupakan faktor utama yang menentukan.
3. Peramalan beban jangka pendek
Peramalan beban jangka pendek adalah untuk jangka waktu beberapa jam sampai satu minggu (168 jam). Besarnya beban untuk setiap jam ditentukan dengan memperhatikan *trend* beban di waktu lalu dengan memperhatikan berbagai informasi yang dapat mempengaruhi besarnya beban sistem.

2.1.4 Cara-cara Peramalan Beban Listrik [9]

Beberapa metode yang dipakai untuk meramalkan beban adalah :

1. Metode *Least Square*
Metode ini dapat dipakai untuk meramalkan beban puncak yang akan terjadi dalam sistem tenaga listrik untuk beberapa tahun yang akan datang. Metode least square ditunjukkan Gambar 3.



Gambar 3 Metode *Least square*.

2. Metode Eksponensial
Metode ini dapat dipakai kalau sistem tenaga listrik yang dibahas masih jauh dari kejenuhan dan ada suatu target kenaikan penjualan yang digariskan. Untuk mendapatkan beban puncak dengan metode eksponensial adalah :

$$\text{Beban puncak} = (B_o + p)^t \quad (1)$$
 dimana
 - B_o = beban puncak pada saat sekarang
 - p = persentase kenaikan beban per tahun yang ditargetkan.
 - t = jumlah tahun yang akan datang.

3. Metode Koefisien Beban

Metode ini dipakai untuk meramalkan 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. Koefisien-koefisien ini berbeda untuk hari Senin sampai dengan Minggu dan untuk hari libur bukan minggu. Setelah didapat perkiraan kurva beban harian dengan metode koefisien, masih perlu dilakukan koreksi-koreksi berdasarkan informasi-informasi terakhir mengenai peramalan suhu dan kegiatan masyarakat.

4. Metode Pendekatan Linier

Cara ini hanya dapat dipakai untuk peramalan beban beberapa puluh menit kedepan. Untuk meramalkan beban pada saat t :

$$B = a.t + b_0 \quad (2)$$

dimana

B = beban pada saat t

a = suatu konstanta yang harus ditentukan

b_0 = beban pada saat $t=t_0$

Untuk mengetahui besarnya *error* hasil peramalan ditunjukkan oleh nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) peramalan, dimana :

$$MAPE(\%) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_A^i - P_F^i|}{P_A^i} \times 100\% \quad (3)$$

dimana

P_A = beban aktual

P_F = beban hasil peramalan

N = jumlah data

2.2 JST (Jaringan Syaraf Tiruan) [4] [6] [10]

JST adalah sistem komputasi dimana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf biologi di dalam otak. Hal tersebut menjadikan JST sangat cocok untuk menyelesaikan masalah dengan tipe sama seperti otak manusia. Suatu jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal:

1. Pola-pola hubungan antar *neuron* yang disebut arsitektur jaringan.
2. Metode penentuan bobot penghubung yang disebut metode *training / learning / algoritma*.
3. Fungsi aktivasi yang digunakan.

2.2.1 Neuron [10]

Neuron adalah unit yang memproses informasi yang menjadi dasar dalam pengoperasian jaringan syaraf tiruan. *Neuron* terdiri dari 3 elemen pembentuk :

- a. Himpunan unit-unit yang dihubungkan dengan jalur koneksi. Jalur-jalur tersebut memiliki bobot/kekuatan yang berbeda-beda. Bobot yang bernilai positif akan memperkuat sinyal dan yang bernilai negatif akan memperlemah sinyal yang dibawa.
- b. Suatu unit penjumlah yang akan menjumlahkan *input-input* sinyal yang sudah dikalikan dengan bobotnya.

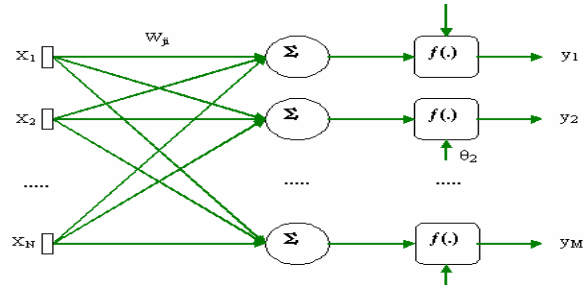
- c. Fungsi aktivasi yang menentukan keluaran dari sebuah *neuron*.

2.2.2 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan. [4] [6] [10]

Berdasarkan jumlah layer, arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat diklasifikasikan menjadi dua kelas yang berbeda, yaitu jaringan layer tunggal (*single layer network*) dan jaringan layer jamak (*multi layer network*).

a. Jaringan Layer Tunggal (*Single Layer Network*) [4] [6] [10]

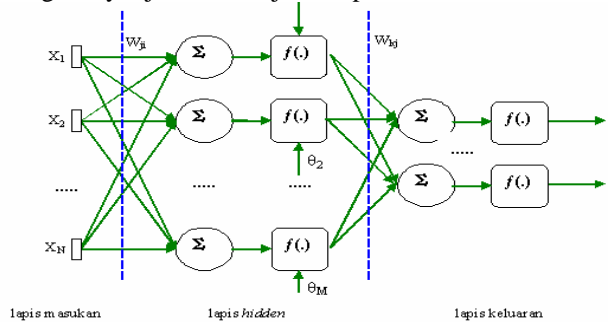
Semua unit *input* dalam jaringan ini dihubungkan dengan semua unit *output*, meskipun dengan bobot yang berbeda-beda. Jaringan layer tunggal ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4 Jaringan layer tunggal.

b. Jaringan Layer Jamak (*Multi Layer Network*) [4] [6] [10]

Jaringan layer jamak merupakan perluasan dari layer tunggal. Jaringan layer jamak memperkenalkan satu atau lebih layer tersembunyi (*hidden layer*) yang mempunyai simpul yang disebut *neuron* tersembunyi (*hidden neuron*). Jaringan layer jamak ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Jaringan tiga layer.

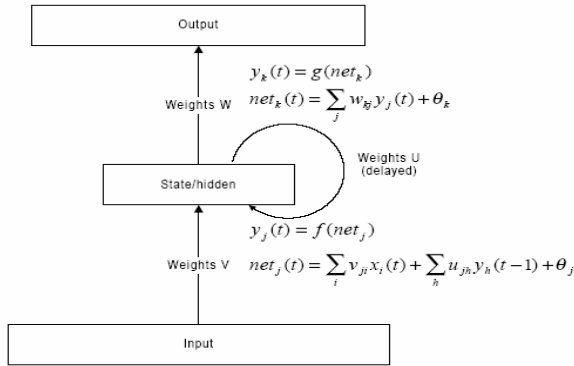
Berdasarkan arah aliran sinyal masukan, arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat diklasifikasikan menjadi dua kelas yang berbeda, yaitu jaringan umpan maju (*feedforward network*) dan jaringan dengan umpan balik (*recurrent network*).

a. Jaringan Umpan Maju (*Feedforward Network*) [1]

Dalam jaringan umpan maju, sinyal mengalir dari unit input ke unit output dalam arah maju. Jaringan layer tunggal dan jaringan layer jamak yang ditunjukkan pada Gambar 4 dan Gambar 5 merupakan contoh jaringan umpan maju.

b. Jaringan dengan Umpan Balik (*Recurrent Network*) [18]

Pada jaringan *recurrent* terdapat neuron output yang memberikan sinyal pada unit input (sering disebut *feedback loop*). Jaringan syaraf tiruan *recurrent* ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Jaringan syaraf tiruan *recurrent*.

2.2.3 Fungsi Aktivasi [4] [6] [7]

Beberapa fungsi aktivasi ($f(x)$ = keluaran fungsi aktivasi dan x = masukan fungsi aktivasi) yang sering dipakai adalah sebagai berikut :

a. Fungsi *threshold* (batas ambang)

Pada fungsi *threshold* nilai variabel terhadap sebuah unit *output* berupa angka biner (1 atau 0). Fungsi *threshold* dirumuskan sebagai :

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq \theta \\ 0, & \text{jika } x < \theta \end{cases} \quad (4)$$

Untuk beberapa kasus, fungsi *threshold* yang dibuat tidak berharga 0 atau 1, tapi berharga -1 atau 1 (sering disebut *threshold bipolar*) sehingga:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq \theta \\ -1, & \text{jika } x < \theta \end{cases} \quad (5)$$

b. Fungsi *sigmoid biner*

Fungsi *sigmoid biner* dirumuskan sebagai :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (7)$$

c. Fungsi *sigmoid bipolar*

Persamaan fungsi *sigmoid bipolar* adalah sebagai berikut :

$$g(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

$$g'(x) = \frac{[1 + g(x)][1 - g(x)]}{2} \quad (9)$$

d. Fungsi identitas

Fungsi identitas dirumuskan sebagai :

$$f(x) = x \quad (10)$$

2.2.4 Pengaturan Bobot [4] [6] [10]

Secara umum ada dua macam metode pelatihan, yaitu pelatihan terbimbing (*supervised training*) dan pelatihan tak terbimbing (*unsupervised training*).

a. **Pelatihan Terbimbing** [4] [6] [10]

Dalam pelatihan terbimbing, terdapat sejumlah pasangan data (masukan – target keluaran) yang dipakai

untuk melatih jaringan hingga diperoleh bobot yang diinginkan. Pasangan data tersebut berfungsi sebagai “guru” untuk melatih jaringan hingga diperoleh bentuk yang terbaik. “Guru” akan memberikan informasi yang jelas tentang bagaimana sistem harus mengubah dirinya untuk meningkatkan unjuk kerjanya. Pada setiap kali pelatihan, suatu *input* diberikan ke jaringan. Jaringan akan memproses dan mengeluarkan keluaran. Selisih antara keluaran jaringan dengan target (keluaran yang diinginkan) merupakan *error* yang terjadi. Jaringan akan memodifikasi bobot sesuai dengan *error* tersebut.

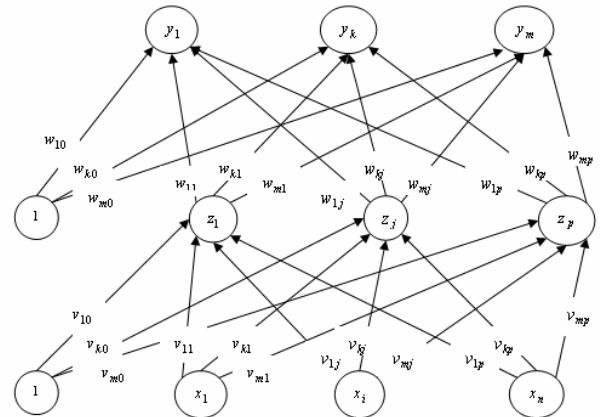
b. **Pelatihan Tak Terbimbing** [4] [6] [10]

Dalam pelatihan tak terbimbing, tidak ada “guru” yang akan mengarahkan proses pelatihan. Dalam pelatihannya, perubahan bobot jaringan dilakukan berdasarkan parameter tertentu dan jaringan dimodifikasi menurut ukuran parameter tersebut.

2.2.5 Backpropagation [4]

a. **Arsitektur Backpropagation** [4]

Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layar tersembunyi. Gambar 7 adalah arsitektur *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layar tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran.



Gambar 7 Contoh arsitektur *backpropagation*.

Variabel v_{ji} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit layar tersembunyi z_j . Variabel v_{j0} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi z_j . Variabel w_{kj} merupakan bobot dari unit layar tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k . Variabel w_{k0} merupakan bobot dari bias di layar tersembunyi ke unit keluaran y_k .

b. **Algoritma Dasar Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation** [4] [6] [10]

Pelatihan *backpropagation* meliputi 3 fase. Fase pertama adalah fase maju. Pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran

menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan *error* yang terjadi. *Error* tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan *error* yang terjadi.

c. Algoritma Pelatihan untuk Jaringan dengan Satu

Layar Tersembunyi^{[4] [6] [10]}

Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu layar tersembunyi (dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner*) adalah sebagai berikut:

Langkah 0 : Semua bobot diinisialisasi dengan bilangan acak kecil.

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, melakukan langkah 2-9.

Langkah 2 : Untuk setiap pasangan data pelatihan, melakukan langkah 3-8.

Propagasi maju :

Langkah 3 : Setiap unit masukan (x_i) menerima sinyal dan meneruskan sinyal ini ke unit tersembunyi di atasnya.

Langkah 4 : Menghitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1,2,\dots,p$).

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (11)$$

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (12)$$

Langkah 5 : Menghitung semua keluaran jaringan di unit y_k ($k=1,2,\dots,m$).

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (13)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_k}}} \quad (14)$$

Propagasi mundur :

Langkah 6 : Menghitung faktor δ unit keluaran berdasarkan *error* di setiap unit keluaran y_k .

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (15)$$

Faktor δ_k merupakan *error* yang akan dipakai dalam perubahan bobot *layer* di bawahnya (langkah 7). Kemudian menghitung koreksi bobot (digunakan untuk mengubah w_{jk} selanjutnya) dengan laju pembelajaran α . Laju pembelajaran merupakan salah satu parameter JST yang harus ditentukan sebelumnya.

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (16)$$

Menghitung koreksi bias

$$\Delta w_{k0} = \alpha \delta_k \quad (17)$$

dan mengirim nilai δ_k ke lapisan tersembunyi.

Langkah 7 : Menghitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan *error* di setiap unit tersembunyi.

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (18)$$

Mengalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk menghitung informasi *error*.

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) \quad (19)$$

Menghitung koreksi bobot (digunakan untuk mengubah v_{ij} selanjutnya)

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (20)$$

dan menghitung koreksi bias (digunakan untuk mengubah v_{0j} selanjutnya).

$$\Delta v_{j0} = \alpha \delta_j \quad (21)$$

Memperbarui bobot dan bias :

Langkah 8: Tiap unit keluaran mengubah bias dan bobot-bobotnya

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (22)$$

Tiap unit tersembunyi (Z_j) mengubah bias dan bobot (i)

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (23)$$

Langkah 9 : Uji syarat henti

Jika besar jumlah *error* kuadrat (*sum squared error*) lebih kecil dari toleransi yang ditentukan maka proses akan berhenti

$$\sum_{k=1}^n (t_k - y_k)^2 \leq e \quad (24)$$

sedangkan jika jumlah *error* kuadrat lebih besar dari toleransi yang ditentukan, maka akan kembali ke langkah 1.

d. Algoritma pelatihan BP dengan Metode Levenberg-Marquardt^{[7][10]}

Algoritma *Levenberg-Marquardt* didesain untuk mendekati kecepatan pelatihan orde dua tanpa harus menghitung matrik *Hessian*. Matrik *Hessian* dapat diaproksimasikan sebagai :

$$H = J^T J \quad (25)$$

dan gradien dihitung sebagai :

$$g = J^T e \quad (26)$$

dimana J adalah matrik *Jacobian* yang terdiri dari derivatif pertama dari *error* jaringan yang mengacu pada bobot dan bias, dan e adalah vektor *error* jaringan. Matrik *Jacobian* dapat dihitung dengan teknik *backpropagation* standar yang lebih sederhana dibandingkan dengan perhitungan matrik *Hessian*.

Algoritma *Levenberg-Marquardt* menggunakan pendekatan terhadap matrik *Hessian* sebagai berikut :

$$x_{k+1} = x_k - [H + \mu I]^{-1} g \quad (27)$$

dimana, jika skalar μ (mu) adalah nol, maka metode ini sama dengan metode *Newton*, menggunakan matrik *Hessian*.

2.3 Aturan *Euclidean (Euclidean Norm)* [8][10]

Tugas Akhir ini menggunakan aturan *euclidean* berbobot untuk memilih hari-hari yang similar dengan hari peramalan. Semakin kecil jarak *euclidean* maka pemilihan hari-hari similar akan semakin baik. Aturan *euclidean* berbobot adalah sebagai berikut :

$$D = \sqrt{w_1(\Delta L^t)^2 + w_2(\Delta L^{t-1})^2 + w_3(\Delta L^{t-2})^2} \quad (28)$$

sedangkan

$$\Delta L^{t-k} = L_{t-k} - L_{t-k}^p \quad (29)$$

dimana L_{t-k} = kurva beban peramalan

L_{t-k}^p = kurva beban pada hari-hari similar

ΔL^{t-k} = deviasi antara daya beban peramalan dengan hari-hari peramalan

w_1, w_2, w_3 = koefisien korelasi

Rumus umum untuk menghitung koefisien korelasi antara dua variabel L dan T adalah :

$$w = \frac{n \sum LT - (\sum L)(\sum T)}{\sqrt{n \sum L^2 - (\sum L)^2} \sqrt{n \sum T^2 - (\sum T)^2}} \quad (30)$$

III. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

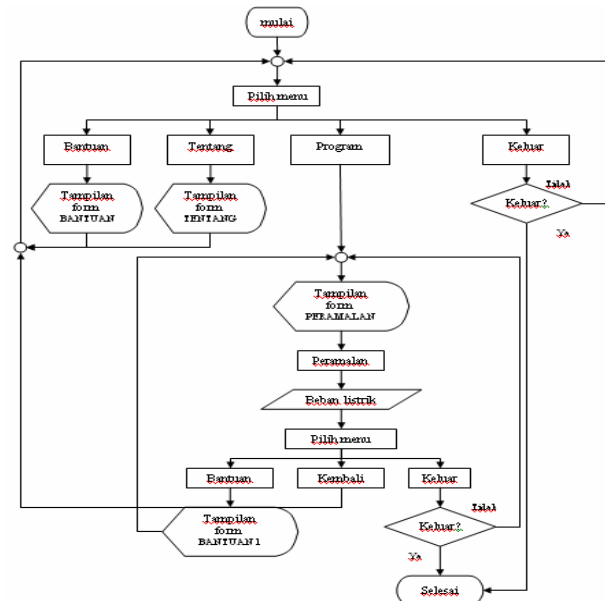
Algoritma peramalan kebutuhan beban listrik jangka pendek menggunakan jaringan syaraf tiruan adalah sebagai berikut :

1. Menentukan *range* pembelajaran (*learning range*) JST.
2. Menentukan batasan pemilihan hari-hari similar untuk satu hari pembelajaran (*learning day*).
3. Memilih hari-hari similar untuk hari pembelajaran pertamakali.
4. Pembelajaran menggunakan *backpropagation* (BP) terhadap hari-hari similar yang telah dipilih pada langkah 3.
5. Pembelajaran menggunakan BP terhadap semua hari dalam *range* pembelajaran yang telah ditentukan pada langkah 1.
6. Memilih M buah hari-hari yang similar dengan hari peramalan untuk peramalan beban listrik untuk mendapatkan rata-rata hari-hari similar
7. Memasukkan data baru (data uji) pada jaringan hasil pelatihan yang untuk mendapatkan koreksi beban listrik.
8. Peramalan kurva beban listrik.

3.1 Diagram Alir

3.1.1 Diagram Alir Program Utama

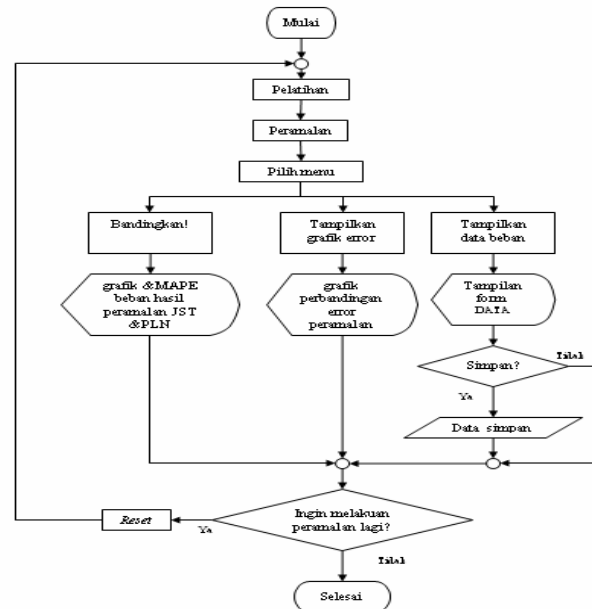
Diagram alir menu utama program simulasi peramalan beban listrik ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8 Diagram alir program utama.

3.1.2 Diagram Alir Subprogram Peramalan Beban Listrik

Diagram alir peramalan beban listrik ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9 Diagram alir program peramalan beban listrik.

3.2 Implementasi

3.2.1 Persiapan Data Jaringan

Penentuan data deviasi beban listrik dan deviasi temperatur lingkungan pada hari-hari yang similar dengan hari peramalan yang akan menjadi masukan jaringan mengikuti algoritma sebagai berikut :

1. Menentukan *range* pelatihan JST

Jaringan syaraf dilatih menggunakan data pembelajaran dalam batasan *range* 30 (tiga puluh) hari terakhir sebelum hari-peramalan (*forecast day*) dan 60

(enam puluh) hari sebelum dan sesudah hari-peramalan pada tahun sebelumnya dan dua tahun sebelumnya.

2. Menentukan batasan pemilihan hari-hari similar

- Hari-peramalan : Senin, 10 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 10 Juni 2006 - 9 Juli 2006
- 10 Juni 2005 - 9 Agustus 2005
- 10 Juni 2004 - 9 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Selasa, 11 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 11 Juni 2006 - 10 Juli 2006
- 11 Juni 2005 - 10 Agustus 2005
- 11 Juni 2004 - 10 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Rabu, 12 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 12 Juni 2006 - 11 Juli 2006
- 12 Juni 2005 - 11 Agustus 2005
- 12 Juni 2004 - 11 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Kamis, 13 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 13 Juni 2006 - 12 Juli 2006
- 12 Juni 2005 - 12 Agustus 2005
- 12 Juni 2004 - 12 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Jumat, 14 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 14 Juni 2006 - 13 Juli 2006
- 14 Juni 2005 - 13 Agustus 2005
- 14 Juni 2004 - 13 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Sabtu, 15 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 15 Juni 2006 - 14 Juli 2006
- 15 Juni 2005 - 14 Agustus 2005
- 15 Juni 2004 - 14 Agustus 2004
- Hari-peramalan : Minggu, 16 Juli 2006
Batasan pemilihan hari yang similar:
- 16 Juni 2006 - 15 Juli 2006
- 16 Juni 2005 - 15 Agustus 2005
- 16 Juni 2004 - 15 Agustus 2004

Peramalan beban listrik pada hari libur khusus/nasional, penentuan batasan pemilihan hari yang similar sama dengan pemilihan untuk hari-hari normal (hari-hari kerja dan akhir pekan biasa). Pemilihan data temperatur lingkungan disesuaikan dengan data beban listrik baik pada hari-hari kerja, akhir pekan, maupun hari libur khusus. Data beban listrik hari-hari similar disimpan dalam variabel `learnload` sedangkan data temperatur lingkungan hari-hari similar disimpan dalam variabel `learntemp`.

3. Pemilihan hari-hari similar

Pemilihan hari-hari yang similar antara suatu hari peramalan dengan hari-hari pada batasan *range* yang telah ditentukan sebelumnya menggunakan aturan *Euclidean* dengan faktor bobot (*Euclidean norm with weighted factor*) sebagai dasar perhitungan similaritas menggunakan perintah berikut :

```
function [rxy]=weight(learnload,learntemp)
```

Pemilihan deviasi beban listrik dan temperatur lingkungan yang akan menjadi *input* jaringan pada saat pelatihan menggunakan perintah berikut :

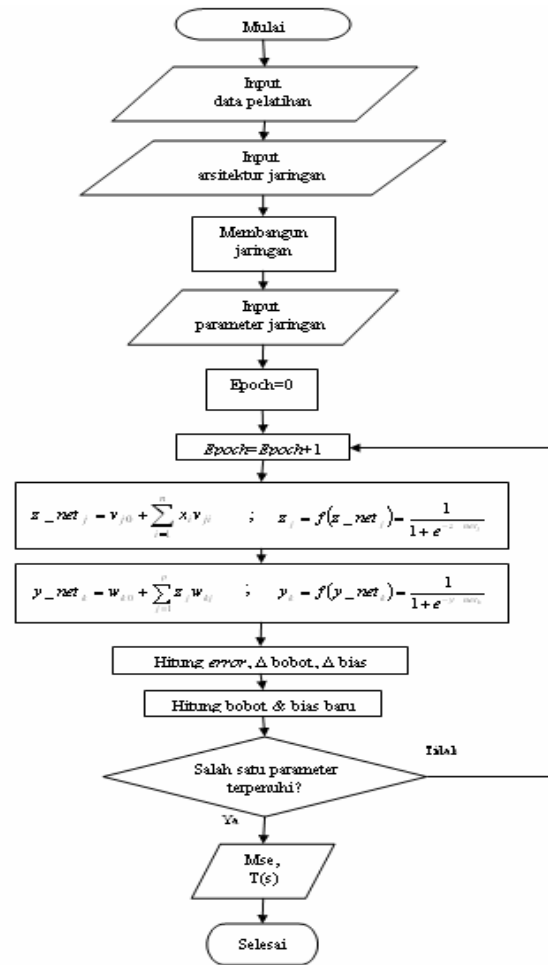
```
function [P]=train_input(learnload,learntemp)
```

Penentuan target keluaran jaringan yang juga digunakan sebagai *input* jaringan pada saat pelatihan menggunakan perintah berikut :

```
function [T]=train_target(learnload,learntemp)
```

3.2.2 Pelatihan Jaringan dengan Algoritma Backpropagation

Pelatihan jaringan dengan algoritma *backpropagation* mengikuti diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10 Diagram alir proses pelatihan.

Input data pelatihan dapat dipilih pada *frame* Pilih Data. Arsitektur jaringan yang digunakan adalah sebagai berikut:

- *Input layer* dengan 6 buah *neuron*.
- *Hidden layer* dengan 23 buah *neuron*.
- *Output layer* dengan 1 buah *neuron*.

Parameter jaringan BP yang terdapat dalam *frame* Parameter Jaringan yaitu :

- *mu*

μ digunakan untuk menentukan laju pembelajaran. Nilai *default* μ adalah 0,001.

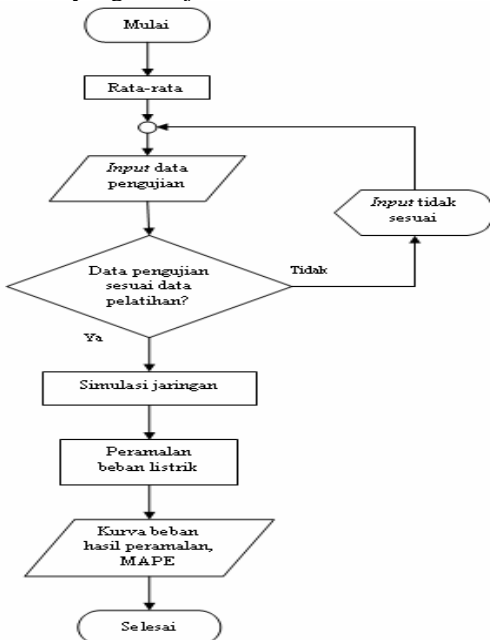
- **Epoch**
Iterasi akan dihentikan apabila nilai *epoch* melebihi *epoch* maksimum. Nilai *epoch* yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah sebanyak 200 iterasi.
- **Goal**
Parameter *goal* digunakan untuk menentukan batas nilai mse agar iterasi dihentikan. Batas mse yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah 0.

Untuk melatih jaringan dengan semua parameter yang telah ditentukan dengan menggunakan instruksi :

```
net=train(net,P{n},T{n});
```

3.2.3 Peramalan

Setelah melalui tahap pelatihan, untuk mendapatkan kurva beban listrik peramalan mengikuti diagram alir yang ditunjukkan Gambar 11.



Gambar 11 Diagram alir proses peramalan.

Sebelum melakukan peramalan kurva beban listrik, dilakukan pemilihan 5 buah hari yang similar, yang selanjutnya dirata-rata untuk mendapatkan nilai beban listrik yang mendekati dengan nilai beban listrik pada hari peramalan menggunakan perintah berikut :

```
function [R]=ratarata(learnload)
```

Pemilihan data pengujian mengikuti perintah berikut :

```
function [P] = uji_input (learnload,ujiload,...  
learntemp,ujiemp)
```

ujiload dan *ujiemp* adalah data beban listrik dan data temperatur lingkungan pada waktu pengujian.

Setelah tahap pelatihan selesai dan data pengujian telah ditentukan, bobot dan bias digunakan untuk

mensimulasikan data-data tersebut dengan masukan yang sama dengan data latihan dengan instruksi :

```
Y=sim(net,P{1});
```

Untuk mendapatkan kurva beban listrik peramalan dilakukan dengan menambahkan hasil simulasi Y dengan nilai rata-rata data hari yang similar terpilih.

```
hasil=Y+ratarata(learnload);
```

Sebelum melakukan peramalan lagi, arsitektur dan parameter jaringan harus dikembalikan ke nilai *default* terlebih dahulu. Selain itu, hasil pelatihan dan peramalan sebelumnya juga harus dihapus.

3.2.4 Menu Pilihan

Menu pilihan dapat dipilih setelah diperoleh hasil peramalan sebelum melalui proses *reset*. Beberapa menu pilihan tersebut adalah :

1. **Bandingkan!**

Menu pilihan *‘Bandingkan!’* digunakan untuk membandingkan hasil peramalan JST dengan hasil peramalan PLN dalam bentuk grafik dan *error* MAPE.

2. **Tampilkan grafik error**

Menu pilihan *‘Tampilkan grafik error’* digunakan untuk melihat *error* hasil peramalan JST dan *error* hasil peramalan PLN tiap jam dalam bentuk grafik.

3. **Tampilkan data beban**

Menu pilihan *‘Tampilkan data beban’* digunakan untuk melihat beban listrik aktual dan beban listrik hasil peramalan JST tiap jam dalam bentuk kolom. Data beban listrik tiap jam ini kemudian dapat disimpan dalam bentuk *file .mat*.

IV. ANALISIS HASIL PROGRAM

4.1 Tampilan Simulasi

4.1.1 Halaman Utama Program

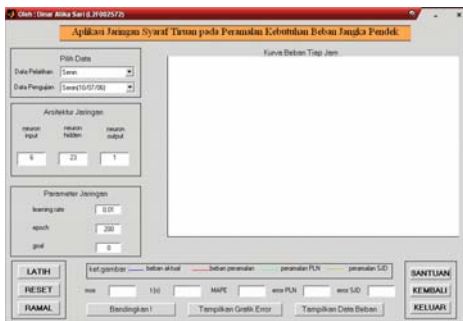
Tampilan halaman utama program ditunjukkan pada Gambar 12.



Gambar 12 Tampilan halaman utama.

4.1.2 Subprogram PROGRAM

Tampilan subprogram **PROGRAM** ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13 Tampilan subprogram simulasi peramalan beban.

Dalam tampilan subprogram simulasi peramalan beban terdapat beberapa *frame* dan tombol yaitu :

1. *Frame* Pilih Data
2. *Frame* Arsitektur Jaringan
3. *Frame* Parameter Jaringan
4. *Frame* LATIH – RESET – RAMAL
5. *Frame* ket.gambar
6. Hasil pelatihan dan peramalan : mse – t(s) – MAPE – error PLN – error SJD.
7. Tombol Bandingkan!
8. Tombol Tampilkan Grafik *Error*
9. Tombol Tampilkan Data Beban
10. Kurva Beban Tiap Jam
11. *Frame* BANTUAN - KEMBALI – KELUAR

4.2 Analisis Hasil Program

4.2.1 Tahap Pelatihan dan Simulasi

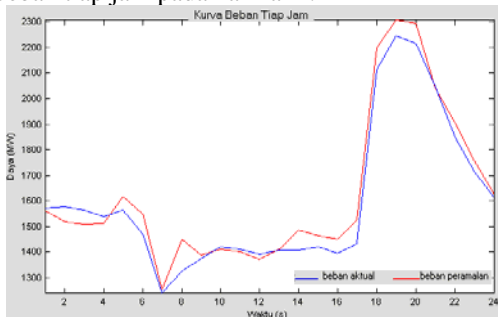
Tabel 1 menunjukkan perbandingan jumlah *hidden neuron* dengan MSE, t (s), dan MAPE yang dicapai dari proses simulasi.

Tabel 1 Perbandingan jumlah *hidden neuron* dengan MSE, t, dan MAPE hasil simulasi.

Hasil pelatihan dan simulasi	Jumlah <i>hidden layer</i>						
	6	10	17	19	21	23	25
MSE	1299,34	1166,58	1088,88	893,201	925,065	1158,91	1033,05
t (s)	15,9889	32,2416	84,0016	129,283	150,091	228,642	278,875
MAPE	2,83471	2,75559	3,51588	2,88647	3,27	2,50529	2,91118

Dari percobaan untuk mendapatkan jumlah *hidden layer* yang sesuai dapat diketahui bahwa dengan jumlah *neuron hidden* yang semakin banyak maka waktu pelatihan yang dibutuhkan akan semakin lama.

Gambar 14 adalah hasil simulasi terhadap pelatihan pola beban pada hari Senin. Hasil simulasi menunjukkan MAPE sebesar 2,86716. Hal yang sama dilakukan untuk pola beban tiap jam pada hari lain .



Gambar 14 Hasil simulasi pola hari Senin.

Tabel 2 Perbandingan beban aktual dan beban peramalan tiap jam.

Jam	Beban listrik (MW)		<i>Error</i> Peramalan JST (%)
	Beban aktual	Peramalan JST	
01.00	1569,8164	1562,5	0,466067
02.00	1576,5072	1519,8	3,597015
03.00	1563,5852	1509,3	3,471842
04.00	1538,3772	1512,2	1,701611
05.00	1563,2352	1617	3,439329
06.00	1470,2272	1547,8	5,276246
07.00	1239,2272	1252,6	1,079124
08.00	1324,6072	1449,8	9,451315
09.00	1375,0172	1386,8	0,86692
10.00	1419,8692	1410	0,695078
11.00	1412,57	1401,8	0,76244
12.00	1391,8688	1370,7	1,52089
13.00	1407,1388	1412,3	0,366787
14.00	1406,4648	1484,9	5,576762
15.00	1419,3328	1463,1	3,083646
16.00	1394,9764	1451,8	4,073445
17.00	1434,3784	1525,6	6,359661
18.00	2116,0484	2199,7	3,953199
19.00	2246,0224	2306	2,670392
20.00	2214,8964	2295,5	3,639159
21.00	2048,4804	2041,2	0,355405
22.00	1848,7404	1905	3,043131
23.00	1713,9904	1756,9	2,503491
24.00	1615,1964	1628,2	0,805079
MAPE			2,86176
<i>Error</i> minimum			0,355405
<i>Error</i> maksimum			9,451315

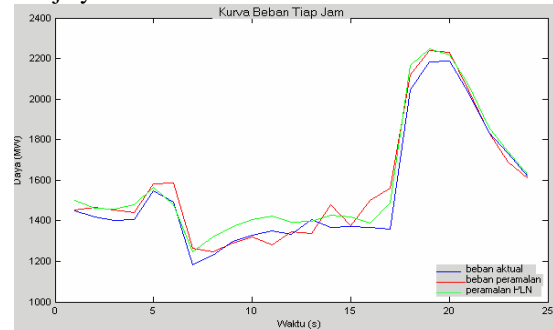
4.2.2 Tahap Pengujian

Jaringan diuji dengan data beban perjam untuk hari-hari sebagai berikut :

- Senin, 17 Juli 2006 - Minggu, 23 Juli 2006
- Tahun Baru, 1 Januari 2006
- Hari Kemerdekaan, 17 Agustus 2006
- Natal, 25 Desember 2006

a. Perbandingan Hasil Peramalan JST dengan Peramalan PLN

Gambar 15 menunjukkan hasil peramalan JST untuk hari kerja yaitu hari Senin 17 Juli 2006.



Gambar 15 Perbandingan hasil peramalan beban hari Senin 17 Juli 2006.

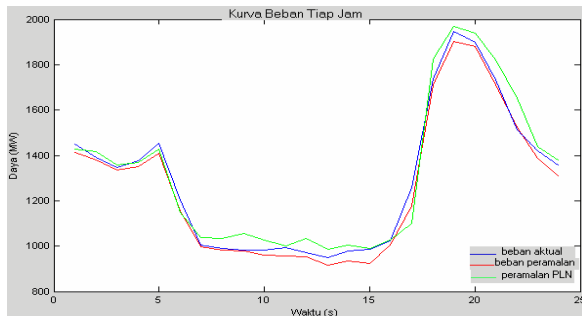
Tabel 15 menunjukkan besarnya beban aktual, beban peramalan JST, dan beban peramalan PLN tiap jam, selain itu ditunjukkan pula besar *error* peramalan JST maupun PLN tiap jam pada hari Senin 17 Juli 2006. Dari Tabel 15 dapat diketahui bahwa *error* peramalan JST lebih kecil daripada *error* peramalan PLN yaitu sebesar $(3,56259 - 3,47864) \% = 0,83951 \%$. *Error* minimum peramalan JST yaitu sebesar 0,115392 % dicapai pada jam 22.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 14,9328 % yang dicapai pada jam 17.00. Pada peramalan PLN, *error* minimum yaitu sebesar 0,294588 dicapai pada jam 23.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 9,472767

dicapai pada jam 17.00. Pada kedua jenis peramalan tersebut, *error* peramalan maksimum dicapai pada jam 17.00 karena pada jam inilah terjadi perubahan beban listrik yang signifikan yaitu pada sore hari menjelang malam ketika konsumen mulai menggunakan penerangan.

Tabel 3 Perbandingan hasil peramalan beban hari Senin 17 Juli 2006.

Jam	Beban listrik (MW)			Error Peramalan (%)	
	Beban aktual	Peramalan JST	Peramalan PLN	Error JST	Error PLN
01.00	1446,778	1454,1	1499	0,50609	3,616185
02.00	1420,338	1464,7	1463	3,123341	3,012931
03.00	1400,638	1452,3	1457	3,688462	4,048485
04.00	1405,198	1438,7	1477	2,384148	5,10638
05.00	1546,088	1583,1	1566	2,393913	1,307902
06.00	1490,108	1584,6	1478	6,341285	0,845746
07.00	1181,994	1263,1	1247	6,861795	5,491525
08.00	1227,866	1247,9	1319	1,631611	7,452864
09.00	1297,244	1289,2	1372	0,620084	5,78223
10.00	1329,344	1320,7	1407	0,660246	5,818744
11.00	1347,994	1281,5	1423	4,932811	5,557099
12.00	1333,874	1343,9	1392	0,751645	4,374219
13.00	1403,874	1335,3	1399	4,884626	0,328102
14.00	1367,776	1477,2	1426	8,00014	4,239813
15.00	1372,174	1377,4	1418	0,380855	3,325009
16.00	1367,51	1500,1	1391	9,695724	1,681299
17.00	1358,272	1561,1	1487	14,9328	9,472767
18.00	2047,402	2116,9	2166	3,394448	5,770943
19.00	2184,962	2241	2246	2,564713	2,794575
20.00	2189,488	2229,2	2218	1,813757	1,289008
21.00	2027,108	2039,9	2068	0,631047	2,018793
22.00	1837,22	1835,1	1863	0,115392	1,377191
23.00	1734,12	1688,7	1739	2,619196	0,294588
24.00	1617,27	1608	1625	0,573188	0,495799
MAPE				3,47864	3,562591
Error minimum				0,115392	0,294588
Error maksimum				14,9328	9,472767

Gambar 16 menunjukkan hasil peramalan JST untuk hari libur khusus yaitu pada Tahun Baru 1 Januari 2006, selanjutnya dibandingkan dengan beban peramalan yang dihasilkan PLN pada hari yang sama.



Gambar 16 Perbandingan hasil peramalan beban Tahun Baru 1 Januari 2006.

Tabel 4 menunjukkan besarnya beban aktual, beban peramalan JST, dan beban peramalan PLN tiap jam, selain itu ditunjukkan pula besar *error* peramalan JST maupun PLN tiap jam pada hari libur khusus yaitu hari tahun baru 1 Januari 2006. Dari Tabel 4 dapat diketahui bahwa *error* peramalan JST lebih kecil daripada *error* peramalan PLN yaitu sebesar $(3,515758 - 2,3469) \% = 1,168858 \%$. *Error* minimum dan maksimum yang dicapai peramalan JST juga lebih rendah daripada *error* minimum dan maksimum yang dicapai peramalan PLN. *Error* minimum peramalan JST yaitu sebesar 0,266635 % dicapai pada jam 09.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 6,304253 % yang dicapai pada jam 17.00. Pada peramalan

PLN, *error* minimum yaitu sebesar 0,388661 % dicapai pada jam 15.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 12,4879 % dicapai pada jam 17.00. Pada kedua jenis peramalan tersebut, *error* peramalan maksimum dicapai pada jam 17.00 karena pada jam inilah terjadi perubahan beban listrik yang signifikan yaitu pada sore hari menjelang malam ketika konsumen mulai menggunakan penerangan.

Tabel 4 Perbandingan hasil peramalan beban Tahun Baru, 1 Januari 2006.

Jam	Beban listrik (MW)			Error Peramalan (%)	
	Beban aktual	Peramalan JST	Peramalan PLN	Error JST	Error PLN
01.00	1449,1544	1414,5	1426	2,391353	1,38401
02.00	1390,3544	1381,1	1418	0,665614	1,957568
03.00	1347,1544	1336,8	1359	0,768613	0,88392
04.00	1376,9152	1350,2	1370	1,940221	0,503523
05.00	1453,3152	1409,9	1427	2,987322	1,791562
06.00	1204,0152	1155,2	1149	4,054367	4,530617
07.00	1002,9544	998,2	1038	0,474039	3,512776
08.00	988,8928	983	1035	0,595899	4,695914
09.00	981,4168	978,8	1057	0,266635	7,674581
10.00	981,756	960,3	1025	2,185472	4,366246
11.00	994,156	956,5	1002	3,787736	0,766595
12.00	969,992	951,9	1035	1,86517	6,717569
13.00	947,892	917,7	986	3,185173	3,990165
14.00	979,192	933,7	1005	4,645871	2,614145
15.00	984,592	924,2	988	6,133708	0,388661
16.00	1022,192	1005,9	1027	1,59383	0,515479
17.00	1256,834	1177,6	1100	6,304253	12,4879
18.00	1737,662	1711,6	1826	1,499831	5,091906
19.00	1947,462	1903,7	1969	2,24713	1,111734
20.00	1899,162	1881,3	1939	0,94052	2,096896
21.00	1733,2428	1711,9	1821	1,23138	5,053989
22.00	1513,324	1522,8	1651	0,626171	9,1064
23.00	1421,224	1385,5	1439	2,513608	1,284176
24.00	1352,424	1306,3	1375	3,410469	1,651863
MAPE				2,3469	3,515758
Error minimum				0,266635	0,388661
Error maksimum				6,304253	12,4879

Tabel 5 merupakan tabel perbandingan rata-rata MAPE antara peramalan yang dilakukan oleh JST dengan peramalan yang dilakukan oleh PLN.

Tabel 5 Perbandingan rata-rata MAPE antara peramalan JST dengan peramalan PLN.

Hari	Tanggal	MAPE (%)	
		JST	PLN
Senin	17 Juli 2006	2,86176	3,562591
Selasa	18 Juli 2006	2,38058	1,892943
Rabu	19 Juli 2006	3,15282	1,305725
Kamis	20 Juli 2006	2,70628	2,195477
Jumat	21 Juli 2006	1,72478	1,374162
Sabtu	22 Juli 2006	1,75383	1,560117
Minggu	23 Juli 2006	2,53647	2,901856
Tahun Baru	1 Januari 2006	2,3469	3,515758
Hari Kemerdekaan	17 Agustus 2006	2,63411	2,893957
Natal	25 Desember 2006	1,84802	4,469146
RATA-RATA		2,394555	2,5671732

Dari Tabel 5 dapat diketahui bahwa *error* (MAPE) hasil peramalan JST lebih rendah dibandingkan dengan *error* peramalan PLN sebesar $(2,5671732 - 2,394555) \% = 0,1726182 \%$, dan terdapat beberapa MAPE JST yang lebih rendah daripada MAPE PLN, yaitu pada hari Senin (17 Juli 2006), Minggu (23 Juli 2006), Tahun Baru 1 Januari 2006, dan Natal 25 Desember 2006. Nilai MAPE terbesar yang dicapai peramalan JST sebesar 3,15282 % yaitu pada Rabu, 19 Juli 2006 sedangkan MAPE terbesar yang dicapai peramalan PLN sebesar 4,469146 % yaitu pada Natal, 25 Desember 2006.

Tabel 6 menunjukkan perbandingan *error* minimum dan maksimum antara peramalan JST dengan peramalan PLN.

Tabel 6 Perbandingan *error* minimum dan maksimum antara peramalan JST dengan peramalan PLN.

Hari, Tanggal	Error minimum (%)		Error maksimum (%)	
	JST	PLN	JST	PLN
Senin, 17 Juli 2006	0,115392	0,294588	14,9328	9,472767
Selasa, 18 Juli 2006	0,039742	0,041206	8,558507	4,747659
Rabu, 19 Juli 2006	0,115092	0,03895	6,497777	5,041954
Kamis, 20 Juli 2006	0,045201	0,146958	11,67243	5,590229
Jumat, 21 Juli 2006	0,087658	0,102168	6,294536	4,166048
Sabtu, 22 Juli 2006	0,052394	0,070853	7,733148	4,645785
Minggu, 23 Juli 2006	0,369365	0,012288	8,959769	8,709088
Tahun Baru, 1 Januari 2006	0,266635	0,388661	6,304253	12,4879
17 Agustus 2006	0,011521	0,034819	8,832474	5,760713
Natal, 25 Desember 2006	0,192915	0,405085	3,543794	9,876033
RATA-RATA	0,1295915	0,1535576	8,3329488	7,0498176

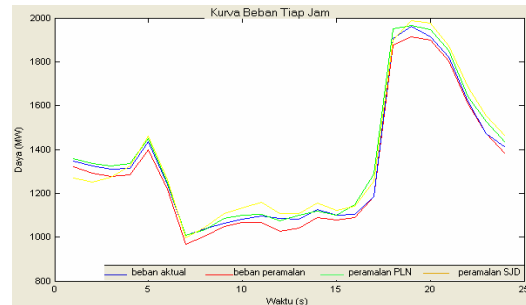
Dari Tabel 6 dapat diketahui bahwa rata-rata *error* minimum JST sebesar 0,1295915 % lebih kecil daripada *error* minimum PLN yang sebesar 0,1535576 % sedangkan rata-rata *error* maksimum JST yaitu 8,3329488 % lebih besar daripada *error* maksimum PLN sebesar 7,0498176 %. Walaupun demikian, seperti ditunjukkan Tabel 4, MAPE peramalan JST lebih kecil daripada MAPE peramalan PLN.

Beban listrik hasil peramalan merupakan salah satu acuan operasi sistem tenaga listrik, akan tetapi beban yang sesungguhnya terjadi dalam sistem tidak sama dengan yang diperkirakan, bisa lebih kecil tapi bisa juga lebih besar. Apabila beban aktual yang terjadi dalam sistem lebih kecil daripada beban peramalan maka dapat dilakukan penghematan/pengurangan pembangkitan terhadap yang telah direncanakan, sebaliknya jika beban aktual lebih besar daripada beban peramalan maka perlu ada penambahan pembangkitan terhadap yang telah direncanakan. Untuk mengatasi hal tersebut perlu digunakan cadangan pembangkitan baik cadangan berputar dan kalau perlu cadangan dingin. Cadangan berputar ialah cadangan daya pembangkitan yang terdapat pada unit-unit pembangkit yang beroperasi parallel dengan sistem.^[9] Besarnya cadangan berputar dapat dianggap sama dengan kemampuan maksimum dikurangi dengan beban sesaat. Cadangan dingin ialah cadangan daya pembangkitan yang terdapat pada unit-unit pembangkit yang siap operasi tetapi dalam keadaan berhenti/dingin.

Error peramalan JST masih dalam batas toleransi deviasi peramalan beban yang ditentukan oleh PLN yaitu sebesar $\pm 5\%$ ^[14] sehingga keandalan dan faktor ekonomis sistem masih dapat terjaga. Peramalan dengan menggunakan JST mempunyai kelebihan yaitu tidak lagi memerlukan campur tangan operator ahli, karena dapat langsung menghasilkan nilai beban peramalan setelah proses pelatihan selesai sedangkan metode yang digunakan PLN masih diperlukan operator ahli yang seringkali harus merubah nilai beban peramalan tiap jam secara manual didasarkan kebiasaan dan pengalaman.

b. Perbandingan Hasil Peramalan antara Peramalan JST, PLN, dan Satu Jam ke Depan.

Gambar 17 menunjukkan perbandingan hasil peramalan beban perjam pada hari Selasa 10 Juni 2003 antara hasil peramalan JST, hasil peramalan PLN dan hasil peramalan dengan Metode Satu Jam ke Depan.



Gambar 17 Perbandingan hasil peramalan beban hari Selasa 10 Juni 2003.

Tabel perbandingan hasil peramalan beban hari Selasa 10 Juni 2003 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Perbandingan hasil peramalan beban hari Selasa 10 Juni 2003.

Jam	Beban listrik (MW)				Error Peramalan (%)		
	Beban aktual	Peramalan JST	Peramalan PLN	Peramalan SJD	Error JST	Error PLN	Error SJD
01.00	1345,09	1321,1	1359,49	1269,9	1,783524	1,07056	5,589961
02.00	1324,89	1292,7	1336,11	1251,8	2,429636	0,846863	5,516684
03.00	1308,29	1277	1324,59	1273,9	2,391672	1,245901	2,628622
04.00	1314,89	1282,6	1335,17	1326,1	2,455719	1,542334	0,852543
05.00	1434,89	1399,3	1451,1	1462,5	2,48033	1,129703	1,924189
06.00	1240,59	1219,1	1246,96	1263,1	1,73224	0,513465	1,814459
07.00	1008,74	966,5	1006,39	997,9	4,187402	0,232964	1,074608
08.00	1035,74	1003	1035,36	1044,9	3,161025	0,036689	0,884392
09.00	1064,04	1050,2	1085,3	1109,1	1,300703	1,998045	4,234803
10.00	1081,79	1067,8	1098,94	1133,4	1,293227	1,585335	4,770797
11.00	1096,79	1067,1	1103,68	1157,5	2,70699	0,628197	5,535244
12.00	1084,69	1025,8	1075,7	1106,1	5,429201	0,828808	1,973836
13.00	1081,99	1039,5	1100,2	1107,1	3,927023	1,68301	2,320724
14.00	1124,09	1089,1	1119,65	1156,7	3,11274	0,394986	2,901013
15.00	1101,4	1077,5	1098,7	1120,4	2,169965	0,245143	1,725077
16.00	1105,4	1089,8	1146,54	1139,2	1,411254	3,72173	3,057717
17.00	1186,1	1182,9	1288,19	1253,8	0,269792	8,6072	5,707782
18.00	1907,54	1877,4	1950,2	1898,4	1,580046	2,263888	0,479151
19.00	1959,74	1912,5	1963,45	1987,5	2,410524	0,189311	1,416514
20.00	1914,94	1900,1	1946	1977	0,774959	1,621983	3,240833
21.00	1820,89	1803,2	1849,64	1872,8	0,971503	1,578898	2,850804
22.00	1619,49	1608,5	1641,78	1683,5	0,678609	1,376359	3,952479
23.00	1472,59	1472,5	1526,67	1551,5	0,006112	3,672441	5,358586
24.00	1407,9	1379,5	1431,4	1461,6	2,017189	1,669153	3,814191
MAPE					2,111724	1,610644	3,067709
Error minimum					0,006112	0,036689	0,479151
Error maksimum					5,429201	8,6072	5,707782

Dari Tabel 7 dapat diketahui bahwa MAPE peramalan JST pada hari Selasa, 10 Juni 2003 adalah 2,112%, sedangkan MAPE PLN adalah 1,611% dan MAPE Peramalan Satu Jam ke Depan adalah 3,08%. *Error* minimum dan maksimum yang dicapai peramalan JST lebih rendah daripada *error* minimum dan maksimum yang dicapai peramalan PLN maupun peramalan SJD.

Error minimum peramalan JST yaitu sebesar 0,006112 % dicapai pada jam 23.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 5,429201 % yang dicapai pada jam 12.00. Pada peramalan PLN, *error* minimum yaitu sebesar 0,036689 % dicapai pada jam 08.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 8,6072 % dicapai pada jam

17.00. Pada peramalan SJD, *error* minimum yaitu sebesar 0,479151 % dicapai pada jam 18.00 sedangkan *error* maksimum yaitu sebesar 5,707782 % dicapai pada jam 17.00. Hal ini menunjukkan bahwa pada pengujian waktu yang sama peramalan dengan metode ini jauh lebih baik dibandingkan dengan metode Peramalan Beban Satu Jam ke Depan.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari tahapan proses perancangan hingga pengujian sistem peramalan beban menggunakan JST, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. MAPE peramalan beban selama periode 17-23 Juli 2006, 1 Januari 2006, 17 Agustus 2006 dan 25 Desember 2006 dengan metode Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan adalah 2,394 % dan MAPE peramalan PLN adalah 2,567 %. MAPE peramalan beban pada tanggal 10 Juni 2003 dengan metode SJD adalah 3,08 %, MAPE peramalan PLN adalah 1,611 %, dan MAPE Peramalan JST adalah 2,112 % .
2. Rata-rata *error* minimum JST sebesar 0,1295915 % lebih kecil daripada *error* minimum PLN yang sebesar 0,1535576 % sedangkan rata-rata *error* maksimum JST yaitu 8,3329488 % lebih besar daripada *error* maksimum PLN sebesar 7,0498176 %.
3. *Error* peramalan JST masih dalam batas toleransi deviasi peramalan beban yang ditentukan oleh PLN yaitu sebesar $\pm 5\%$.

5.2 Saran

Untuk penelitian lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan dan mendapatkan hasil peramalan beban dengan *error* yang lebih kecil lagi. Untuk itu disarankan :

1. Model JST *Backpropagation* yang lebih sempurna baik pada struktur jaringan, metode pembelajaran dan penentuan parameter-parameter jaringan yang tepat.
2. Mempertimbangkan variabel-variabel lain (selain beban aktual dan suhu tiap jam seperti yang digunakan pada metode ini) yang dapat mempengaruhi pola beban untuk pembelajaran jaringan, seperti, kondisi sosial, posisi matahari, dan lain-lain.
3. Mengembangkan dengan metode pembelajaran yang lebih sempurna, dimana data *feedback* dan *error* peramalan dijadikan salah satu variabel pembelajaran selanjutnya.
4. Mengembangkan dengan menggunakan data *real time*.

DAFTAR PUSTAKA

1. Fausett, Laurence, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice-Hall, NJ, 1994.
2. Howard Demuth, Mark Beale, *Neural Network Toolbox For Use with MATLAB[®]*, by The MathWorks, Inc. 2001.

3. Jang, J.S. Roger, Sun, Chuen-Tsai, Mizutani, Eiji, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice-Hall International, Inc., USA, 1997.
4. Jong Jek Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*, Penerbit ANDI, Yogyakarta, 2005.
5. K.L. Ho, Y.Y. Hsu, C.C. Yang, *Short Term Load Forecasting Using A Multilayer Neural Network With An Adaptive Learning Algorithm*, IEEE, 1992.
6. Kristanto, Andri, *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar, Algoritma, dan Aplikasi)*, Penerbit Gava Media, Yogyakarta, 2004.
7. Kusumadewi, Sri, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan (Menggunakan MATLAB & Excel Link)*, Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta, 2004.
8. Makridakis. Spyros, Wheelwright, Steven C., Mc.Gee, Victor E., *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Penerbit Erlangga, Jakarta, 1992.
9. M. Djiteng, *Operasi Sistem Tenaga Listrik*, Balai Penerbit dan Humas ISTN, Jakarta.1990.
10. Nurbaqin, *Sistem Peramalan Beban Satu Jam ke Depan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan*, Tugas Akhir, Teknik Elektro Fakultas Teknik UNDIP, Semarang, 2003.
11. Prasetyo, Wahyu Agung, *Tips dan Trik MATLAB : Vektorisasi, Optimasi dan Manipulasi Array*, Penerbit ANDI, Yogyakarta, 2004.
12. Sari, Dinar A. , *Prakiraan Kebutuhan Beban dan Perencanaan Pengoperasian Pembangkit-pembangkit di Region III Jawa Tengah & DIY*, Laporan Kerja Praktek, Teknik Elektro Fakultas Teknik UNDIP, Semarang, 2005
13. T. Senjyu, "One-Hour Ahead Load Forecasting Using Neural Network", IEEE Transaction On Power System, Vol 17, No.1, February 2002
14. ----, Kumpulan Data PLN, PLN, 2006.
15. ----, Kumpulan Data PLN, PLN, 2005.
16. ----, Kumpulan Data PLN, PLN, 2004.
17. ----, www.itee.uq.edu.au/~mikael/papers/rn_dallas.pdf
18. ----, www.itee.uq.edu.au/~mikael/papers/rn_dallas.pdf

Biodata Penulis



Dinar Atika Sari, lahir di Semarang, 13 Oktober 1984. Setelah lulus dari SMU N 3 Semarang pada tahun 2002 kini penulis tengah menyelesaikan pendidikan Strata Satu di Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro.

Menyetujui dan mengesahkan,

Dosen Pembimbing I,

Dosen Pembimbing II,

Wahyudi, S.T., M.T.
NIP. 132 086 662

Mochammad Facta, S.T., M.T.
NIP. 132 231 134