

## **KINERJA JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK PERAMALAN BEBAN LISTRIK HARIAN DI JAWA TENGAH-DIY**

**Oleh:**

**Kustono dan Yuwono Indro Hatmojo**

**Staf pengajar FT UNY**

### **Abstract**

*Goals of this research are implementing Artificial Neural Network (ANN) algorithm for load forecasting and getting its performance. The training data was taken from UPB Ungaran. The performance can be got through comparing ANN test result with the real load at that time.*

*The research methodology use experimental and design models approach. The phases of this research were: 1. analyzing and identifying of need. 2. developing of load forecasting application software with C programming. 3. entering and training the data to get data pattern.*

*The result of this research: the load forecasting result by ANN was close with UPB load forecasting, but several ANN test result have more deviation than UPB. because number of training data was less, so the forecasting pattern was not too accurate. Beside that, another possibility was the number of iteration must be more than 1000 times iterations in order to get more less error. There was 33,3% of ANN result that has more less deviation, although the number of training data was not different, because that data has no extrem variation, so the pattern was faster to be recognized. Generally, ANN will give an accurate pattern recognition if the data is valid and the number of the data is quite enough.*

*Keywords: performance, ANN, forecasting.*

### **PENDAHULUAN**

Efisiensi merupakan salah satu faktor penting dalam bidang energi listrik. Besarnya rugi-rugi pada sisi pembangkitan, transmisi serta distribusi akan menyebabkan biaya operasional yang tidak

efisien yang pada akhirnya biaya produksi energi listrik per kWhnya juga terlalu tinggi. Efisiensi bisa dilakukan pada semua sisi, termasuk sisi pembangkitan, yaitu penyediaan energi listrik yang sesuai dengan permintaan beban serta menekan biaya produksi terutama pada saat-saat beban puncak yang biaya pembangkitan per kWhnya sangat mahal.

Energi listrik pada prinsipnya tidak dapat disimpan dalam skala besar, sehingga harus disediakan pada saat dibutuhkan. Beban listrik yang sangat dinamis mengakibatkan penyediaan energi listrik juga bersifat dinamis, selalu berubah mengikuti perubahan beban. Penyedia energi listrik harus mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik agar dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat, dengan kualitas baik dan harga yang murah. Apabila daya yang dikirim pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit termal. Selain itu juga mengakibatkan kenaikan frekuensi sistem yang membahayakan konsumen. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada bus-bus beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Selain itu juga mengakibatkan penurunan frekuensi sistem yang membahayakan konsumen juga. Oleh karena

itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya.

Kondisi ini memerlukan perencanaan besarnya permintaan daya yang dibutuhkan oleh konsumen, baik prakiraan beban jangka pendek, menengah, dan panjang yang merupakan aspek penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya. Prakiraan beban jangka pendek yang dilakukan setiap jam atau tiap hari digunakan untuk penjadualan dan pengontrolan daya atau alokasi pembangkit.

Metode prediksi telah banyak tersedia dari yang sederhana sampai yang kompleks. Masing-masing mempunyai kelebihan dan kekurangan sendiri-sendiri. Pada umumnya hasil prediksi secara matematis akan relatif akurat jika data-data awalnya mempunyai kualitas yang baik serta dalam jumlah yang memadai, karena pada prinsipnya metode prediksi adalah mengetahui pola data berdasarkan data yang ada. Salah satu teknik yang bisa dipertimbangkan dalam pengenalan pola dan aplikasinya untuk prediksi yaitu dengan sistem *Artificial Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan).

Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (BP) pertama kali diperkenalkan oleh Rumelhart, Hinton dan William pada tahun 1986, kemudian Rumelhart dan Mc Clelland mengembangkannya pada tahun 1988.



Metode belajar yang digunakan dalam penelitian ini (peramalan beban) adalah algoritma belajar Momentum Perambatan-Balik.

*Artificial Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan) merupakan jaringan tiruan yang berbasis pada struktur syaraf otak. Otak pada dasarnya mempunyai prinsip belajar dari pengalaman. Kerja otak sebenarnya masih belum terungkap secara menyeluruh, walaupun fungsinya sebagai *processor* yang luar biasa telah diketahui. Unsur utama dari otak adalah sel, seperti juga bagian tubuh yang lain. Sel-sel otak mempunyai kemampuan untuk mengingat, berfikir, dan menerapkan pengalaman yang telah dialaminya.

Perkembangan ilmu dan teknologi selanjutnya, para ilmuwan berhasil memodelkan prinsip kerja otak ini secara matematis yang salah satunya dapat digunakan sebagai perangkat komputasi. Aplikasi dari JST sangat beragam misal untuk prediksi, klasifikasi, asosiasi data, konseptualisasi data, filtering data, optimasi dan lain-lain.

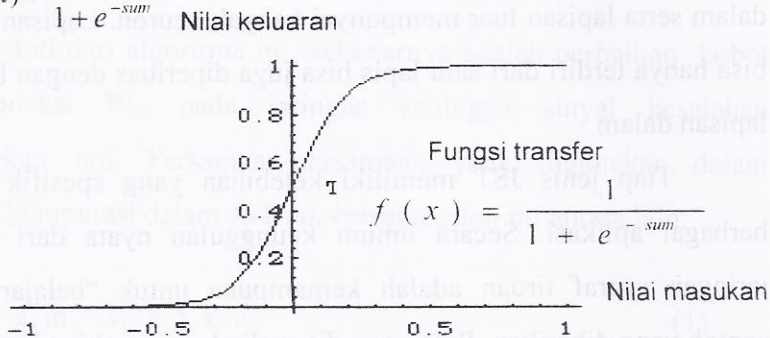
Salah satu metode prediksi yang secara empiris banyak dimanfaatkan dalam bidang tenaga listrik adalah JST *Back Propagation* sebagai *load forecasting*. Arsitektur yang digunakan adalah *feedforward* tetapi untuk proses pelatihannya menggunakan

algoritma belajar *backpropagation momentum*. Algoritma ini merupakan modifikasi dari algoritma sejenis sebelumnya.

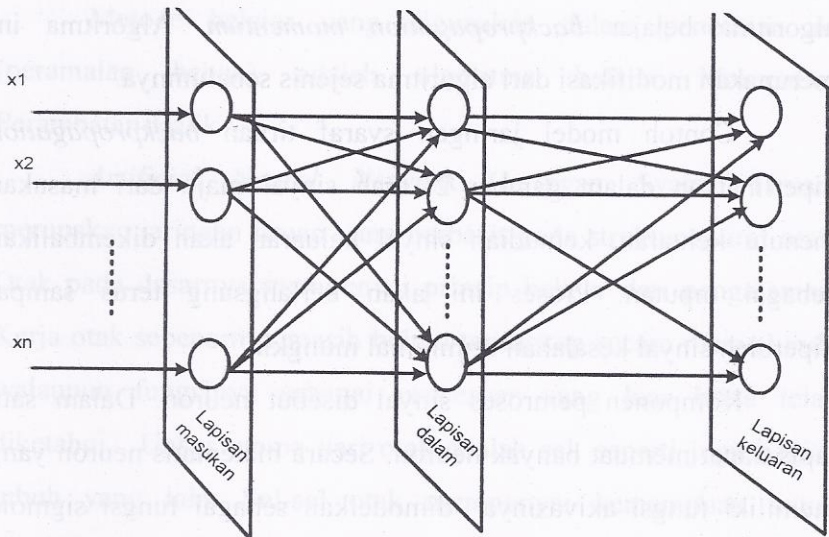
Contoh model jaringan syaraf tiruan *backpropagation* diperlihatkan dalam gambar 2. arah sinyal maju dari masukan menuju keluaran, kemudian sinyal keluaran akan dikembalikan sebagai inputan. Proses ini akan berlangsung terus sampai diperoleh sinyal kesalahan seminimal mungkin.

Komponen pemroses sinyal disebut neuron. Dalam satu lapis dapat memuat banyak neuron. Secara matematis neuron yang memiliki fungsi akivasinya dimodelkan sebagai fungsi sigmoid logistik. Fungsi ini dapat dilukiskan dalam gambar 1, dan dapat dimodelkan :

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



Gambar 1. Fungsi Sigmoid



Gambar 2. JST *Backpropagation* 3 lapis

Lapisan masukan (berhubungan dengan sinyal luar), lapisan dalam serta lapisan luar mempunyai banyak neuron. Lapisan dalam bisa hanya terdiri dari satu lapis bisa juga diperluas dengan banyak lapisan dalam.

Tiap jenis JST memiliki kelebihan yang spesifik untuk berbagai aplikasi. Secara umum keunggulan nyata dari sistem jaringan syaraf tiruan adalah kemampuan untuk “belajar” dari contoh yang diberikan. Pola yang dikenali akan semakin akurat jika jumlah data untuk proses pembelajaran juga semakin banyak dan variasi datanya juga baik.



Proses pembelajaran pada algoritma *Backpropagation* ini diperlukan sinyal referensi dari luar sebagai patokan. Sinyal ini diperoleh dari data-data nyata di lapangan yang akan dikenali pola datanya. Sinyal ini dibandingkan dengan sinyal keluaran JST, hasilnya berupa sinyal kesalahan. Sinyal kesalahan ini akan diperbaiki pada proses berikutnya sehingga didapatkan sinyal kesalahan yang diperoleh seminimal mungkin bahkan kalau bisa mendekati nol, yang berarti proses sudah konvergen. Proses satu pelatihan memerlukan waktu yang disebut *epoch*. Pelatihan ini memerlukan putaran proses yang berulang-ulang, dari puluhan ratusan bahkan sampai ribuan kali putaran sehingga waktu total yang diperlukan sampai konvergen umumnya lama tergantung kecepatan pemroses peralatan komputasinya (kecepatan processor komputer).

Inti dari algoritma ini sebenarnya adalah perbaikan bobot interkoneksi  $W_{nj}$  pada jaringan sehingga sinyal kesalahan mendekati nol. Persamaan-persamaan yang digunakan dalam proses komputasi dalam JST *backpropagation* ini antara lain:

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1} x_i v_{ij} \quad (1)$$

$$z_j = f(z\_in_j) \quad (2)$$

$$y_{in_k} = w_{ok} + \sum_{j=1} z_j w_{jk} \quad (3)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (4)$$

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (5)$$

$$\Delta w_{jk} = \beta \delta_k z_j \quad (6)$$

$$\Delta w_{ok} = \beta \delta_k \quad (7)$$

$$\delta_{in_j} = w_{ok} + \sum_{k=1} \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(y_{in_j}) \quad (9)$$

$$\Delta v_{ij} = \beta \delta_j x_i \quad (10)$$

$$\Delta v_{oj} = \beta \delta_j \quad (11)$$

$$w_{jk} (\text{baru}) = w_{jk} (\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

$$v_{ij} (\text{baru}) = v_{ij} (\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (13)$$

dimana  $(i = 1, \dots, n)$ .

$$w_{jk} (t+1) = w_{jk}(t) + \beta \delta_k z_j + \alpha \{ w_{jk} (t) - w_{jk} (t-1) \}, \quad (14)$$

atau

$$\Delta w_{jk} (t+1) = \beta \delta_k z_j + \alpha \Delta w_{jk} (t),$$

dan

$$v_{ij} (t+1) = v_{ij}(t) + \beta \delta_j x_i + \alpha \{ v_{ij} (t) - v_{ij} (t-1) \}, \quad (15)$$

atau

$$\Delta v_{ij} (t+1) = \beta \delta_j x_i + \alpha \Delta v_{ij} (t),$$



keterangan notasi:

$x$  vektor masukan pelatihan:

$$x = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n).$$

$y_r$  vektor keluaran target:

$$y_r = (y_1, \dots, y_k, \dots, y_m).$$

$O_j$  porsi koreksi kesalahan untuk pengaturan bobot  $w_{nj}$ .

$\beta$  konstanta laju belajar.

$\alpha$  konstanta momentum.

$w_{nj}$  bobot koneksi antara sel  $n$  ke sel  $j$ .

$t$  vektor keluaran target:

$$t = (t_1, \dots, t_k, \dots, t_m).$$

$v_{oj}$  bias pada unit dalam ke- $j$ .

$Z_j$  unit dalam ke- $j$ .

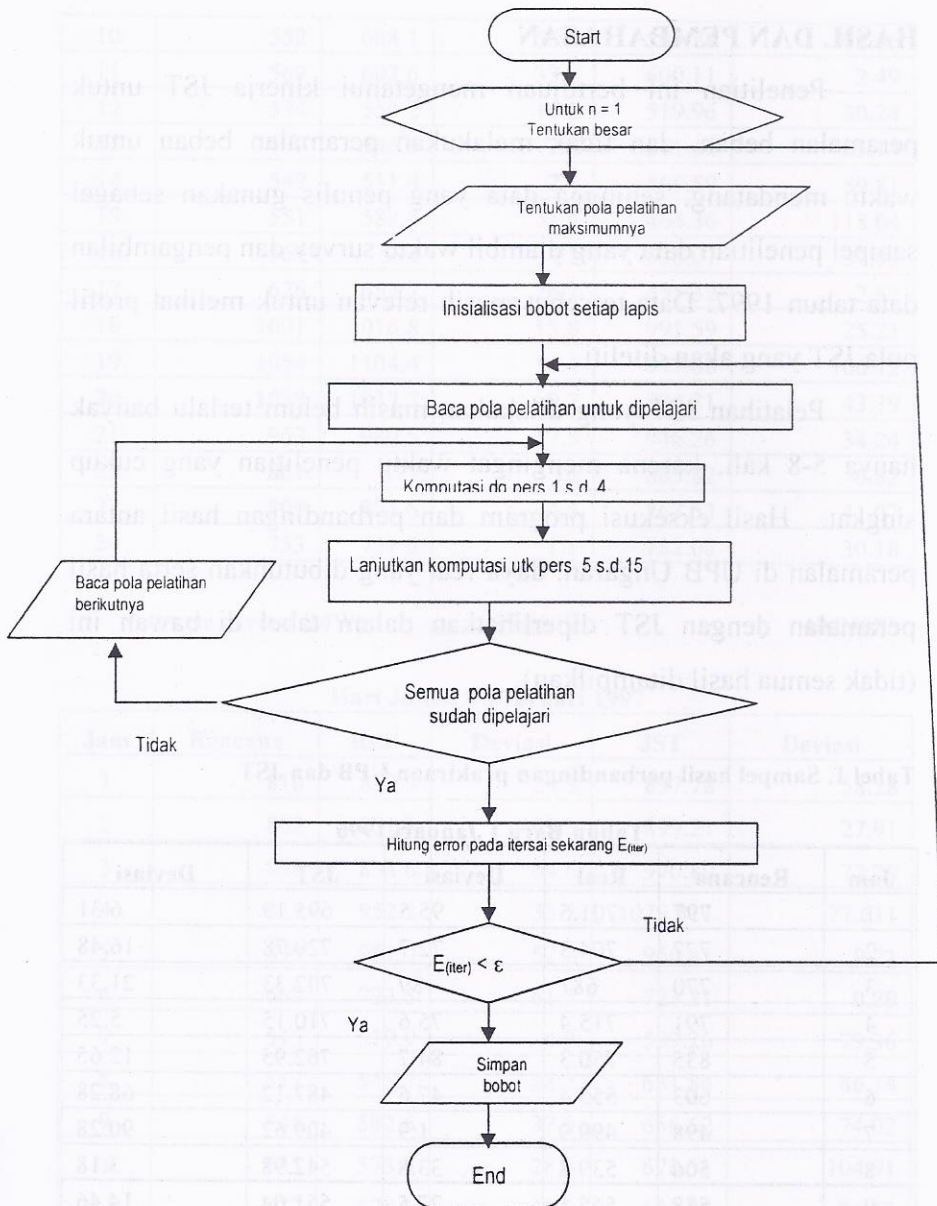
$w_{ok}$  bias pada unit keluaran ke- $k$ .

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk jenis penelitian eksperimen dan rancangbangun. Desain perangkat lunak dilakukan setelah mendapatkan data-data yang dibutuhkan. Data-data beban nyata (realisasi) yang ada di UPB Ungaran dalam suatu periode tertentu digunakan sebagai input pembelajaran JST. Data yang diperoleh adalah data harian selama beberapa bulan dan tahun (karena dalam penelitian ini peneliti hanya menguji kinerja JST maka penulis memanfaatkan data yang pernah peneliti peroleh tahun 1997 sebagai sampel data). Proses pelatihan dan pengujian dilakukan setelah perangkat lunak selesai didesain. Perangkat lunak didesain

dengan algoritma belajar Momentum Perambatan-Balik. Hasil dari peramalan dengan JST kemudian dibandingkan dengan hasil peramalan beban di UPB serta beban realisasi pada saat yang sama, dengan demikian diperoleh gambaran tingkat ketelitian masing-masing peramalan. Penelitian ini menggunakan perangkat keras berupa sebuah notebook pentium II-366 MHz, RAM 128, HD 12GB, CDR drive, printer BJC1000SP, serta dengan bantuan software Borland C++ Builder. Flowchart yang digunakan dalam mendesain perangkat lunak:

*Kinerja Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Peramalan Beban Listrik Harian di Jawa Tengah-DIY (Kustono dkk.)*



**Gambar 3. Flowchart algoritma training bacpropagation momentum**



## HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan mengetahui kinerja JST untuk peramalan beban, dan tidak melakukan peramalan beban untuk waktu mendatang, sehingga data yang penulis gunakan sebagai sampel penelitian data yang diambil waktu survey dan pengambilan data tahun 1997. Data tersebut masih relevan untuk melihat profil pola JST yang akan diteliti.

Pelatihan JST yang dilakukan masih belum terlalu banyak hanya 5-8 kali, karena mengingat waktu penelitian yang cukup singkat. Hasil eksekusi program dan perbandingan hasil antara peramalan di UPB Ungaran, daya real yang dibutuhkan serta hasil peramalan dengan JST diperlihatkan dalam tabel di bawah ini (tidak semua hasil ditampilkan).

Tabel 1. Sampel hasil perbandingan prakiraan UPB dan JST

Tahun Baru 1 Januari 1996					
Jam	Rencana	Real	Deviasi	JST	Deviasi
1	797	701.5	95.5	695.19	6.31
2	777	704.3	72.7	720.78	16.48
3	770	681	89	702.33	21.33
4	791	715.4	75.6	710.15	5.25
5	835	750.3	84.7	762.95	12.65
6	603	555.4	47.6	487.12	68.28
7	498	499.9	1.9	409.62	90.28
8	506	539.8	33.8	542.98	3.18
9	538	565.5	27.5	551.04	14.46

*Kinerja Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Peramalan Beban Listrik Harian di Jawa Tengah-DIY (Kustono dkk.)*

10	552	608.1	56.1	509.24	98.86
11	569	602.6	33.6	600.11	2.49
12	534	550.2	16.2	519.96	30.24
13	539	546.6	7.6	511.46	35.14
14	549	551.4	2.4	461.59	89.81
15	551	582.4	31.4	464.36	118.04
16	569	594	25	536.07	57.93
17	626	652.7	26.7	655.32	2.62
18	1001	1016.8	15.8	991.59	25.21
19	1054	1104.4	50.4	997.68	106.72
20	1028	1037.7	9.7	994.31	43.39
21	963	980.5	17.5	946.26	34.24
22	861	877	16	883.82	6.82
23	809	804.6	4.4	763.53	41.07
24	753	751.9	1.1	782.08	30.18

rata-rata deviasi (MW)

35.0917

40.04083

**Hari Jumat 7 Februari 1997**

Jam	Rencana	Real	Deviasi	JST	Deviasi
1	810	839.5	29.5	897.78	58.28
2	802	871.3	69.3	899.21	27.91
3	834	898.6	64.6	970.89	72.29
4	919	952.2	33.2	1029.811	77.611
5	899	951.2	52.2	960.41	9.21
6	662	723.5	61.5	723.21	0.29
7	515	519.9	4.9	599.26	79.36
8	517	545.7	28.7	631.84	86.14
9	545	582.6	37.6	656.62	74.02
10	545	573.6	28.6	678.51	104.91
11	527	574.6	47.6	601.22	26.62

12	509	530.6	21.6	608.58	77.98
13	490	541.3	51.3	537.92	3.38
14	494	532.3	38.3	562.96	30.66
15	512	540.8	28.8	640.83	100.03
16	538	595.7	57.7	611.36	15.66
17	649	763.3	114.3	731.77	31.53
18	1072	1076.8	4.8	1096.01	19.21
19	1139	1196.1	57.1	1242.57	46.47
20	1121	1173.9	52.9	1221.38	47.48
21	1080	1004.4	75.6	1056.46	52.06
22	978	1010.1	32.1	1024.14	14.04
23	881	923.8	42.8	943.83	20.03
24	804	845.8	41.8	903.32	57.52

rata-rata deviasi (MW)

44.8667

47.19546

**Hari Sabtu 7 Juni 1997**

Jam	Rencana	Real	Deviasi	JST	Deviasi
1	979	966.1	12.9	922.76	43.34
2	952	952.5	0.5	925.2	27.3
3	933	918.6	14.4	898.93	19.67
4	927	894.3	32.7	916.19	21.89
5	1001	998.2	2.8	946.44	51.76
6	826	869.2	43.2	878.99	9.79
7	687	669.2	17.8	681.27	12.07
8	702	763.7	61.7	785.63	21.93
9	748	779.7	31.7	753.97	25.73
10	805	821.5	16.5	778.83	42.67
11	820	848.4	28.4	757.31	91.09
12	749	819.6	70.6	685.15	134.45
13	727	679.3	47.7	606.53	72.77



*Kinerja Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Peramalan Beban Listrik Harian di Jawa Tengah-DIY (Kustono dkk.)*

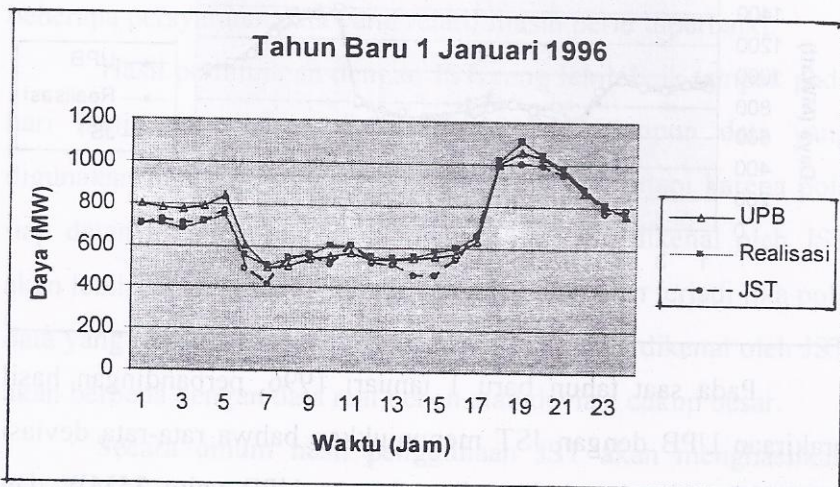
14	707	704.7	2.3	664.93	39.77
15	704	713.7	9.7	724.62	10.92
16	721	747.7	26.7	719.29	28.41
17	785	791.6	6.6	790.68	0.92
18	1353	1315.5	37.5	1402.9	87.4
19	1381	1396.2	15.2	1345.67	50.53
20	1360	1362.1	2.1	1312.3	49.8
21	1275	1265	10	1221.38	43.62
22	1119	1079.8	39.2	1080.46	0.66
23	1031	1031	0	1027.07	3.93
24	968	1010.4	42.4	981.31	29.09

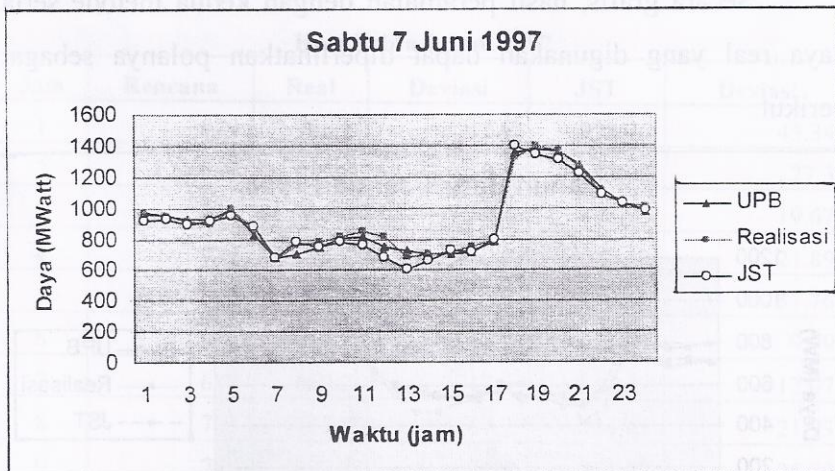
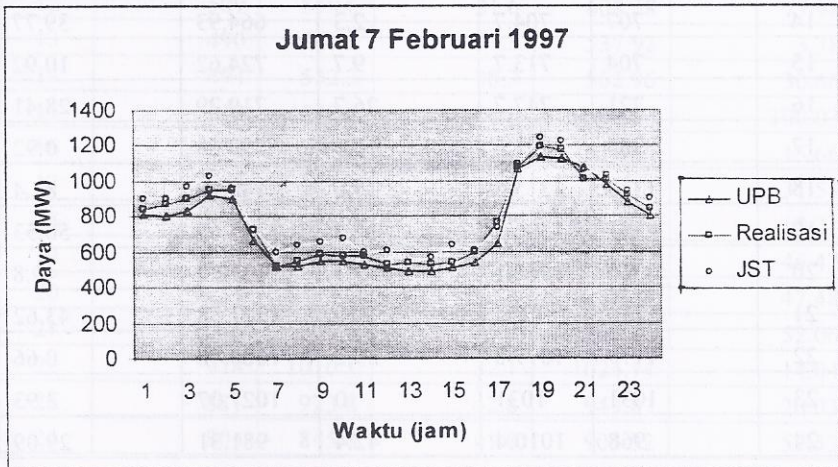
rata-rata deviasi (MW)

23.8583

38.31292

Secara grafis, hasil peramalan dengan kedua metode serta daya real yang digunakan dapat diperlihatkan polanya sebagai berikut:





Pada saat tahun baru 1 januari 1996, perbandingan hasil prakiraan UPB dengan JST menunjukkan bahwa rata-rata deviasi MW JST lebih tinggi dibanding dengan UPB yaitu 35MW dan

40MW, hal ini antara lain disebabkan karena jumlah data tahun baru yang tersedia hanya 4 tahun. Data 4 tahun relatif belum cukup untuk memperoleh akurasi pola seperti yang diinginkan. Paling tidak diperlukan kurang lebih 10 data serta jumlah iterasi lebih dari 1000 putaran (iterasi dilakukan dalam 1000 putaran untuk tiap hasil pengujian). Hasil perkiraan beban dengan JST untuk hari-hari biasa diambil beberapa sampel hari yaitu: Jumat, 7 Februari 1997; Senin 2 Juni 1997, Selasa 3 Juni 1997, Rabu 4 Juni 1997, Kamis 5 Juni 1997, Sabtu 7 Juni 1997, Minggu 8 Juni 1997. Hasil perhitungan sampel data dalam penelitian ini, menghasilkan 66,7 % hasil JST yang deviasi rata-ratanya relatif lebih besar karena beberapa sebab tersebut di atas. Sedangkan 33,3 % hasil JST lebih baik. Persentase ini tidak menunjukkan bahwa hasil JST kurang baik, tetapi karena beberapa persyaratan data yang relatif masih perlu diperbaiki.

Hasil perhitungan dengan JST yang lebih baik tampak pada hari Senin dan Selasa, 2-3 Juni 1997. Walaupun data yang digunakan untuk pelatihan relatif tidak banyak, tetapi karena pola tiap datanya cenderung sama, maka pola yang dikenal oleh JST akan lebih cepat serta lebih baik. Hal ini tidak akan terjadi jika pola data yang tersedia sangat variatif, maka pola yang dikenal oleh JST akan berbeda dengan data real beban atau deviasi cukup besar.

Secara umum hasil penggunaan JST akan menghasilkan keakuratan pengenalan pola (unjuk kerja peramalan baik), jika data



yang untuk pelatihan dalam jumlah besar. kecenderungan data memiliki pola yang mirip, kemungkinan jumlah putaran iterasi lebih besar (konvergen). kemudian data yang digunakan sebagai pelatihan juga valid.

Selain faktor yang tersebut di atas, ada beberapa kemungkinan faktor lain yang berkontribusi terhadap besarnya prosentase kesalahan, antara lain:

1. Informasi cuaca yang diambil dari daerah sampel belum bisa mewakili seluruh Jawa Tengah dan DIY.
2. Ketidaktepatan prakiraan cuaca dengan keadaan sebenarnya.
3. Beban historis yang digunakan untuk variabel masukan JST masih kurang banyak.
4. Putaran (iterasi) maksimum pada waktu pelatihan JST kurang besar.

Grafik pola beban di atas sebenarnya secara umum bisa mewakili untuk hari yang sama pada periode waktu lain. Kalaupun terjadi perubahan tetapi pola pembebanannya tidak akan terpaut jauh dari pola tersebut, kecuali jika pada hari tersebut bersamaan dengan peristiwa khusus misal hari libur, hari raya dan lain-lain.

## **SIMPULAN**

1. Jaringan Syaraf Tiruan dapat digunakan untuk pengenalan pola dengan cukup baik.

*Kinerja Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Peramalan Beban Listrik Harian di Jawa Tengah-DIY (Kustono dkk.)*

2. Karena keterbatasan data, hasil prakiraan dengan Jaringan Syaraf Tiruan dalam penelitian ini belum memberikan hasil yang lebih baik karena jumlah data pelatihan yang masih perlu diperbanyak.
3. Kinerja JST dalam peramalan beban akan baik asalkan persyaratan dipenuhi (jumlah data, iterasi, validitas data).

## DAFTAR PUSTAKA

Lee, J. H. Park Short Term Load Forecasting Using An Artificial Neural Network. *IEEE Tr. On Power Sys.*, Vol. 7, No. 1, Feb. 1992.

Subiyanto. 2002. *Prakiraan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Teknologi Jaringan Syaraf Tiruan*. Elektro Indonesia.

Masters, Timothy. 1995. *Advanced Algorithms For Neural Network A C++ Source Book*. John Wiley and Sons, Inc., Canada.

Welstead; Stephen T. *Neural Network and Fuzzy Logic Application In C/C ++*, Edisi Indonesia. Dinastindo, Jakarta.

Wibawa Utama. 1995. *MSEE. Menuju Era Teknologi Jaringan Syaraf Tiruan*. Mikrodata 9 seri 10, PT Gramedia, Jakarta.

[www.idisia.ch/NNcourse/backprop.html](http://www.idisia.ch/NNcourse/backprop.html)

[web.cz3.nus.edu.sg/~chenk/cz3205](http://web.cz3.nus.edu.sg/~chenk/cz3205)