

---

---

## PERAMALAN BEBAN LISTRIK MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN METODE KOHONEN

**Galang Jiwo Syeto, Arna Fariza, S.Kom, M.Kom, Setiawardhana, S.T**  
Program DIV Jurusan Teknik Informatika  
Politeknik Elektronika Negeri Surabaya-Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Kampus ITS Keputih Sukolilo Surabaya 60111  
Tel: (+62)31-5910040 Fax: (+62)31-5910040  
E-mail: [galangphotography@gmail.com](mailto:galangphotography@gmail.com)

### **ABSTRAK**

Mengonsumsi daya listrik mempunyai peranan penting dalam pelaksanaan pembangunan untuk peningkatan kesejahteraan dan kegiatan ekonomi. Sehingga, diperlukan peramalan beban listrik untuk menyelenggarakan usaha penyediaan daya listrik dalam jumlah merata. Jumlah konsumsi daya listrik oleh masyarakat dalam satuan kWh sangat mempengaruhi perhitungan penyediaan daya listrik. Tujuan dari peramalan beban listrik tersebut adalah untuk melakukan evaluasi kebijakan penyediaan listrik pada masa yang akan datang.

Tujuan dari pembuatan tugas akhir ini adalah membuat suatu perangkat lunak yang dapat memprediksi konsumsi daya listrik menggunakan Jaringan Saraf Tiruan metode kohonen dan membandingkan tingkat keakuratan hasil peramalan yang dihasilkan oleh penggabungan metode backpropagation dengan kohonen dan counterpropagation dengan kohonen. Metode Kohonen sendiri dipilih untuk menyelesaikan peramalan beban listrik ini yang merupakan jaringan kompetisi dengan pelatihannya tanpa supervisi (*unsupervised competitive learning*) yang dapat secara langsung memproses tipe data musiman, tanpa ada *preprocessing* terlebih dahulu. Dalam tugas akhir ini, sebelum masuk peramalan beban listrik menggunakan jaringan saraf tiruan metode kohonen, digunakan terlebih dahulu metode backpropagation dan counterpropagation untuk menghitung peramalan mean dan standar deviasi. Kedua nilai peramalan mean dan standar deviasi selanjutnya akan digunakan sebagai parameter pembentuk jaringan kohonen.

**Kata kunci :** beban listrik, peramalan, kohonen, jaringan saraf tiruan.

### **I. PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Listrik merupakan kebutuhan vital saat ini. Bahkan bisa dikatakan, listrik memegang peranan penting di kehidupan masyarakat saat ini karena peralatan-peralatan elektronik baik di rumah, kantor, perusahaan dan pabrik membutuhkan listrik sebagai tenaga penggerak. Tenaga Listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, karenanya tenaga ini harus disediakan 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. Apabila daya yang dikirim dari pembangkit jauh

lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada beban, yang akibatnya merugikan pihak 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 mengetahui beban atau permintaan daya listrik dimasa depan. Karena itu prakiraan beban jangka pendek, menengah dan panjang merupakan tugas yang penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya.

Karena itu pada proyek akhir ini dibuat peramalan beban listrik menggunakan metode Kohonen, Metode Kohonen sendiri dipilih untuk menyelesaikan peramalan beban listrik merupakan jaringan kompetisi dengan sistem pelatihan tanpa pengawasan (*unsupervised competitive learning*). Namun dalam tugas akhir ini, metode Kohonen digabung dengan metode *backpropagation* dan *counterpropagation* yang digunakan untuk melakukan peramalan nilai *mean* dan standar deviasi per hari yang kemudian digunakan sebagai parameter masukan pada metode kohonen.

### 1.2 Tujuan

Tujuan dari proyek akhir ini adalah membangun sistem peramalan beban listrik yang diharapkan mampu untuk :

1. Membuat sistem peramalan beban listrik yang lebih akurat dengan rata-rata eror yang rendah.
2. Untuk mengetahui keakuratan peramalan metode gabungan *backpropagation* dengan kohonen dibandingkan metode gabungan *counterpropagation* dengan kohonen.

### 1.3 Batasan Masalah

Permasalahan yang timbul berkaitan dengan pengerjaan proyek akhir ini adalah :

1. Bagaimana menentukan algoritma penggabungan metode kohonen baik dengan metode *backpropagation* maupun metode *counterpropagation* yang tepat agar sistem peramalan beban listrik dapat berjalan secara maksimal.
2. Bagaimana menentukan jumlah neuron layar tersembunyi dari metode *backpropagation* dan *counterpropagation*.
3. Bagaimana mengimplementasikan gabungan metode jaringan kohonen dengan metode *backpropagation* dan *counterpropagation* tersebut dalam peramalan beban listrik sehingga mempunyai eror minimum.

Pada proyek akhir ini permasalahan difokuskan pada permasalahan seperti :

1. Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan adalah metode kohonen, *counterpropagation* dan *backpropagation*.
2. Tugas akhir ini membandingkan keakuratan peramalan beban listrik dari penggabungan metode *backpropagation* dengan kohonen dan metode *counterpropagation* dengan kohonen

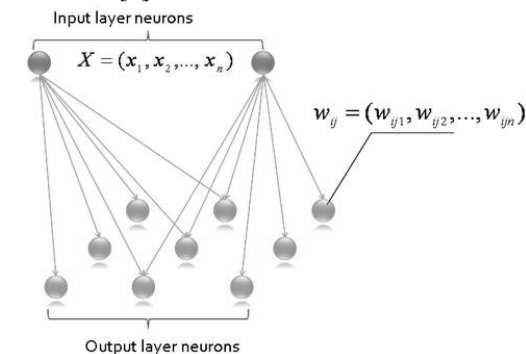
3. Data masukan yang digunakan merupakan data beban listrik yang diambil dari PT. PLN Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban Jawa Timur dan Bali pada tanggal 1 September 2005 sampai dengan 30 Januari 2006
4. Data masukan bersifat statis dalam bentuk file .txt.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Metode kohonen

Jaringan kohonen merupakan bentuk dari prinsip formasi pemetaan topografi yang didefinisikan sebagai lokasi spasial dari suatu neuron keluaran dalam peta topografi yang terhubung ke domain tertentu atau ciri khas dari dari suatu data masukan[3].

Jaringan kohonen ini terdiri dari dua lapis. Lapis pertama merupakan lapisan masukan yang mempunyai fungsi untuk menerima sinyal masukan, sedangkan lapis kedua adalah lapis kompetitif yang merupakan unit pengolah pada suatu jaringan. Biasanya sel-sel lapis kompetitif disusun dalam kisi-kisi dua dimensi atau urutan linier. Kedua lapis pada jaringan kohonen terhubung penuh (*fully connected*), yaitu setiap unit pada lapis masukan harus terhubung ke semua unit pada lapis kompetitif. Arsitektur jaringan kohonen diliustrasikan oleh gambar di bawah ini[3].



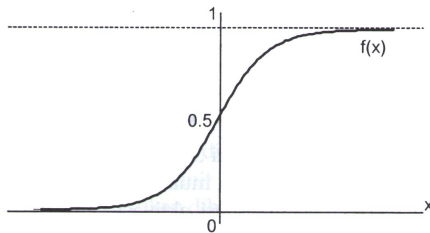
Gambar 2.1 Arsitektur kohonen

### 2.2 Metode Backpropagation

Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinu, terdifferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0,1)[1].

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \text{dengan turunan } f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (1)$$

Grafik fungsinya tampak pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Grafik Fungsi sigmoid range (0,1)

Pelatihan *backpropagation* meliputi 3 fase. Fase pertama adalah fase maju. Pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara keluaran jaringan dan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran. Fase yang ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang dipakai adalah jumlah iterasi atau toleransi kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum yang ditetapkan, atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diijinkan[1].

### 2.3 Metode Counterpropagation

*Full counterpropagation* terdiri atas 2 layar masukan X dan Y, sebuah layar tersembunyi disebut dengan layar kohonen, dan 2 buah layar keluaran X\* dan Y\*.

Menurut proses pelatihannya, counterpropagation dapat dibagi menjadi dua fase yaitu pelatihan *kohonen learning* (dari masukan ke hidden unit) dan pelatihan *grossberg learning* (dari hidden unit ke keluaran unit)[2].

Pelatihan counterpropagation terdiri dari dua fase. Fase pelatihan pertama disebut *kohonen learning* sedangkan fase pelatihan kedua disebut *grossberg learning*. Pelatihan pada fase pertama harus diselesaikan dahulu baru pindah ke fase kedua.

Pada pelatihan *kohonen learning*, hanya unit pemenang yang diperbolehkan belajar atau

meng-update bobotnya [2]. Untuk menentukan unit pemenang, dicari dengan menghitung jarak yang paling minimal antar vektor bobot dengan vektor masukan. Untuk menghitung jarak antara dua vektor dapat menggunakan:

1. *dot product* ( $z_{in_j} = x_i v_{ij} + y_k w_{kj}$ ) atau
2. *euclidian distance* ( $D_j = (x_i - v_{ij})^2 + (y_k - w_{kj})^2$ )

Jika menggunakan *dot product* maka dicari yang menghasilkan nilai yang terbesar, karena dengan nilai *dot product* yang semakin besar, sudut antara dua vektor semakin kecil dengan syarat kedua vektor harus dinormalisasi. Sedangkan, jika menggunakan *euclidian distance*, dicari yang menghasilkan nilai yang terkecil, karena *euclidian distance* menghitung jarak fisik antara dua vektor.

Dimisalkan unit ke-j yang mejadi pemenang maka rumus untuk meng-update bobotnya adalah :

$$v_{ij}^{new} = (1 - \alpha) v_{ij}^{old} + \alpha x_i \quad i = 1 \dots n \quad (2)$$

$$w_{kj}^{new} = (1 - \alpha) w_{kj}^{old} + \alpha y_k \quad k = 1 \dots m \quad (3)$$

Pada fase kedua, hanya unit pemenang yang masih aktif pada layar kohonen. Bobot dari unit pemenang tersebut di-update sehingga mendekati unit masukan Y. Jadi, keluaran unit Y\* merupakan pendekatan dari masukan unit Y dan X\* merupakan pendekatan dari masukan unit X.

Rumus perubahan bobot pada *grossberg learning*, dengan misalnya unit j dari layar kohonen sebagai pemenang, adalah:

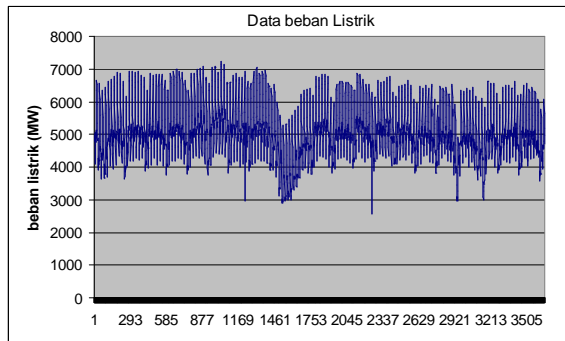
$$u_{jk}^{new} = (1 - a) u_{jk}^{old} + a y_k \quad k = 1 \dots m \quad (4)$$

$$t_{jk}^{new} = (1 - b) t_{jk}^{old} + b y_k \quad k = 1 \dots n \quad (5)$$

## III. KONFIGURASI SISTEM

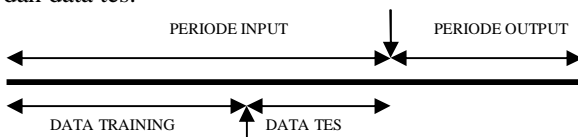
### 3.1 Input Data

Data yang digunakan dalam peramalan beban listrik ini adalah data beban listrik perjam pada tanggal 1 September 2005 sampai dengan 30 Januari 2006 dengan jumlah 3648 data dalam satuan MW (Mega Watt).



Gambar 3.1 Grafik Beban Listrik

Data beban listrik tersebut dibagi menjadi 2 bagian, yaitu menjadi data periode input dan periode output. Dan kemudian pada periode input dibagi lagi menjadi 2 yaitu data pelatihan dan data tes.

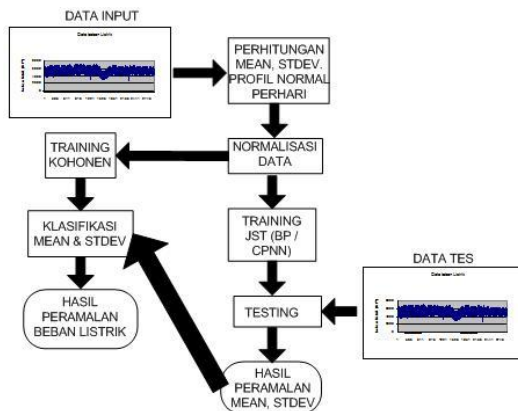


Gambar 3.2 Pembagian Data Beban listrik

Data periode output adalah data yang akan diramalkan, yang dimana data aktual yang ada pada periode output dan data hasil peramalan akan diolah sehingga akan menghasilkan MSE (*Mean Square Error*).

### 3.2 Desain Sistem

Berikut adalah blok diagram secara general dari perancangan proyek akhir :



Gambar 3.3. Blok Diagram Sistem peramalan

Data Training adalah data beban listrik yang diambil dari PT. PLN Penyaluran dan Pusat

Pengatur Beban Jawa Timur dan Bali yang digunakan sebagai data training yang kemudian dilakukan proses pembelajaran pada bagian Training JST. Training JST melakukan pembelajaran pada data training dengan metode gabungan dari metode kohonen  $\sigma$  dan *backpropagation* dan kohonen - *counterpropagation*. Dari hasil pembelajaran tersebut akan didapat hasil peramalan beban listrik.

Untuk melakukan perhitungan error pada hasil peramalan dilakukan perhitungan mean square error menggunakan data hasil peramalan dan data aktual.

Secara umum proses peramalan dapat dibagi menjadi 4 bagian [4] yaitu:

1. Perhitungan *Mean* ( $\mu_t$ ) dan standar deviasi ( $s_t$ ) per hari dan prediksi mean dan standar deviasi hari berikutnya.

$$\mu_t = \frac{\sum_{i=1}^{24} y_{t,i}}{24}, i = 1, 24 \quad (6)$$

$$S_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{24} (y_{t,i} - \mu_t)^2}{24}} \quad (7)$$

Dimana, nilai  $i$  adalah data jam dalam satu hari (24 jam), nilai  $t$  adalah data hari dan  $y$  adalah data beban listrik.

2. Perhitungan profil normal per hari ( $ny_{t,i}$ ).

$$ny_{t,i} = \frac{y_{t,i} - \mu_t}{S_t}$$

3. Klasifikasi mean dan standar deviasi.
4. Perhitungan prediksi 24 jam ke depan ( $y_{t,i}$ ).

$$\hat{y}_{t,i} = n\hat{y}_{t,i} \cdot \hat{S}_t + \hat{\mu}_t, i = 1, 24. \quad (8)$$

Untuk melakukan prediksi mean dan standar deviasi pada tugas akhir ini menggunakan *backpropagation* dan *counterpropagation*. Sedangkan untuk klasifikasinya menggunakan metode kohonen.

### IV. PENGUJIAN DAN ANALISA

Dari hasil uji coba dan analisa didapat hasil sebagai berikut:

- a) **Analisa Jumlah neuron pada layar tersembunyi**

Tabel 4.1 Perbandingan jumlah neuron dengan MSE training dan MSE Peramalan dengan metode backpropagation

Jumlah Neuron	MSE Training	MSE Peramalan
2	0,000007	239242,8067
3	0,000012	235178,5398
<b>4</b>	<b>0,000021</b>	<b>230566,4836</b>
5	0,000006	240897,7882
6	0,000002	248966,8643

Tabel 4.2 Perbandingan jumlah neuron dengan MSE training dan MSE Peramalan dengan metode counterpropagation

Jumlah Neuron	MSE Training	MSE Peramalan
<b>2</b>	<b>0,013299</b>	<b>382313,4391</b>
3	0,069946	451102,7709
4	0,094297	2010904,1890
5	0,078252	1714283,0143
6	0,079253	10418776,1022

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa jumlah neuron yang cocok untuk metode backpropagation adalah 2 neuron yang menghasilkan nilai MSE Training dan MSE peramalan terkecil. Dari table diatas juga dapat dilihat bahwa penggunaan jumlah neuron yang semakin besar pada metode counterpropagation-kohonen menyebabkan nilai MSE peramalan semakin tinggi.

Dan jumlah neuron yang cocok untuk metode backpropagation adalah 4 neuron yang menghasilkan nilai MSE Peramalan terkecil. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa nilai MSE training berbanding terbalik dengan nilai MSE peramalan. Contohnya adalah jumlah neuron 4 yang mempunyai nilai MSE training terbesar mempunyai nilai MSE peramalan yang terkecil.

#### b) Analisa peramalan satu tahap ke depan

Tabel 4.3 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik satu tahap ke depan

metode	MSE
<b>CPNN-Kohonen</b>	<b>406242,4146</b>
BPNN-Kohonen	893066,4288

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik satu tahap ke

depan atau jangka pendek, gabungan metode counterpropagation-kohonen menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan backpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 486824,0142.

#### c) Analisa peramalan lima tahap ke depan

Tabel 4.4 Perbandingan MSE dalam peramalan beban listrik lima tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	418774,6333
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>342792,2535</b>

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik lima tahap ke depan gabungan metode Backpropagation-kohonen tetap menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE yang lebih sedikit, yaitu = 75982,3798.

#### d) Analisa peramalan sepuluh tahap ke depan

Tabel 4.5 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik sepuluh tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	305903,4858
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>253453,5660</b>

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa peramalan beban listrik sepuluh tahap ke depan menggunakan gabungan metode Backpropagation-kohonen menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 52449,9198.

#### e) Analisa peramalan lima belas tahap ke depan

Tabel 4.6 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik lima belas tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	329035,1536
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>249370,5583</b>

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik lima belas tahap ke depan gabungan metode Backpropagation-



kohonen masih tetap menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 79664,5953.

**f) Analisa peramalan dua puluh tahap ke depan**

Tabel 4.7 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik dua puluh tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	396489,3527
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>265417,9772</b>

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik dua puluh tahap ke depan gabungan metode Backpropagation-kohonen menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 131071,3755.

**g) Analisa peramalan dua puluh lima tahap ke depan**

Tabel 4.8 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik dua puluh lima tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	395924,4824
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>260922,8640</b>

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik dua puluh lima tahap ke depan gabungan metode Backpropagation-kohonen menghasilkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 135001,6184.

**h) Analisa peramalan tiga puluh tahap ke depan**

Tabel 4.9 Perbandingan metode dengan MSE dalam peramalan beban listrik tiga puluh tahap ke depan

metode	MSE
CPNN-Kohonen	382313,4391
<b>BPNN-Kohonen</b>	<b>248966,8463</b>

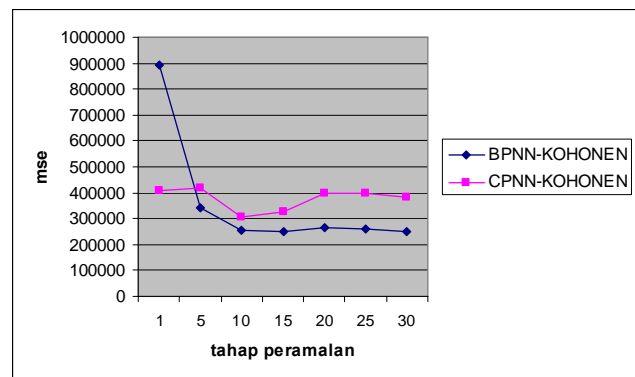
Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa untuk peramalan beban listrik tiga puluh tahap ke depan gabungan metode Backpropagation-kohonen menghasilkan hasil peramalan yang

lebih baik dibandingkan dengan metode gabungan counterpropagation-kohonen, dengan selisih MSE = 133346,5928.

**i) Analisa Peramalan secara keseluruhan**

Tabel 4.10 Perbandingan masing-masing metode dengan MSE peramalan untuk semua tahap ke depan

Tahap peramalan	CPNN-KOHONEN	BPNN-KOHONEN
1	406242,4146	893066,4288
5	418774,6333	342792,2535
10	305903,4858	253453,566
15	329035,1536	249370,5583
20	396489,3527	265417,9772
25	395924,4824	260922,864
30	382313,4391	248966,8463



Gambar 4.2 Perbandingan keakuratan hasil peramalan masing-masing metode berdasar MSE

Dari tabel 4.10 dan gambar 4.2 dapat diketahui bahwa untuk hasil peramalan jangka pendek satu tahap ke depan metode CPNN-KOHONEN memberikan hasil peramalan dengan tingkat keakuratan yang lebih baik dari pada BPNN-KOHONEN dengan selisih nilai MSE yang cukup tinggi. Namun peramalan tahap selanjutnya mulai dari lima tahap hingga tiga puluh tahap, tingkat keakuratan hasil peramalan dengan metode BPNN-KOHONEN lebih tinggi dibanding dengan metode CPNN-KOHONEN. Untuk metode BPNN-KOHONEN menunjukkan semakin banyak dilakukan peramalan semakin rendah nilai error yang dihasilkan. Begitu juga dengan metode CPNN-KOHONEN menunjukkan semakin banyak dilakukan peramalan semakin rendah nilai error yang dihasilkan.

---

---

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba dan analisa peramalan beban listrik menggunakan metode gabungan backpropagation dengan kohonen dan counterpropagation dengan kohonen dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Secara umum dapat disimpulkan bahwa pada peramalan beban listrik menggunakan metode gabungan backpropagation dengan kohonen menghasilkan tingkat keakuratan peramalan lebih baik dibanding menggunakan metode gabungan counterpropagation dengan kohonen.
2. Sistem peramalan yang menggunakan metode gabungan counterpropagation dengan kohonen, pada tahap pelatihatannya apabila semakin besar jumlah neuron yang digunakan pada layar tersembunyi mengakibatkan semakin rendah tingkat akurasi peramalan ditandai dengan semakin tingginya nilai error.
3. Hasil nilai error yang kecil saat pelatihan belum tentu menghasilkan nilai error yang kecil pada akhir peramalan.

4. Untuk mendapatkan hasil pelatihan yang baik maka perlu diperhatikan jumlah neuron pada layar tersembunyi yang digunakan pada saat pelatihan. Kesesuaian penggunaan jumlah neuron pada layar tersembunyi berpengaruh terhadap besar kecilnya nilai error saat pelatihan ataupun saat testing.

## VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jong Jek Siang., *Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab*. Edisi kedua. Andi Yogyakarta. 2009
- [2] Setiawan Kuswara, *Paradigma Sistem Cerdas*. Bayu Media. 2006
- [3] Suyanto, *Soft Computing membangun mesin ber-IQ tinggi*, Informatika. 2008
- [4] Samos, M., *Some Other Application of the SOM Algorithm : how to use the kohonen algorithm for forecasting*, 2009
- [5] Lendasse, A., Cottrell, M, Verleysen, M., *Prediction of Electric Load using Kohonen Maps*, 2002
- [6] [www.del-man.co.cc](http://www.del-man.co.cc) Delphi Programming (Last access : 18 Mei 2010 )