

Rancang Bangun Sistem Peramalan Konsumsi Daya Listrik dengan Artificial Neural Network Backpropagation

Radini Sinta^{a*}, Rahmat Gernowo^{b*}, Suryono^{c*}

^a Mahasiswa Magister Sistem Informasi, Program Pascasarjana, Universitas Diponegoro

^{bc} Jurusan Fisika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

Naskah Diterima : 26 Desember 2012; Diterima Publikasi : 21 Maret 2013

Abstract

Artificial neural network is a multi-layer network are implemented using computational program to solve complex problems through the process of calculating the Backpropagation algorithms. One problem that can be solved is a forecasting system based on time series data, time series data for the input data is using data of power consumption in kWh units on the LWBP and on the WBP, occupancy in 2011. The network has been trained to produce accurate forecasting MSE on the LWBP 7.48738 e-12, MSE on the WBP 1.11035 e-10, and MAPE on the LWBP 1.6141 e-9%, MAPE on the WBP 2.50 E-8%, for a network that is not trained to predict the power consumption to test the validity of the LWBP $R = 0.837$ and $R = 0.835$ the WBP. In the training and testing system optimized with 8 neurons in the hidden layer.

Keywords: Artificial Neural Networks; Backpropagation algorithms; data time series; forecasting system.

Abstrak

Jaringan saraf tiruan model jaringan layar jamak yang diimplementasikan dengan menggunakan program komputasi untuk menyelesaikan masalah yang kompleks melalui proses perhitungan dengan algoritma *Backpropagation*. Salah satu masalah yang dapat dipecahkan adalah sistem peramalan berdasarkan data *time series*, data *time series* untuk data masukan adalah data konsumsi daya listrik dalam satuan kWh pada LWBP dan WBP, data okupansi tahun 2011. Jaringan yang sudah dilatih menghasilkan akurasi peramalan MSE pada LWBP 7,48738e-12, MSE pada WBP 1,11035e-10, dan MAPE pada LWBP 1,6141e-9%, MAPE pada WBP 2,50e-8%, untuk jaringan yang tidak dilatih dapat meramalkan konsumsi daya listrik dengan uji validitas pada LWBP $R = 0,837$, dan pada WBP $R = 0,835$. Pada pelatihan dan pengujian sistem optimal dengan 8 neuron pada lapisan tersembunyi.

Katakunci: Jaringan Saraf Tiruan; algoritma *Backpropagation*; data time series; sistem peramalan

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Dalam menyelesaikan permasalahan dari variabel data yang kompleks dengan nilai-nilai yang bervariasi dan untuk mendapatkan hasil yang tepat, *Artificial neural network* atau jaringan saraf tiruan merupakan metode tepat untuk permasalahan yang kompleks, karena Jaringan saraf tiruan adalah sistem *nonlinier* yang mampu mensimulasikan struktur, karakter dan fungsi otak manusia. Kelebihan yang sangat *nonlinier* pemetaan *input* dan *output* cenderung terhadap mempelajari dan pelatihan (*training*), sehingga berperilaku sesuai pelatihan dengan fungsi tertentu ketika berurusan dengan variabel yang berlawanan (Zhang dan Gu, 2007).

Jaringan saraf tiruan diimplementasikan dengan program komputasi dengan metode perhitungan yang pragmatis, yaitu dengan metode perhitungan algoritma *backpropagation*. Algoritma *backpropagation* adalah jenis jaringan saraf tiruan

multilayer network dengan perambatan maju berdasarkan algoritma propagasi *error* dengan arah mundur. model algoritma *backpropagation* terdiri dari satu lapisan input, lapisan tersembunyi dan beberapa satu *output* layer, dengan setiap lapisan yang terdiri dari beberapa *neuron* (Zhang dan Gu, 2007).

Ada dua langkah dalam memecahkan masalah jaringan saraf tiruan *backpropagation*, yaitu pelatihan, pengujian. Pelatihan adalah suatu proses dimana jaringan belajar untuk mengenali pola-pola sekarang dari set data *input*. pengujian mengevaluasi kemampuan jaringan untuk kelayakan menyelesaikan solusi, dengan menentukan seberapa dekat *output* aktual apakah sesuai dengan *output* yang diinginkan dalam situasi baru. Dalam proses pelatihan nilai-nilai hubungan antara bobot disesuaikan sehingga jsringan menghasilkan perkiraan *output* yang diinginkan (Azadeh *et al.*, 2008).

Jaringan saraf tiruan *backpropagation* tergantung dari jaringan yang terlatih, oleh karena itu setiap

*) Penulis korespondensi: sinta.radini@gmail.com

perkiraan dapat terukur secara akurat. Peramalan dengan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* diproses berdasarkan data yang diamati, jaringan saraf tiruan memiliki kemampuan untuk percobaan dengan teori yang sangat sedikit, data yang sangat banyak, dan dapat mengidentifikasi hubungan *nonlinier* pada data dan dapat menyimpulkan kejadian masa depan (Khamis *et al.*, 2011).

Kemampuan dari jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang mempresentasikan otak manusia, maka sangat tepat digunakan untuk peramalan, khususnya untuk peramalan konsumsi daya listrik dalam satuan kWh, dalam sektor komersial pada bisnis perhotelan, karena sesuai fakta yang terjadi bahwa akan terjadi kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) sebesar 15% dengan adanya kenaikan TDL, karena dengan adanya kenaikan TDL secara otomatis terjadi peningkatan tarif okupansi, hal ini dikawatirkan terjadinya penurunan okupansi, karena fakta saat ini persaingan bisnis perhotelan sangat meningkat, dan daya pilih konsumen yang tinggi, tarif okupansi yang setara pada hotel yang tingkatan sama namun ada yang lebih menawarkan fasilitas yang istimewa maka hal ini bisa menjadi pertimbangan bagi konsumen. Maka untuk mengetahui konsumsi daya listrik ke depan dilakukan rancang bangun sistem peramalan konsumsi daya listrik dengan jaringan saraf tiruan algoritma *backpropagation*.

1.2. Perumusan Masalah

Permasalahan yang diidentifikasi dalam sistem peramalan konsumsi daya listrik adalah kemampuan jaringan untuk dapat menyelesaikan permasalahan secara baik pada informasi masukan data yang tidak diproses melalui fase pelatihan. Solusi yang ditawarkan adalah menggunakan metode jaringan saraf tiruan algoritma *backpropagation* yang difokuskan untuk menjawab peramalan konsumsi daya listrik.

1.3. Batasan Masalah

Desain sistem peramalan konsumsi daya listrik dilaksanakan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Matlab R2011a*. Dalam hal ini penelitian dilakukan dengan batasan-batasan sebagai berikut :

1. Menerapkan peramalan konsumsi daya listrik yang menghasilkan data konsumsi daya listrik baru yakni data konsumsi daya listrik tahun ke depan di New Metro Hotel Semarang.
2. Data yang digunakan untuk sistem peramalan konsumsi daya listrik adalah data konsumsi daya listrik per jam dalam satuan kWh setiap tahunnya dari tahun 2006 sampai tahun 2011, dan data okupansi hotel tahun 2011.

2. Kerangka Teori

2.1. Peramalan (Forecasting)

Peramalan atau *forecasting* mempunyai arti pernyataan yang dibuat tentang masa depan atau masa yang akan datang. Kepentingan penggunaan peramalan tergantung dari bidang yang menggunakannya, mulai dari bidang bisnis hingga bidang teknik. peramalan adalah ilmu pengetahuan untuk menganalisis variabel data-data historis yang berguna untuk meramalkan kejadian yang akan datang secara sistematis dan pragmatis dengan menggunakan metode- metode peramalan, sehingga dapat diketahui validitas dari peramalan yang dilakukan (Aman *et al.*, 2011).

2.2. Pendekatan Peramalan

Ada dua pendekatan umum untuk peramalan, yaitu proses peramalan secara kualitatif dan kuantitatif. Peramalan kualitatif umumnya bersifat subjektif, dipengaruhi oleh intuisi, emosi dan pengalaman seseorang. Oleh karena itu, hasil peramalan dari satu orang dengan orang yang lain dapat berbeda, dan sistem peramalan yang dibangun sangat tergantung pada orang yang menyusunnya.

Peramalan kuantitatif umumnya bersifat obyektif, yang didasarkan atas penggunaan analisa pola hubungan antara variabel atau data historis yang akan diperkirakan dengan variabel waktu, yang merupakan deret waktu atau "*time series*". dan didasarkan atas penggunaan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel lain yang mempengaruhinya. Peramalan kuantitatif hanya dapat digunakan apabila terdapat kondisi adanya informasi tentang keadaan yang lain, informasi tersebut dapat dikuantifikasikan dalam bentuk data, dapat diasumsikan bahwa pola yang lalu akan berkelanjutan pada masa yang akan datang.

2.3. Peramalan Berdasarkan Data Time Series

Data *time series* merupakan data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa jam, harian, mingguan, bulan, dan tahunan. Teknik peramalan berdasarkan data *time series* dibuat dengan asumsi bahwa nilai masa depan dari seri dapat diperkirakan dari nilai-nilai masa lalu.

Analisis data *time series* membutuhkan analisis untuk mengidentifikasi sifat dari *time series* tersebut. Hal ini sering dapat dicapai hanya dengan menggambarkan plot data yang digambarkan dalam format grafis dan menganalisa plot tersebut. Satu atau lebih pola mungkin akan ditampilkan, seperti pola tren, pola variasi musiman, pola siklus, atau variasi sekitar rata-rata.

2.4. Akurasi Peramalan

Kesalahan (*error*) peramalan adalah perbedaan antara nilai sebenarnya (*actual*) dan nilai yang diramalkan untuk jangka periode tertentu. Sehingga dapat disimpulkan bahwa, dalam membangun atau membuat peramalan, penting untuk memantau kesalahan (*error*) untuk menentukan apakah kesalahan berada dalam batas wajar atau tidak. Jika tidak dalam batas wajar, maka perlu mengambil tindakan korektif.

Pengukuran akurasi peramalan yang digunakan adalah :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M (Aktual(i) - Forecasted(i))^2}{M} \quad (1)$$

$$2. MAPE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| \frac{Aktual(i) - Forecasted(i)}{Aktual(i)} \right| \times 100 \quad (2)$$

Akurasi peramalan akan tinggi apabila nilai *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) semakin kecil.

2.5. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran otak manusia. Jaringan saraf terdiri dari beberapa *neuron*, dan ada hubungan antara *neuron-neuron*. *neuron-neuron* yang dihubungkan dari *input neuron* ke *hidden neuron*, dan dari *hidden neuron* ke *output neuron* memiliki bobot – bobot yang berbeda, yaitu bobot awal *input* ke *hidden*, bobot awal *hidden* ke *output*, bobot awal bias *hidden* ke *output*. Setiap sinyal *input* yang sudah dikalikan dengan bobot akan dijumlahkan. Kemudian untuk menghitung sinyal *output* menggunakan fungsi aktivasi, fungsi aktivasi ini yang menentukan sinyal dari *input neuron* akan diteruskan ke *neuron* lain.

2.6. Algoritma Backpropagation

Pembelajaran atau pelatihan algoritma *backpropagation* meliputi 3 tahap, yaitu :

- Tahap *feedforward* atau *forwardpropagation*
 Pada tahap ini pola masukan (*input*) dihitung maju mulai dari lapisan *input* hingga lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan kemudian menghitung selisih antara keluaran (*output*) jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan (*error*) yang terjadi.
- Tahap *backpropagation*
 Pada tahap ini kesalahan (*error*) tersebut dipropagation mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan *neuron-neuron* di lapisan keluaran, dan mengubah nilai-nilai bobot-bobotnya
- Tahap perubahan bobot dan bias

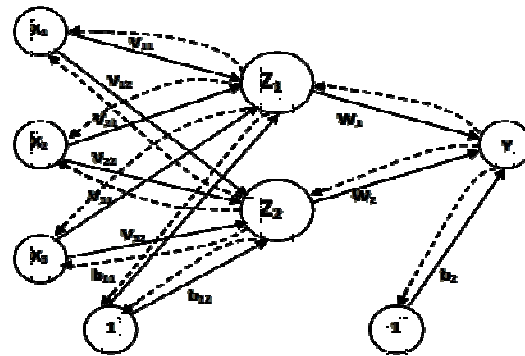
Pada tahap ini bobot dan bias diperbaiki, dan hasil dari perhitungan perbaikan bobot dan bias tersebut didapat bobot dan bias baru.

2.7. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang termasuk model jaringan saraf tiruan termasuk metode pembelajaran atau pelatihan yang terawasi (*supervised learning*), dan dengan banyak lapisan (*multilayer net*), yaitu :

- Lapisan masukan (*input layer*)
 Pada lapisan masukan ini hanya satu lapisan saja, dan terdiri dari 1 hingga n *input neuron*
- Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)
 Pada lapisan tersembunyi ini minimal satu lapisan saja, dan terdiri dari 1 hingga p *hidden neuron*
- Lapisan keluaran (*output layer*)
 Pada lapisan leluaran ini hanya satu lapisan saja, dan terdiri dari 1 hingga m *output neuron*

Arsitektur *Backpropagation* digambarkan pada gambar 1 seperti di bawah ini.



Gambar 1. Arsitektur jaringan *backpropagation*

3. Metode

3.1. Kerangka Pemikiran

Deskripsi Arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation*, keseimbangan antara kemampuan fase pelatihan dan fase pengujian. Fase pelatihan (*training*) sinyal informasi masukan yang diterima diproses kemudian diteruskan melalui jaringan dan disimpan sebagai bobot di setiap *neuron*, kemudian dilakukan penyesuaian bobot, sehingga pada akhir pelatihan akan diperoleh bobot-bobot yang tepat antara nilai *input* dan nilai *output*. Bobot-bobot diatur secara *iteratif* untuk meminimumkan fungsi kinerja (*performance*). Fase pengujian (*testing*) dilakukan proses pengujian terhadap data yang tidak dilatih atau data yang nilai *input* atau informasi masukannya tidak diproses melalui tahap pelatihan, pada fase pengujian dilakukan uji validitas yang bertujuan

untuk mengetahui berapa tingkat kevalidan dari nilai-nilai *output* peramalan terhadap nilai-nilai *input* yang berupa informasi masukan data yang tidak dilatih.

Hasil proses pelatihan diperoleh jaringan yang menghasilkan fungsi kinerja (*performance*) yang paling minimum, dan pada proses pengujian dapat mengenali pola data pelatihan dan pola data yang tidak dilatih dengan uji validitas dari *output* jaringan dan targetnya. Kemudian diterapkan untuk meramalkan data konsumsi daya listrik pada tahun ke depan.

3.2. Alat dan Bahan Penelitian

Perancangan dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Matlab R2011a*. Untuk perancangan sistem *software* mempertimbangkan aspek *user* dengan membuat perancangan antarmuka (desain *interface*) berbasis *Graphical User Interface* (GUI) (Siang, 2009).

Untuk kebutuhan perancangan sistem dan analisa hasil dibutuhkan tambahan sebagai berikut :

- Perangkat keras berupa laptop Compaq+PC, Operating System Windows 7 Homebasic 32 bit, System model Presario CQ42 NoteBook PC, Processor intel(R) Pentium(R), CPU PS300 2,27GHz, Memory 1024MB RAM dan Optical Mouse.
- Perangkat lunak berupa Microsoft Windows7.

3.3. Desain

Pelatihan terdapat *browser* untuk data masukan (*input data*) pelatihan. Pada *form* parameter terdapat empat kolom yang harus diisi nilai parameternya, yaitu jumlah *hidden neurons*, maksimum *epoch*, batas *goal*, nilai *learning rate*. *Pushbotton* “Train” ini untuk memulai proses pelatihan. Pada *form* hasil pelatihan ada empat kolom, yaitu *performance Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) nilai *performance* untuk menampilkan hasil nilai yang paling minimum setelah proses pelatihan berhenti, kolom yang menunjukkan pelatihan berhenti pada *epoch* ke- (*stop at the epoch*) ketika proses pelatihan berhenti akan menunjukan pada *epoch* berapa pelatihan berhenti, kolom waktu eksekusi (*execution time*) menunjukkan lama waktu proses pelatihan. *Pushbotton* “Save” untuk menyimpan parameter pelatihan dan hasil akhir pelatihan, *pushbotton* “Load” untuk menampilkan kembali parameter pelatihan dan hasil pelatihan yang sudah disimpan, tombol “Home” untuk kembali ke menu utama.

Pengujian (*Testing*) ini terdapat *browser* untuk data masukan untuk proses pengujian, masukan data ini adalah data-data yang sudah ikut dalam proses pelatihan, dan data-data yang tidak ikut dalam proses pelatihan. *Pushbotton* “Forecast” untuk memulai pengujian konsumsi daya listrik, *pushbotton* “Home” untuk kembali ke menu utama, *pushbotton* “Testing WBP” untuk membuka pengujian Waktu Beban

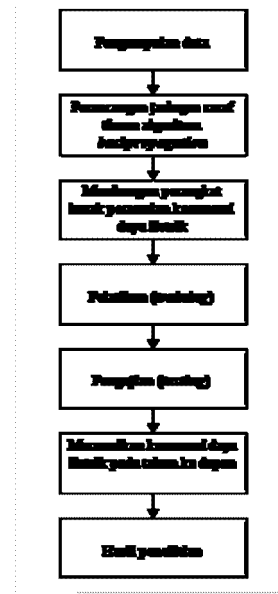
Puncak (WBP) formatnya sama dengan penhujian Luar Waktu Beban Puncak (LWBP). “Forecast validation Not Trained” akan ditampilkan nilai validasi dari data - data yang tidak dilatih atau data yang nilai *input* atau informasi masukannya tidak diproses melalui tahap pelatihan. Tabel hasil peramalan konsumsi daya listrik dalam bentuk numerik dan grafik.

3.4. Jalannya Penelitian

Penelitian perancangan sistem peramalan konsumsi daya listrik dengan algoritma *backpropagation* ini dilakukan dengan beberapa langkah sebagai berikut :

1. Membangun arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation*.
2. Fase Pelatihan jaringan saraf tiruan *backpropagation*.
3. Fase Pengujian jaringan saraf tiruan *backpropagation*.

Adapun prosedur penelitian dengan metode Jaringan Saraf Tiruan *backpropagation* ini ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Jalan Penelitian Peramalan Konsumsi Daya Listrik

3.5. Membangun Arsitektur Jaringan Saraf tiruan Backpropagation

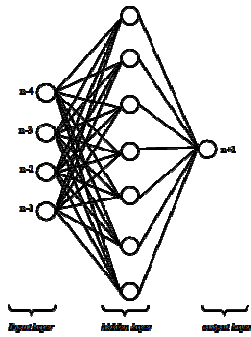
Arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam peramalan konsumsi daya listrik menggunakan struktur jaringan saraf tiruan 3 lapisan (*layer*). Arsitektur jaringan saraf tiruan 3 lapisan terdiri dari 1 lapisan masukan (*input layer*), 1 lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan 1 lapisan keluaran (*output layer*). Pada tesis ini dibangun arsitektur jaringan konsumsi

daya listrik dan arsitektur konsumsi daya listrik dan okupansi tahun 2011, sebagai berikut :

a. Arsitektur jaringan konsumsi daya listrik, terdiri dari :

- 4 *input neuron*,
- 8 *hidden neuron*,
- 1 *output neuron*.

Arsitektur jaringan saraf tiruan konsumsi daya listrik ini digambarkan pada gambar 3 :



Gambar 3. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Konsumsi Daya Listrik

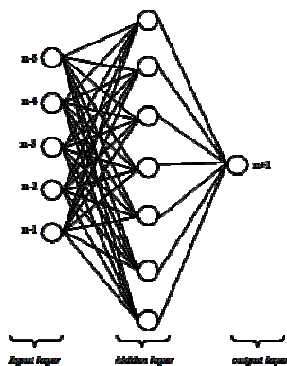
Keterangan :

n-1, sampai dengan n-4 = *input* konsumsi daya listrik
 n+1 = hasil peramalan konsumsi daya listrik.

b. Arsitektur jaringan konsumsi daya listrik dan okupansi tahun 2011, terdiri dari :

- 5 *input neuron*,
- 8 *hidden neuron*,
- 1 *output neuron*.

Arsitektur jaringan saraf tiruan konsumsi daya listrik dan okupansi tahun 2011 ini digambarkan pada gambar 4 :



Gambar 4. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Konsumsi Daya Listrik dan Okupansi tahun 2011
 Keterangan :

n-1, sampai dengan n-4 = *input* konsumsi daya listrik
 n-5 = okupansi tahun 2011
 n+1 = hasil peramalan konsumsi daya listrik

3.6. Fase Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Untuk membangun suatu jaringan saraf tiruan *backpropagation* prosedur pada fase pelatihan harus diselesaikan. Pada pelatihan dilakukan proses penyesuaian bobot untuk masing-masing bobot antara lapisan masukan dan lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Perhitungan untuk tahap pelatihan adalah bobot awal dan bias awal yang telah di inialisasi. Kemudian dilakukan perhitungan sebagai berikut :

- Menjumlahkan sinyal *input* terbobot di *hidden neuron* yang diterima dari *input neuron* kemudian sinyal tersebut diteruskan ke lapisan tersembunyi (*hidden layer*) yang dapat dihitung dengan persamaan (1) :

$$z_{tmj} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \tag{1}$$

- Untuk menghitung sinyal *output* dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar*, sehingga untuk pengaktifan persamaan yang dipakai adalah :

$$Z_j = \frac{1 - e^{-z_{tmj}}}{1 + e^{-z_{tmj}}} \tag{2}$$

- Pada lapisan keluaran menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot dengan persamaan (3) :

$$y_{tmk} = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \tag{3}$$

- Untuk menghitung sinyal *output* dari lapisan *hidden* ke lapisan *output* menggunakan fungsi aktivasi *linear*, sehingga untuk pengaktifan persamaan yang dipakai adalah :

$$y_k = y_{tmk} \tag{4}$$

- Setelah pengaktifan di lapisan keluaran diperoleh, maka *error output* diketahui dengan Persamaan yang dipakai adalah :

$$Error = Actual - Forecast, \tag{5}$$

- Dari *error output* peramalan ini digunakan untuk menghitung δ informasi *error* peramalan, informasi *error* peramalan ini dipakai untuk menghitung ΔW_{jk} nilai bobot ΔW_{0k} dan bias dalam arah mundur (*backward*). Informasi *error* peramalan dihitung, dengan persamaan (6) :

$$\delta = (t_k - y_k) f'(y_{tmk}) \tag{6}$$

- Setelah mendapatkan informasi *error* peramalan (δ), kemudian menghitung koreksi nilai bobot ΔW_{jk} dan ΔW_{0j} bias. Kemudian informasi *error* peramalan (δ) dikirimkan ke *hidden neuron* pada lapisan tersembunyi, untuk menghitung delta *input*, delta *input* ini dihitung dengan persamaan :

$$\delta_{tmj} = \sum_{k=1}^m \delta W_{jk} \tag{7}$$

- Untuk menghitung informasi error peramalan, informasi error peramalan ini dipakai untuk menghitung koreksi nilai bobot dan bias dalam arah mundur (*backward*). Informasi error peramalan dihitung, dengan persamaan :

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (8)$$

- Kemudian menghitung perubahan bobot dan bias, dengan menjumlahkan nilai bobot, bias lama dengan nilai perubahan bobot dan bias, untuk mendapatkan bobot dan bias yang baru, dengan persamaan :

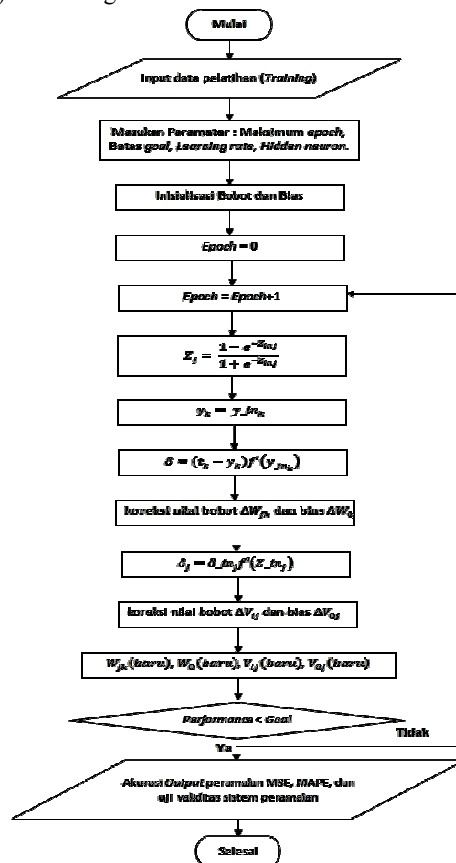
$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (9)$$

$$W_0(\text{baru}) = W_0(\text{lama}) + \Delta W_0 \quad (10)$$

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (11)$$

$$V_{0j}(\text{baru}) = V_{0j}(\text{lama}) + \Delta V_{0j} \quad (12)$$

Prosedur pelatihan (*training*) dilakukan secara berulang sampai mencapai fungsi kinerja (*performance*) yang minimum atau fungsi kinerja (*performance*) < target goal, dimana target goal 0,00001 atau 10^{-5} . Untuk lebih jelas proses pelatihan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat dilihat pada *flowchart* gambar 5.



Gambar 5. Prosedur pelatihan (*training*)

3.7. Fase Pengujian Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Fase pengujian jaringan ini akan dikomputasikan dengan bobot – bobot jaringan yang terhubung dari hasil fase pelatihan digunakan sebagai otak untuk menghitung *output* peramalan yang berupa informasi hasil peramalan konsumsi daya listrik.

Data-data pengujian diuji kevalidannya dengan menghitung koefisien determinasi (R^2), untuk mengetahui sifat dari tingkat kevalidan sistem peramalan terhadap data yang tidak dilatih, nilai koefisien determinasi diinterpretasikan bahwa variabel dependen (y) dapat dijelaskan oleh variabel independen (x) dari koefisien determinasi (R^2), maka dapat diketahui nilai koefisien korelasi (R).

Uji validitas dihitung dengan persamaan *linear regression residual and goodness of fit* sebagai berikut :

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{residual}}{SS_{total}} \quad (13)$$

$$R = \sqrt{R^2} \quad (14)$$

4. Hasil dan Pembahasan

Data historis konsumsi daya listrik per jam dalam satuan *Killo Watt hours* (kWh) ini setiap bulannya dikalikan dengan harga satuan Tarif Dasar Listrik (TDL) yang menghasilkan informasi tagihan yang diterima setiap bulannya. Data pelatihan yang digunakan dalam proses pelatihan adalah data konsumsi daya listrik dari bulan Januari sampai bulan Juni tahun 2006 sampai tahun 2011. Pada proses pengujian, *input* data pengujian dari bulan Januari sampai bulan Desember, supaya dapat dilihat *plot* dan numerik konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) dan Waktu Beban Puncak (WBP) secara keseluruhan dari bulan Januari sampai bulan Desember tahun 2006 sampai peramalan empat tahun ke depan. Maka pada input data pengujian ini melibatkan input data yang dilatih dan input data yang tidak dilatih yaitu dari bulan Juli sampai bulan Desember tahun 2006 sampai tahun 2011.

Arsitektur jaringan proses pelatihan jaringan saraf tiruan untuk peramalan ada dua jaringan, yaitu jaringan konsumsi daya listrik dan jaringan konsumsi daya listrik dengan okupansi tahun 2011. Arsitektur jaringan konsumsi daya listrik, adalah :

- *Input Layer* : 4 *neurons*
- *Hidden Layer* : 8 *neurons*
- *Output Layer* : 1 *neuron* (*Output* konsumsi daya listrik)
- Data yang dilatih : Data konsumsi daya listrik bulan Januari sampai Juni
- Banyaknya data : 12 data



Gambar 7. Arsitektur Jaringan Konsumsi Daya Listrik

Arsitektur jaringan konsumsi daya listrik dengan okupansi tahun 2011, adalah :

- *Input Layer* : 5 *neurons*
- *Hidden Layer* : 8 *neurons*
- *Output Layer* : 1 *neuron* (*Output* konsumsi daya listrik)
- Data yang dilatih : Data konsumsi daya listrik bulan Januari sampai Juni
- Banyaknya data : 6 data

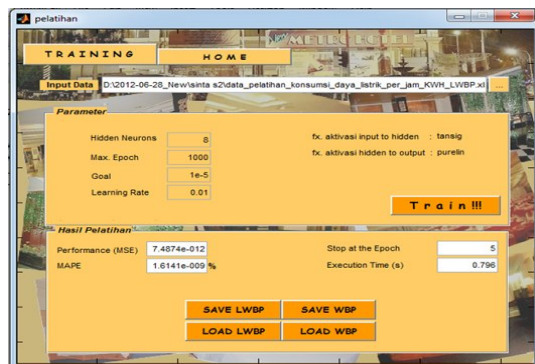


Gambar 8. Arsitektur jaringan konsumsi daya listrik dengan okupansi tahun 2011

Pada proses pengujian jaringan ini akan dikomputasikan dengan bobot – bobot dan bias jaringan yang terhubung dari hasil pelatihan jaringan yang digunakan sebagai otak untuk menghitung *output* peramalan yang berupa informasi hasil peramalan konsumsi daya listrik, dan untuk meramalkan konsumsi daya listrik perjam pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) dan pada Waktu Beban Puncak (WBP) untuk empat tahun ke depan. Pada proses pengujian ini diharapkan bobot – bobot dan bias jaringan yang terhubung dari hasil pelatihan jaringan dapat merespon dengan baik untuk pola lain yang sejenis pada data pengujian.

4.1. Pelatihan pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP)

Tampilan form pelatihan program seperti pada gambar 9



Gambar 9. Proses Pelatihan (*Training*) Luar Waktu Beban Puncak (LWBP)

Hasil *trial and error* pada lapisan tersembunyi pelatihan pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) pada jaringan konsumsi daya listrik, yang ditunjukkan pada tabel 4.5. hasil *performance* terbaik pada lapisan tersembunyi berjumlah 8 *neuron*, dan menghasilkan nilai *performance* atau fungsi kinerja *Mean Square Error* 7,48738e-12, *Mean Absolute Percentage Error* 1,6141e-9, dan hasil *performance Mean Square Error* proses pelatihan pada jaringan konsumsi daya listrik yang dihubungkan dengan okupansi tahun 2011 adalah sebesar 1,6314e-14, nilai *performance* terbaik ini mencapai nilai minimum yang lebih dari batas *goal* 0,00001, maka proses iterasi pelatihan ini berhenti, dan uji validitas pada sistem peramalan yang informasi datanya melalui proses pelatihan, diperoleh nilai korelasi R=1, menunjukkan bahwa hubungan antara variabel dependen (*y*) atau nilai *output* peramalan dengan variabel independen (*x*) atau nilai target mempunyai hubungan keamatan yang maksimum.

Tabel 1. *Error* Pelatihan pada LWBP

Data ke-	Target	Output	Error
1	157200	15720,00	1,20691e-6
2	152400	15240,00	1,44710e-6
3	128400	12840,00	-2,05933e-6
4	148800	14880,00	3,41068e-6
5	146400	14640,00	-2,96358e-6
6	158400	15840,00	4,24142e-6
7	153600	15360,00	-2,99246e-6
8	124800	12480,00	-1,08511e-6
9	128400	12840,00	-1,98284e-7
10	140400	14040,00	-5,14695e-6
11	159600	15960,00	1,20114e-6
12	141600	14160,00	2,35508e-6

Nilai *error – error* jaringan konsumsi daya listrik yang dihasilkan pada pelatihan ini untuk menghitung besarnya nilai *performance*, dihitung dengan rumus yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya, untuk menghitung nilai *Mean Square Error* terlebih dahulu menjumlahkan seluruh nilai kuadrat *error* jaringan konsumsi daya listrik, dan untuk menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* harus diketahui nilai total penjumlahan dari setiap *error* pelatihan yang dibagi dengan nilai aktual atau nilai target.

Mean Square Error (MSE) :

$$MSE = \sum_{i=1}^M \frac{(Aktual(t) - Forecasted(t))^2}{M}$$

$$MSE = \frac{8,9849e - 11}{12}$$

$$MSE = 7,4874e - 12$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) :

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Aktual(i) - Forecasted(i)}{Aktual(i)} \right| \times 100$$

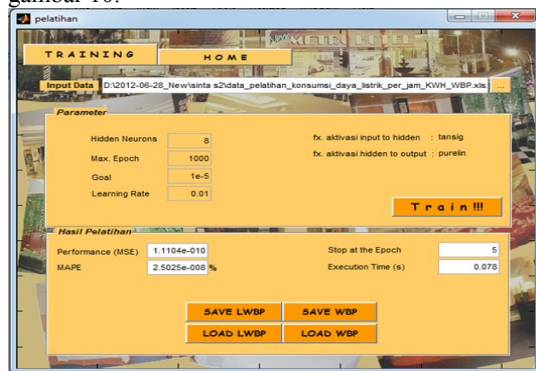
$$MAPE = \frac{1,9369e-10 \times 100}{12}$$

$$MAPE = \frac{0,000000019369}{12}$$

$$MAPE = 1,6141e-9 \%$$

4.2. Pelatihan pada Waktu Beban Puncak (WBP)

Tampilan form pelatihan program seperti pada gambar 10.



Gambar 10. Proses Pelatihan (Training) pada Waktu Beban Puncak (WBP)

Hasil *performance* terbaik pada lapisan tersembunyi berjumlah 8 *neuron*, dan menghasilkan nilai *performance* atau fungsi kinerja *Mean Square Error* 1,11035e-10, *Mean Absolute Percentage Error* 2,50e-8, dan hasil *performance Mean Square Error* proses pelatihan pada jaringan konsumsi daya listrik yang dihubungkan dengan okupansi tahun 2011 adalah sebesar 7,4281e-10, nilai *performance* terbaik ini mencapai nilai minimum yang lebih dari batas *goal* 0,00001, maka proses iterasi pelatihan ini berhenti, dan uji validitas pada sistem peramalan yang informasi datanya melalui proses pelatihan, diperoleh nilai korelasi R=1, menunjukkan bahwa hubungan antara variabel dependen (y) atau nilai *output* peramalan dengan variabel independen (x) atau nilai target mempunyai hubungan keeratn yang maksimum.

Tabel 2. Error Pelatihan pada WBP

Data ke-	Target	Output	Error
1	34800	3.4800,00	6,53107e-6
2	33600	3.3600,00	1,31600e-7
3	30000	3.0000,00	6,04031e-6
4	33600	3.3600,00	1,84371e-6
5	33600	3.3600,00	1,17866e-5
6	36000	3.6000,00	-6,98846e-6
7	34800	3.4800,00	1,89903e-5
8	31200	3.1200,00	-5,59456e-7
9	30000	3.0000,00	1,86086e-6
10	31200	3.1200,00	1,21346e-5
11	31200	3.1200,00	1,46028e-5
12	34800	3.4800,00	1,83631e-5

Nilai *error – error* jaringan konsumsi daya listrik yang dihasilkan pada pelatihan ini untuk menghitung besarnya nilai *performance*, dihitung dengan rumus yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya, untuk menghitung nilai *Mean Square Error* terlebih dahulu menjumlahkan seluruh nilai kuadrat *error* jaringan konsumsi daya listrik, dan untuk menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* harus diketahui nilai total penjumlahan dari setiap *error* pelatihan yang dibagi dengan nilai aktual atau nilai target.

Mean Square Error (MSE) :

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{(Aktual(i) - Forecasted(i))^2}{N}$$

$$MSE = \frac{1,3324e-9}{12}$$

$$MSE = 1.1104e-10$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Aktual(i) - Forecasted(i)}{Aktual(i)} \right| \times 100$$

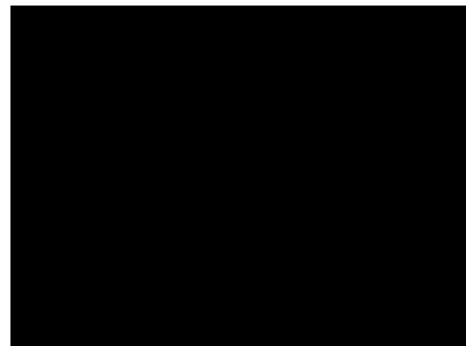
$$MAPE = \frac{3,0030e-9 \times 100}{12}$$

$$MAPE = \frac{0,000000003003}{12}$$

$$MAPE = 2,5025e-8 \%$$

4.3. Pengujian pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP)

Tampilan form pengujian program seperti pada gambar 11.



Gambar 11. Proses Pengujian Luar Waktu Beban Puncak (LWBP)

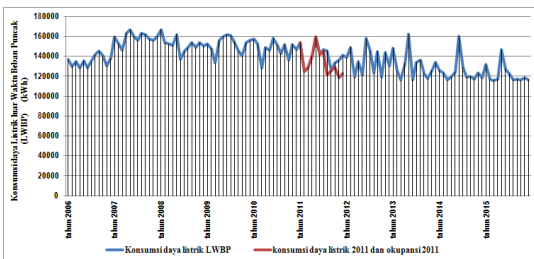
Hasil pengujian data tidak dilatih konsumsi daya listrik perjam pada bulan Juli 2010 sampai bulan Desember 2010 dan bulan Juli 2011 dan sampai bulan Desember 2011, seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Data Tidak Dilatih pada LWBP

Data ke-	Bulan	Target	Output
1	Juli	141600	151230
2	Agustus	151200	142870
3	September	145200	152080
4	Oktober	133200	135980
5	November	150000	152060
6	Desember	146400	146630
7	Juli	136800	146550
8	Agustus	148740	145550
9	September	117996	125750
10	Oktober	131196	133420
11	November	133992	136120
12	Desember	134484	140820

Nilai koefisien korelasi (R) untuk pengujian data konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) yang sama sekali tidak dilatih atau informasi masukan data konsumsi daya listrik tidak melalui proses pelatihan, menghasilkan korelasi yaitu $R = 0,83697 - 0,837$ menunjukkan bahwa hubungan keeratan antara variabel dependen (y) atau nilai *output* peramalan dengan variabel independen (x) atau nilai target sebagai data sesungguhnya yang tidak melalui proses pelatihan dan *output* peramalan konsumsi daya listrik berkorelasi linier sangat kuat positif.

Nilai koefisien determinasi R^2 menghasilkan , $R^2 = 70,1\%$ menunjukkan bahwa 70,1% nilai *output* peramalan konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) untuk data tidak dilatih sebagai variabel dependen y dapat dijelaskan atau dikenali oleh nilai target sebagai variabel independen x , dan ada 29,9% dari nilai *output* peramalan yang tidak dapat dijelaskan atau dikenali oleh nilai target. Grafik hasil simulasi jaringan peramalan konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) ditunjukkan pada gambar 12.



Gambar 12. Grafik Hasil Peramalan Konsumsi Daya Listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP)

Hasil pengujian untuk jaringan konsumsi daya pada listrik Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) yang dihubungkan dengan okupansi tahun 2011 menghasilkan korelasi antara *output* peramalan tahun 2011 dengan nilai = target tahun 2011 , menunjukkan bahwa hubungan keeratan antara variabel dependen y (*output* peramalan) dan variabel independen x (target atau data sesungguhnya), berkorelasi linier kuat positif. Hasil korelasi untuk jaringan konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) tahun 2011

$$R = 94,8657\%$$

menghasilkan hubungan keeratan antara *output* peramalan tahun 2011 dengan nilai target tahun 2011 yang berkorelasi linier sangat kuat positif, maka selisih antara keduanya adalah 25,5%.

4.4. Pengujian pada Waktu Beban Puncak (WBP)

Tampilan form pengujian program seperti pada gambar 13.



Gambar 13. Proses Pengujian Waktu Beban Puncak (WBP)

Hasil pengujian data tidak dilatih konsumsi daya listrik perjam pada bulan Juli 2010 sampai bulan Desember 2010 dan bulan Juli 2011 dan sampai bulan Desember 2011, seperti pada tabel 4.

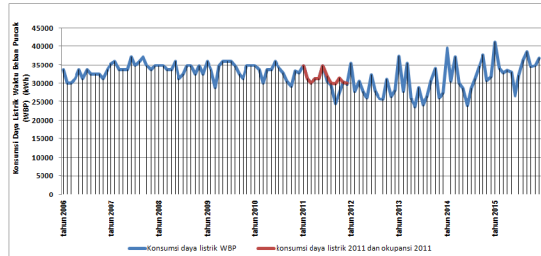
Tabel 4. Hasil Pengujian Data Tidak Dilatih pada WBP

Data ke-	Bulan	Target	Output
1	Juli	32400	34219
2	Agustus	34800	32725
3	September	32400	30557
4	Oktober	30000	29174
5	November	33600	33228
6	Desember	33600	32840
7	Juli	30000	30627
8	Agustus	32556	29537
9	September	27564	24545
10	Oktober	30048	27552
11	November	30384	30378
12	Desember	30444	29707

Nilai koefisien korelasi (R) untuk pengujian data konsumsi daya listrik pada Waktu Beban Puncak (WBP) yang sama sekali tidak dilatih atau informasi masukan data konsumsi daya listrik tidak melalui proses pelatihan, menghasilkan korelasi , menunjukkan bahwa hubungan keeratan antara variabel dependen (y) atau nilai *output* peramalan dengan variabel independen (x) atau nilai target sebagai data sesungguhnya yang tidak melalui proses pelatihan dan *output* peramalan konsumsi daya listrik berkorelasi linier sangat kuat positif.

Nilai koefisien determinasi R^2 menghasilkan , $R^2 = 70\%$

menunjukkan bahwa 70% nilai *output* peramalan konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) untuk data tidak dilatih sebagai variabel dependen *y* dapat dijelaskan atau dikenali oleh nilai target sebagai variabel independen *x*, dan ada 30% dari nilai *output* peramalan yang tidak dapat dijelaskan atau dikenali oleh nilai target. Grafik hasil simulasi jaringan peramalan konsumsi daya listrik pada Waktu Beban Puncak (WBP) ditunjukkan pada gambar 13.



Gambar 13. Grafik Hasil Peramalan Konsumsi Daya Listrik pada Waktu Beban Puncak (WBP).

Hasil pengujian untuk jaringan konsumsi daya listrik yang dihubungkan dengan okupansi tahun 2011 menghasilkan korelasi antara *output* peramalan tahun 2011 dengan nilai target tahun 2011, menunjukkan bahwa hubungan keeratan antara variabel dependen *y* (*output* peramalan) dan variabel independen *x* (target atau data sesungguhnya), berkorelasi linier sangat kuat positif. Hasil korelasi untuk jaringan konsumsi daya listrik pada Waktu Beban Puncak (WBP) tahun 2011 menghasilkan hubungan keeratan antara *output* peramalan tahun 2011 dengan nilai target tahun 2011, yang berkorelasi linier sangat kuat positif, maka selisih keduanya adalah 10,11%.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian mengenai rancang bangun sistem peramalan konsumsi daya listrik dengan jaringan saraf tiruan algoritma *backpropagation* adalah :

- Hasil peramalan konsumsi daya listrik pada Luar waktu Beban puncak (LWBP) dan pada Waktu Beban Puncak (WBP) didapatkan perhitungan terbaik menggunakan arsitektur model peramalan unit *input* 4 *neuron* dengan *hidden layer* 8 *neuron*, *performance* kinerja sistem peramalan konsumsi daya listrik pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) didapatkan *Mean Square Error* (MSE) 7,48738e-12, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 1,6141e-9, pada Waktu Beban Puncak (WBP) didapatkan *Mean Square Error* (MSE) 1,11035e-10, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 2,50e-8.

- Hasil pengujian konsumsi daya listrik dengan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* bahwa aplikasi ini menghasilkan korelasi untuk data yang tidak dilatih pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) sebesar $R = 0,837$, pada Waktu Beban Puncak (WBP) sebesar $R = 0,835$ dan aplikasi ini mampu mengenal data yang tidak dilatih pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) sebesar 70,1% pada Waktu Beban Puncak (WBP) sebesar 70%.
- Hasil uji validitas pada pengujian untuk informasi data masukan yang sama sekali tidak diproses dalam pelatihan hasil nilai uji validitasnya kurang maksimum atau maksimal. Karena hasil nilai uji validitas R dan R^2 tidak bernilai 1. Hal ini dapat terjadi karena data pada sistem peramalan ini yang fluktuatif, jadi untuk meramalkan terhadap data yang tidak sama sekali diproses dalam pelatihan sulit untuk mengenali data hasil peramalan secara maksimal.
- Hasil korelasi antara target dan *output* pada jaringan konsumsi daya listrik yang dihubungkan dengan okupansi 2011 pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) $R = 0,799$ dan pada Waktu Beban Puncak (WBP) $R = 0,701$ hasilnya lebih kecil dari korelasi pada jaringan konsumsi daya listrik tahun 2011 pada Luar Waktu Beban Puncak (LWBP) $R = 0,837$ dan pada Waktu Beban Puncak (WBP) $R = 0,835$.

Daftar Pustaka

Aman, S., Ping, W. dan Mubin, M., 2011. Modelling and Forecasting Electricity Consumption of Malaysian Steel Mills, *Scientific Research and Essays* 6 (8), 1817-1830.

Arikunto, S., 2002. *Prosedur Penelitian Suatu Pendekatan Praktek*, Rineka Cipta, Jakarta.

Azadeh, S.F., Ghaderi, Sohrabkhani, S., 2008. Annual Electricity Consumption Forecasting by Neural Network in High Energy Consuming Industrial Sectors, *Energy Conversion and Management* 49 (8), 2272-2278.

Bunnoon, P., 2011. Mid-Term Load Forecasting Based on Neural Network Algorithm: a Comparison of Models, *International Journal of Computer and Electrical Engineering* 3(4), 600-605.

Harten, Van, P., Setiawan, E., 1991. *Instalasi Listrik Arus Kuat*, Trimita Mandiri, Jakarta.

<http://www.mathworks.com/help/matlab/data-analysis/linear-regression.html>, diakses tanggal : 12 september 2012.

Khamis, M.F.I., Baharudin, Z., Hamid, N.H., Abdullah, F.M. dan Solahuddin, S., 2011. Electricity Forecasting for Small scale Power system using Artificial neural Network, *International Power Engineering and*

- Optimization Conference*, ISBN 978-1-4577-0355-3, June 6, Selangor, 54–59.
- Kusumadewi, S., 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Kusumadewi, S., 2004. *Membangun Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*, Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Perdana, A.J., Sueprijanto, A. dan Wibowo, S.R., 2012. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur, *Jurnal Teknik ITS* 1(1), 64 – 69.
- Peter Zhang, G., 2003. *Neural Network in Business forecasting*, Idea Group, United States of America.
- Siang, J.J., 2009. *Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Sukestiyarno., 2011. *Statistika Dasar*, Universitas Negeri Semarang Press, Semarang.
- Suswanto, D., 2009. *Sistem Distribusi Tenaga Listrik*, Universitas Negeri Padang Press, Padang.
- Wardhani, L.K. dan Widyantoro, Hendratmo, 2007. Eksplorasi Parameter jaringan Saraf Tiruan pada peramalan Saham, *prosiding Konferensi nasional sistem informasi*, Bandung, Februari 15, 239-244
- Yamin, S., Rachmach, A.L., dan Kurniawan, H., 2011. *Regresi Dan Korelasi dalam Genggaman Anda*, Salemba Empat, Jakarta.
- Zhang, X., Rui, G.U., 2007, Improved BP Neural Network for Forecasting Industrial Electricity Consumption in China, *International Journal of Energy and Environment* 1 (1), 17-20.