

PERAMALAN ENERGI LISTRIK YANG TERJUAL DAN DAYA LISTRIK TERSAMBUNG PADA SISTEM KETENAGALISTRIKAN UNTUK JANGKA PANJANG DI SOLO MENGGUNAKAN MODEL ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Maju Binoto^{1*}, Yulianto Kristiawan¹

¹Jurusan Teknik Elektro, Program Studi Teknik Elektro, Akademi Teknologi Warga
Jalan Raya Solo-Baki Km2, Kwarasan, Solo Baru, Grogol, Sukoharjo

*Email: maju.binoto@gmail.com

Abstrak

Kebutuhan energi listrik dari tahun ke tahun semakin bertambah besar di Solo, disebabkan meningkatnya pertumbuhan ekonomi serta kesejahteraan penduduk juga meningkat. Cara memenuhi kebutuhan energi listrik yang semakin meningkat di Solo maka di perlukan suatu peramalan beban listrik supaya suplai energi listrik sesuai dengan permintaan konsumen. Penelitian tentang peramalan beban listrik bertujuan untuk meramalkan kebutuhan energi listrik yang dipakai dan daya terpasang untuk jangka panjang. Penelitian mengenai peramalan beban listrik menggunakan model *Artificial Neural Network (ANN)*, variabel yang digunakan pada *artificial neural network* yaitu variabel input meliputi jumlah penduduk, jumlah pelanggan, PDRB, energi listrik yang diproduksi, energi listrik dijual, , daya tersambung. Variabel output meliputi energi dijual, daya tersambung. Model DKL 3.01 menggunakan model pendekatan yaitu data statistik.

Hasil peramalan beban listrik menggunakan model *artificial neural network (ANN)* 2012 sampai tahun 2023 sebagai berikut: Hasil peramalan menggunakan ANN pada tahun 2011 sampai 2023 seperti jumlah total energi listrik terjual sebesar 55.344.984.342 KWH serta jumlah total daya tersambung 23.058.477.630 KVA. Perbedaan hasil peramalan menggunakan ANN dengan model DKL 3.01 mulai tahun 2012 sampai tahun 2023 di Solo energi listrik terjual -29.499.476 KWH dan daya listrik tersambung sebesar 20.132.301 KVA.

Kata Kunci: Peramalan, Energi Listrik Terjual, Daya Listrik Tersambung, Artificial Neural Network

1. PENDAHULUAN

Listrik salah satu faktor penting bagi kehidupan masyarakat di era modern ini. Di Solo pemakaian listrik dipengaruhi oleh tingkat kesejahteraan penduduk, semakin tinggi tingkat kesejahteraan penduduk maka semakin besar pemakaian listrik. Selain itu, pertumbuhan penduduk dan pertumbuhan pembangunan mengakibatkan pemakaian listrik semakin besar setiap tahun. Indikator penduduk sejahtera yaitu angka produk domestik regional bruto (P.D.R.B), pendidikan, kesehatan. Indikator pertumbuhan penduduk yaitu angka kelahiran tinggi, angka kematian rendah. Indikator pertumbuhan pembangunan antara lain banyaknya pembangunan perumahan, pertokoan dan industri.

Kebutuhan listrik semakin tinggi maka perlu adanya sistem ketenagaanlistrikan yang menyediakan energi listrik lebih memadai baik jumlah dan kualitas. Persoalan yang muncul, di Solo sering pemadaman listrik hal ini disebabkan terbatasnya kapasitas daya listrik. Dalam pengoperasian sistem tenaga listrik daya yang dibangkitkan harus sama dengan daya yang dipakai oleh konsumen.

Perusahaan listrik negara memikirkan secara tepat terhadap jumlah permintaan kebutuhan energi listrik maksimum yang disediakan sampai pada periode tertentu. Besar beban listrik dalam satu periode tertentu tidak dapat di hitung secara eksak tetapi dapat di lakukan dengan peramalan beban. Beban listrik dalam satu priode tidak dapat dihitung karena besar kecilnya beban listrik tergantung pemakaian listrik oleh konsumen.

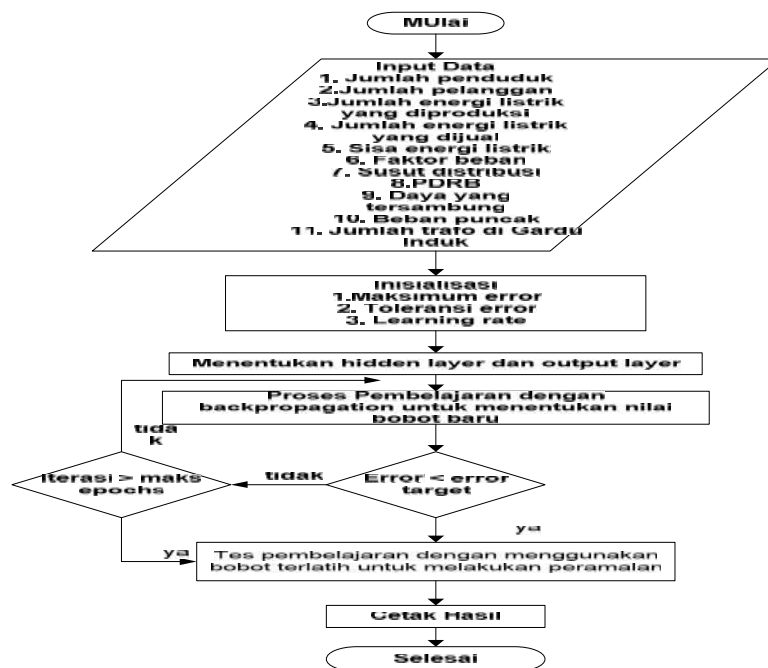
Seiring dengan canggihnya teknologi khususnya bidang komputer, banyak software dan program yang digunakan untuk menghitung perkiraan beban. Penulis di dalam penelitian ini menjabarkan suatu metode untuk meramal beban listrik jangka panjang dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan di Solo. Metode jaringan syaraf tiruan mempunyai kelebihan yaitu dapat digunakan untuk hubungan non-linear antara beban dan faktor-faktor ekonomi yang bervariasi dan faktor-faktor lainnya, mampu melakukan komputasi dengan cara belajar dari pola-

pola yang diajarkan dan menghasilkan peramalan energi yang akurat sehingga bermanfaat sebagai acuan dalam operasi sistem.

Sebelumnya telah dilakukan beberapa penelitian oleh para peneliti yang berkaitan dengan judul penelitian ini yaitu Hayati dkk,2007 menyatakan bahwa Penerapan ANN untuk mempelajari desain short term load forecasting (STLF) untuk Illam daerah yang terletak di sebelah barat Iran dieksplorasi. Arsitektur jaringan saraf Multi-Layer Perceptron (MLP) untuk sistem model STLF digunakan. Hasil menunjukkan bahwa jaringan MLP memiliki kesalahan peramalan minimum. Mataram,2008 menyatakan peramalan beban harian untuk hari-hari libur umat hindu di Bali yang kondisinya tidak tentu, sulit dilakukan oleh metode peramalan konvensional. Pada penelitian ini diusulkan peramalan dengan metode artificial neural network. Kelebihan metode ini dapat dengan mudah memformulasikan pengalaman dan pengetahuan peramal. Hasil peramalan memperlihatkan error rata-rata sangat kecil, yaitu di bawah 1 %. Adepoju dkk,2007 menyatakan data input yang dipakai untuk jaringan syaraf tiruan seperti data beban harian, data beban mingguan. Jaringan syaraf tiruan memiliki 3 lapisan yakni lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Kesalahan yang terjadi mencapai sebesar 2.54 % saat jaringan dilatih untuk menguji data beban mingguan. Ini menggambarkan tingkat keakuratannya tinggi dalam peramalan beban.

Pderal dan young, 2008 menyatakan hubungan non linier di antara beban dan suhu diidentifikasi melalui pendekatan mekanistik yang berdata-base. Jaringan syaraf tiruan dipergunakan untuk mengidentifikasi hubungan non linier. Hasil dari training sistem jaringan syaraf tiruan sangat baik dalam peramalan ini.

2. METODOLOGI



Gambar 1. Flowchart Peramalan Beban Listrik di Solo Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Gambar 1 menunjukkan suatu flow chart yang dipakai dalam penelitian pada peramalan beban listrik. *Flow chart* diatas dapat dibuat algoritma dari metodologi penelitian yaitu:

A. Start

Membuat proposal penelitian

B. Pengumpulan dan Pengolahan Data

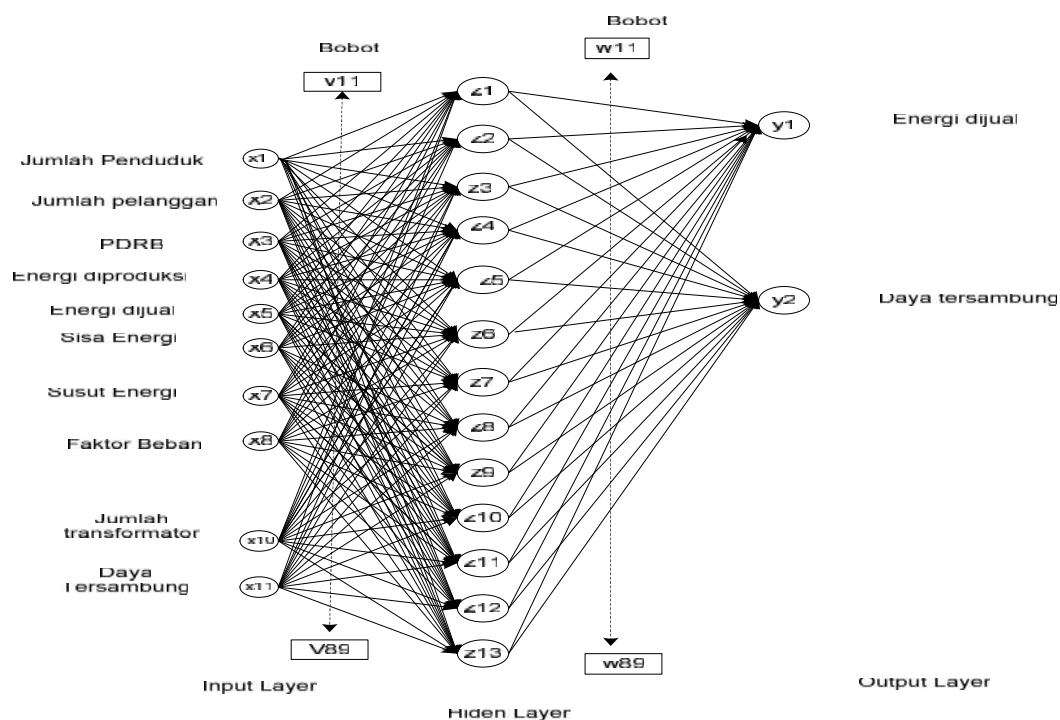
Pengumpulan data dilakukan dengan interview pada PLN APJ Solo. Data-data tersebut berupa data input.:

a. Jumlah penduduk

- b. Jumlah pelanggan
 - c. Jumlah energi listrik yang diproduksi
 - d. Jumlah energi listrik yang dipakai
 - e. Sisa energi listrik
 - f. Faktor beban
 - g. Susut distribusi
 - h. PDRB
 - i. Daya yang tersambung
 - j. Beban Puncak
 - k. Jumlah trafo di Gardu Induk
- C. Melakukan inisialisasi
- Menentukan inisialisasi pada jaringan syaraf tiruan berupa:
- a. Maksimum error
 - b. Toleransi error
 - c. Learning
- D. Menentukan hidden layer dan output layer
- Melakukan penetapan berapa hidden layer dan output layer yang akan digunakan.
- E. Melakukan proses pembelajaran dengan *back propagation* untuk menentukan nilai bobot baru. Data input dan data output dilatih untuk mendapatkan suatu nilai bobot baru.
- F. Melakukan analisa apakah $\text{error} < \text{error target}$, jika ya maka diteruskan kebawah dan sebaliknya jika hasil analisa tidak maka diteruskan ke sebelah kiri untuk dianalisa. Bila iterasi $< \text{maksimum epoch}$ ya maka diteruskan ke bawah dan bila tidak maka dibawa keatas untuk diproses ulang dan seterusnya.
- G. Melakukan tes pembelajaran dengan menggunakan bobot terlatih untuk melakukan peramalan. Tes pembelajaran menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner dengan melakukan penjumlahan.
- H. Melakukan cetak hasil
- Tes pembelajaran dengan menggunakan bobot terlatih dirun untuk mendapatkan hasil.
- I. Selesai

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Implementasi Artificial Neural Network (ANN)



Gambar 2 Implementasi Artificial Neural Network

Dari gambar 2 merupakan arsitektur jaringan syaraf menggunakan model propagasi balik karena pada propagasi balik arsitektur jaringan syaraf tiruan berupa banyak lapisan. Data-data tersebut diambil dari BPS Solo dan PLN APJ Solo, data yang berjumlah 10 ditulis kedalam tabel pada excel.

3.2. Pengolahan Data

3.2.1 Proses Pemrograman

a. Memanggil dan Membaca Data

```
% APLIKASI JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK PERAMALAN BEBAN LISTRIK
JANGKA
%PANJANG DI SOLO
%NAMA      : MAJU BINOTO
%JURUSAN TEKNIK ELEKTRO AKADEMI TEKNOLOGI WARGA
clc
interface=ddeinit('excel','DataTAFix3.xls');
latih1=ddereq(interface,'r4c2:r11c12');
latih2=ddereq(interface,'r18c2:r30c12');
ramal=ddereq(interface,'r18c2:r30c12');
%batas-----
batasMin=[490214    138050  1833804870  139346980  0.00    0.00    4177490 15
1694457890 825085543 4821983];
batasMax=[623594    1377589 6878198087  676188947  100.00 100.00 23726921 20
6202009140 2262911358 756530521];
```

b. Normalisasi Data

```
%akhir batas-----
nnInp=zeros(rowlatih,8);
nnOut=zeros(rowlatih,3);
nnRam=zeros(rowR,8);
for i=1:rowlatih1
    for j=1:8
        nnInp(i,j)=(latih1(i,j)-batasMin(j))/(batasMax(j)-batasMin(j));
    end
    for j=1:3
        nnOut(i,j)=(latih1(i,8+j)-batasMin(8+j))/(batasMax(8+j)-batasMin(8+j));
    end
end
for i=1:rowlatih2
    for j=1:8
        nnInp(i+rowlatih1,j)=(latih2(i,j)-batasMin(j))/(batasMax(j)-batasMin(j));
    end
    for j=1:3
        nnOut(i+rowlatih1,j)=(latih2(i,8+j)-batasMin(8+j))/(batasMax(8+j)-batasMin(8+j));
    end
end
%-----
for i=1:rowR
    for j=1:8
        nnRam(i,j)=(ramal(i,j)-batasMin(j))/(batasMax(j)-batasMin(j));
    end
end
```

c. Pembentukan Jaringan

```
%-----
neto=newff(minmax(nnInp),[13 3],{'logsig','purelin'},'traingdm','learnngdm');
neto.trainParam.epochs=100000;
neto.trainParam.goal=0.0001;
neto.trainParam.lr=0.95;
neto.trainParam.lr_inc=1.01;
neto.trainParam.lr_dec=0.99;
neto.trainParam.mc=0.75;
```

d. Perbaiki Nilai Bobot

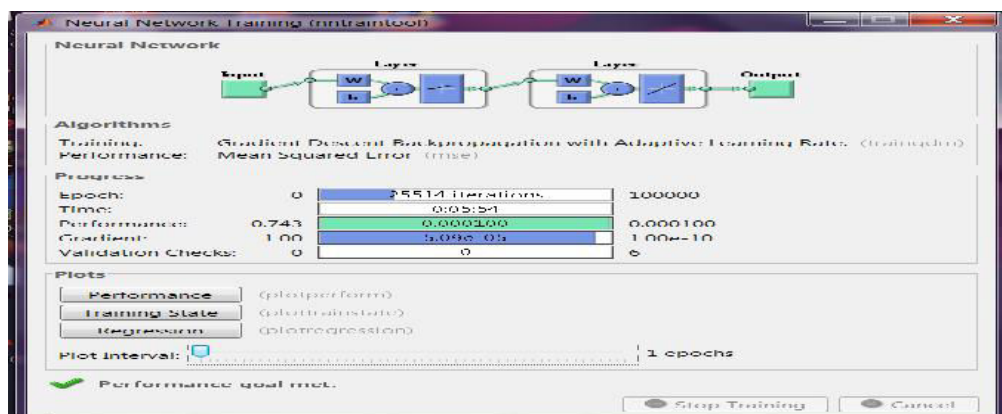
```
%-----
%-----
[neto,tr]=train(neto,nnInp,nnOut);
ke=tr.epoch(end)
E=tr.perf(end)
```

e. Melihat bobot

```
%melihat bobot input, lapisan dan bias
Weigh_Input=neto.IW{1,1}
Weigh_Bias_Input=neto.b{1,1}
Weigh_Layer=neto.LW{2,1}
Weigh_Bias_Layer=neto.b{2,1}
```

f. Bagian Ramal

```
%Bagian Ramal
a=sim(neto,nnRam);
a=a';
x=a(:,1);
rows=length(x);
x=a(1,:);
cols=length(x);
t=zeros(rows,1);
thn=2010;
for i=1:rows
    t(i)=thn+i;
    for j=1:3
        a(i,j)=batasMin(8+j)+a(i,j)*(batasMax(8+j)-batasMin(8+j));
    end
end
x1=ramal(:,9);
x2=ramal(:,10);
x3=ramal(:,11);
a1=a(:,1);
a2=a(:,2);
```

3.3. Analisa Hasil Program**Gambar 3. Analisa Hasil Program**

Gambar 3 mempunyai nilai epoch maximum yang ditentukan adalah 100000 dan hasil simulasi proses berhenti pada epoch ke 25514, nilai MSE atau target error adalah 0.743e-004, artinya nilai MSE atau goalnya telah terpenuhi, dimana nilai goal sebesar 0.0001. Pada Matlab tertulis TRAINGDM, Epoch 25514/100000, MSE 9.99982e-005/0.0001, Gradient 5.0861 e-005/1e-010 menghasilkan data yang akurat.

3.4. Hasil Penelitian

3.4.1 Perbedaan Peramalan Energi Listrik Dijual Antara Model DKL 3.01 dengan ANN Tahun 2012 sampai Tahun 2023 di Solo

Tabel 1. Perbedaan Peramalan Energi Listrik Di Jual Antara Model DKL 3.01 Dengan ANN Tahun 2012 Sampai Tahun 2023 di Solo

Tahun	Energi dijual Menggunakan ANN (KWH)	Energi di jual Model DKL 3.01 (KWH)	Perbedaan Energi Di jual Antara Model DKL 3.01 dengan ANN (KWH)
2012	3.225.061.556	3.219.025.878	6.035.678
2013	3.386.111.404	3.355.660.720	30.450.684
2014	3.519.233.831	3.532.295.562	13.061.731
2015	3.744.695.812	3.708.930.404	35.765.408
2016	3.791.719.987	3.800.565.246	8.845.259
2017	4.140.871.943	4.202.200.088	61.328.145
2018	4.330.756.448	4.308.834.930	21.921.518
2019	4.465.468.071	4.435.469.772	29.998.299
2020	4.742.511.483	4.692.104.614	50.406.869
2021	4.972.235.167	4.968.739.456	3.495.711
2022	5.731.286.407	5.785.374.298	54.087.891
2023	6.190.757.475	6.202.009.140	11.251.665
TOTAL Perbedaan Energi Dijual Model DKL 3.01 dengan ANN			326.648.858

3.4.2 Perbedaan Peramalan Daya tersambung antara ANN dengan menggunakan model DKL 3.01 Tahun 2012 sampai Tahun 2023 di Solo

Tabel 1. Perbedaan Peramalan Daya Tersambung Antara ANN Dengan Menggunakan Model DKL 3.01 Tahun 2012 Sampai Tahun 2023 di Solo

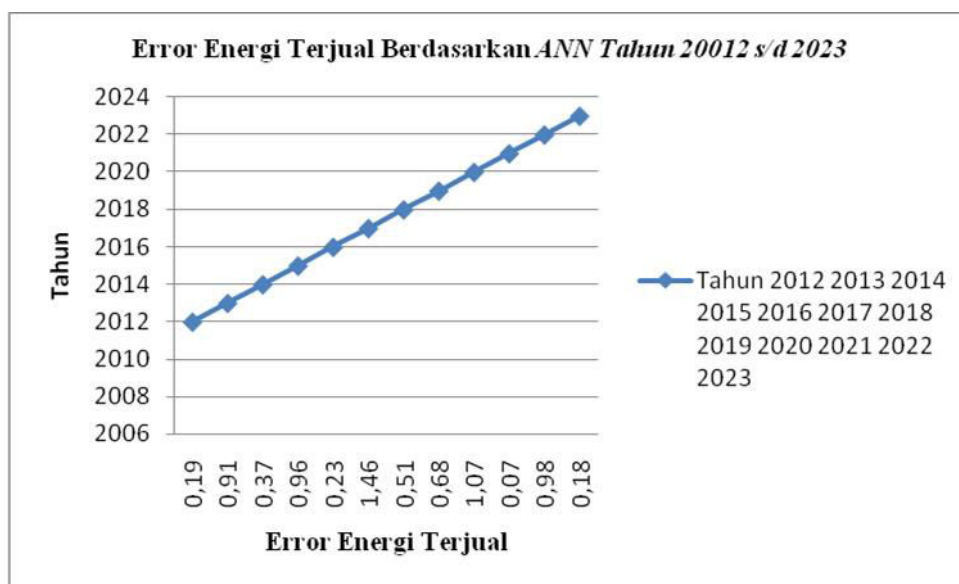
Tahun	Daya Tersambung Menggunakan ANN (KVA)	Daya Tersambung Model DKL 3.01 (KVA)	Perbedaan Daya Tersambungl Antara Model DKL 3.01 dengan ANN (KVA)
2012	1.370.765.158	1.371.455.408	690.250
2013	1.458.398.525	1.452.496.858	5.901.667
2014	1.516.513.733	1.533.538.308	17.024.575
2015	1.595.387.056	1.614.579.758	19.192.702
2016	1.706.009.354	1.695.621.208	10.388.146
2017	1.780.236.438	1.776.662.658	3.573.780
2018	1.850.048.827	1.857.704.108	7.655.281
2019	1.919.511.498	1.938.745.558	19.234.060
2020	2.009.929.870	2.019.787.008	9.857.138
2021	2.116.636.601	2.100.828.458	15.808
2022	2.196.924.398	2.181.869.908	15.054.490
2023	2.265.706.837	2.262.911.358	2.795.479
Total Perbedaan Daya Tersambung Antara ANN dengan Model DKL 3.01			129.958.941



Grafik 1. Energi Dijual Hasil ANN (KWH)



Grafik 2. Daya Tersambung Hasil ANN (KVA)



Grafik 3. Error Energi Dijual Hasil ANN



Grafik 4. Error Daya Tersambung Hasil ANN

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang penulis buat ini adalah aplikasi metode Jaringan syaraf tiruan untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang pada sistim ketenagalistrikan di Solo dapat disimpulkan sebagai berikut:

- (1) Pemakaian listrik semakin besar dari tahun ke tahun dikarenakan semakin meningkatnya pertumbuhan ekonomi berdasarkan PDRB di kota Solo.
- (2) Untuk mengantisipasi beban listrik yang semakin bertambah berdasarkan hasil peramalan menggunakan JST maka pihak PT. PLN SOLO menambah Gardu Induk.
- (3) Jaringan syaraf tiruan dapat dipakai untuk peramalan beban listrik di Solo, karena MAPE < 10% (secara umum, PLN masih menerima kesalahan (error) sebesar 10%). Dapat ditunjukkan berdasarkan hasil peramalan berupa peramalan energi listrik dijual, daya tersambung 2012 menggunakan JST dengan data aktual PLN tahun 2012 sebagai berikut:
 - a. Perbedaan energi listrik dijual sebesar 6.035.678 KWH dan MAPE sebesar 0.19
 - b. Perbedaan daya tersambung sebesar 7.848.066 KVA dan MAPE sebesar 0.05.

DAFTAR PUSTAKA

- Adepoju, Ogunjuyigbe dan Alawode,(2007), Application of Neural Network to Load Forecasting in Nigerian electrical power system, The pacific Journal of Science and Technology, Volume 8, Number 1, May 2007
- Hayati, Mohsen, Shirvany, Yahzdan, Artificial Approach For Short Term Load Forecasting For Illam Region, word academ y of science, engineering and technology 28 2007
- Mataram I Made, (2008), Peramalan Beban Hari Libur Menggunakan Artificial Neural Network, Journal Teknik Elektro, Vol. 7 No. 2 Juli-Desember Kadir abdulah, 2000, Distribusi dan utilisasi tenaga listrik. Jakarta
- Pderal, young, (2008), Development of improved adaptive approaches to electricity demand forecasting, Journal of the Operasional Research society (2008)59, 1066-1076