

# PREDIKSI BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK BERBASIS ALGORITMA FEED FORWARD BACK PROPAGATION DENGAN MEMPERTIMBANGKAN VARIASI TIPE HARI

## SHORT TERM LOAD FORECASTING BASED ON FEED FORWARD BACK PROPAGATION ALGORITHM FOR VARIOUS TYPE OF DAY

Ramadani Dwisatya<sup>1</sup>, M.Ramdlan Kirom, M.Si<sup>2</sup>, DR. Ade Gaffar Abdullah, M.Si<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Prodi S1 Teknik Fisika, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

<sup>1</sup> ramadanidwisatya@[vahoo.com](mailto:vahoo.com), <sup>2</sup> mramdlinkirom@[telkomuniveristv.co.id](mailto:telkomuniveristv.co.id), <sup>3</sup> ade\_gaffar@[upi.edu](mailto:upi.edu)

---

### Abstrak

Perkembangan teknologi komputasi yang sudah mengarah kepada teknologi soft computing mendorong para peneliti untuk mencoba mencari suatu metode alternatif untuk memprediksi beban listrik berbasis kecerdasan buatan (yang populer dan banyak digunakan: Adaptive Neural Network / Jaringan Syaraf Tiruan). Prediksi beban listrik jangka pendek memegang peranan yang sangat penting bagi efisiensi energi listrik. Untuk itu akan dilakukan prediksi beban listrik jangka pendek untuk 3 tipe hari yaitu hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan algoritma feedforward backpropagation, dan data yang digunakan adalah data aktual sepanjang tahun 2013 dan tahun 2014. Software pendukung untuk merancang program digunakan Matlab. Untuk mendapatkan hasil optimal, dilakukan optimasi pada aspek jumlah input pembelajaran, learning rate, dan fungsi aktivasi. Hasil penelitian membuktikan bahwa algoritma JST (Jaringan Syaraf Tiruan) sangat handal dalam memprediksi beban listrik jangka pendek jika dibandingkan dengan metode Time Series dan prediksi yang dilakukan PLN, baik dalam tipe hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional.

**Kata kunci:** Peramalan, JST, Beban listrik

---

### Abstract

The development of computing technology that has lead to soft computing technologies prompted researchers to try for finding an alternative method to predict the power load-based artificial intelligence (which is a popular and widely used: Adaptive Neural Network / Neural Network). Short term load forecasting has a very important role for the efficiency of electrical energy. Because of that reason, it will be forecasting for the 3 types of days, weekdays, weekends and national holidays by the method of Artificial Neural Network (ANN) algorithm using feedforward backpropagation, and the data used is real data throughout 2013 and 2014. The software for designing programs to use is Matlab. To obtain optimum results, the optimization is done on aspects of learning input number, learning rate, activation function, and the number of hidden layer. The research proves that the ANN (Artificial Neural Network) algorithm is very reliable in predicting short-term load forecasting instead of the Time Series and PLN's prediction, both in the type of weekdays, weekend days and national holidays.

**Keywords:** Forecasting, ANN, power loads

---

## 1. PENDAHULUAN

Akhir-akhir ini kita banyak mendengar banyak berita bahwa Perusahaan Listrik Negara (PLN) mengalami kerugian yang sangat besar setiap tahunnya yang disebabkan faktor-faktor yang sangat kompleks mulai dari dampak kenaikan BBM terhadap harga batu-bara sebagai bahan bakar utama PLTU, pencurian listrik, efisiensi unit pembangkitan yang sangat rendah akibat umur unit pembangkit yang sudah tua dan masalah lainnya, sehingga dijadikan alasan PLN untuk mendesak pemerintah menaikkan Tarif Dasar Listrik (TDL) yang tentunya akan semakin membebani pertumbuhan ekonomi masyarakat.[1]

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, karenanya tenaga ini harus disediakan pada saat dibutuhkan. Akibatnya muncul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu. Apabila daya yang dikirim dari bus-bus pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada bus-bus beban, maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit termal. 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. Oleh karena itu diperlukan

penyesuaian antara pembangkit dengan permintaan daya. [1]

Perkembangan teknologi komputasi yang sudah mengarah kepada teknologi *soft computing* mendorong peneliti untuk mencoba mencari suatu metode alternatif untuk memprediksi beban listrik berbasis kecerdasan buatan (yang populer dan banyak digunakan: *Adaptive Neural Network* / Jaringan Syaraf Tiruan). Kemudahan konsep jaringan syaraf tiruan mendorong peneliti untuk membuat prediksi pemakaian energi listrik jangka pendek. Sumber data yang diperlukan adalah data pengeluaran beban listrik dari Pusat Pembagi Beban PT. PLN (Persero) setiap jam mulai pukul 00.00 sampai dengan pukul 24.00 mulai hari senin sampai dengan minggu pada hari normal dan hari-hari libur nasional, yang kemudian data tersebut akan dibelajarkan pada sistem perangkat lunak yang sudah dirancang berbasis jaringan syaraf tiruan. Software pendukung untuk merancang program digunakan Matlab dari Mathwork Corp.[1]

## 2. DASAR TEORI

### 2.1 Teori Prediksi Beban

Manajemen operasi sistem tenaga listrik yang baik diawali oleh perencanaan operasi yang baik pula. Salah satu langkah perencanaan yang harus dilakukan adalah prakiraan kebutuhan beban sistem tenaga listrik[2]. Terdapat tiga kelompok peramalan beban, yaitu:

1. Prediksi beban jangka panjang.

Peramalan beban jangka panjang adalah untuk jangka waktu diatas satu tahun. Dalam peramalan beban, masalah-masalah makro ekonomi yang merupakan masalah ekstern perusahaan listrik, merupakan faktor utama yang menentukan arah peramalan beban [2]. Peramalan ini bertujuan untuk rencana energi masa depan.

2. Prediksi beban jangka menengah.

Peramalan beban jangka menengah adalah untuk jangka waktu dari satu bulan sampai dengan satu tahun. Dalam peramalan beban jangka menengah, masalah-masalah manajerial perusahaan merupakan faktor utama yang menentukan.

3. Prediksi beban jangka pendek

Peramalan beban jangka pendek adalah untuk jangka waktu beberapa jam sampai satu minggu (168 jam). Besarnya beban untuk setiap jam ditentukan dengan memperhatikan trend beban di waktu lalu dengan memperhatikan berbagai informasi yang dapat mempengaruhi besarnya beban system [2]. Dan peramalan beban jangka pendek biasanya digunakan untuk efisiensi energi.

### 2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

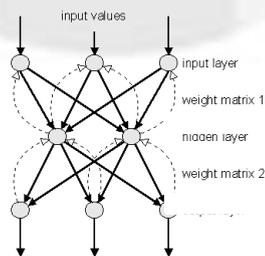
JST merupakan sistem komputasi dimana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf biologi di dalam otak, dimana mampu mengenali pola, melakukan perhitungan, dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dari komputer digital. Hal tersebut menjadikan JST sangat cocok untuk menyelesaikan masalah dengan tipe sama seperti otak manusia.

Suatu jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal:

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

### 2.3 Backpropagation

*Backpropagation* merupakan salah satu metode JST yang menggunakan satu atau beberapa layer tersembunyi. Penggunaan layer tersembunyi ini dimaksudkan sebagai penyempurna dari kelemahan pengenalan pola yang bisa terjadi pada layer tunggal [3]. Untuk arsitektur backpropagasi dapat dilihat pada gambar 1.



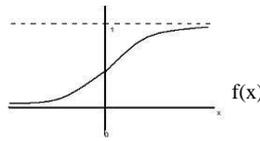
Gambar 1 Arsitektur Backpropagasi

### 2.4 Fungsi Aktivasi

Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi tiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0,1).[3]

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

Grafik fungsinya tampak pada gambar 2



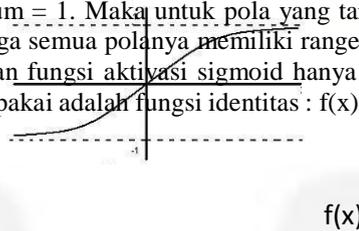
Gambar 2 Fungsi Sigmoid Biner[3]

Fungsi lain yang sering dipakai adalah fungsi sigmoid bipolar yang bentuknya mirip dengan fungsi sigmoid biner, tapi dengan range (-1,1).

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad f'(x) = \frac{(1 + f(x))(1 - f(x))}{2}$$

Grafik fungsinya tampak pada gambar 2.3

Fungsi sigmoid memiliki nilai maksimum = 1. Maka untuk pola yang targetnya >1, pola masukan dan keluaran harus terlebih dahulu ditransformasi sehingga semua polanya memiliki range yang sama seperti fungsi sigmoid yang dipakai. Alternatif lain adalah menggunakan fungsi aktivasi sigmoid hanya pada layar yang bukan layar keluaran. Pada layar keluaran, fungsi aktivasi yang dipakai adalah fungsi identitas : f(x)=x.[3]

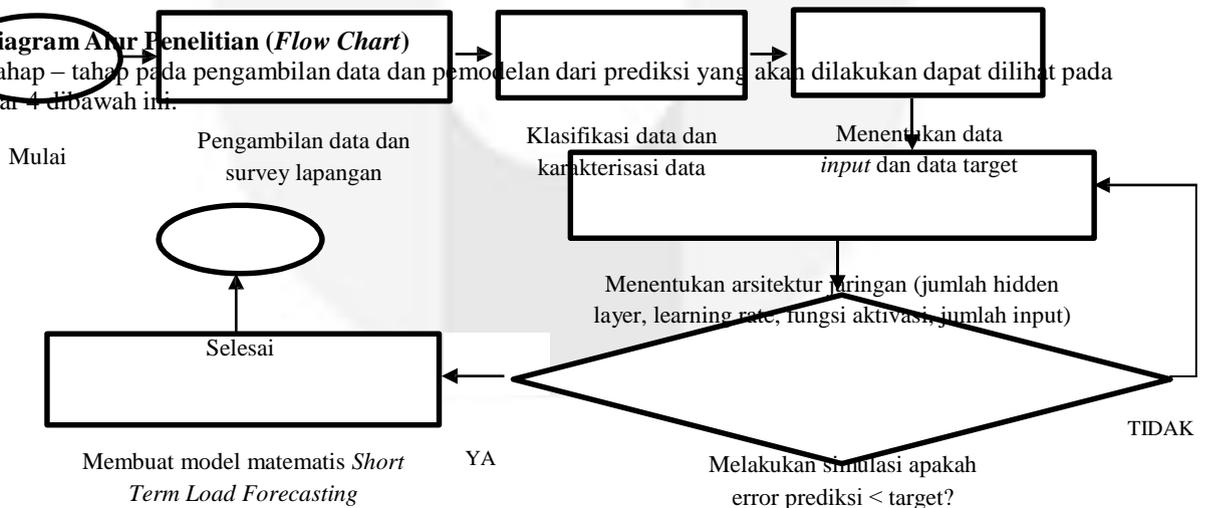


Gambar 3 Fungsi Sigmoid Bipolar[3]

### 3. METODELOGI PENELITIAN

#### 3.1 Diagram Alur Penelitian (Flow Chart)

Tahap – tahap pada pengambilan data dan pemodelan dari prediksi yang akan dilakukan dapat dilihat pada gambar 4 dibawah ini.



Gambar 4 Diagram Alur Penelitian

#### 3.2 Proses Pengambilan Data

Proses pengambilan data dan survey lapangan merupakan suatu bentuk studi literatur terhadap hal yang diperlukan pada penelitian prediksi beban listrik. Pengambilan data pada penelitian ini adalah data pemakaian beban listrik aktual PLN Area 3 Jawa Barat tahun 2010 – 2014.

#### 3.3 Menentukan Arsitektur Jaringan

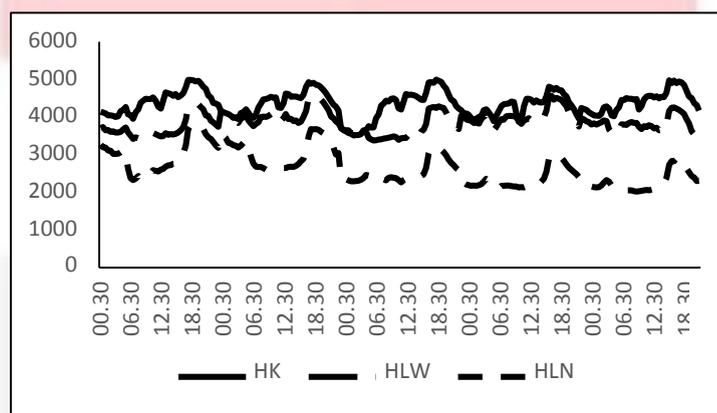
Pada proses menentukan arsitektur jaringan backpropagation, 3 parameter yang sangat menentukan keakurasian dari prediksi yang akan dilakukan, yaitu:

1. Jumlah input  
Simulasi dilakukan dengan mengubah – ubah input data yaitu 5, 10, 20, dan 30 input data untuk setiap tipe harinya.
2. Learning rate  
Pada penelitian ini learning rate akan digunakan dengan rentang 0,1 – 0,9.
3. Fungsi aktivasi  
Fungsi aktivasi yang akan dimasukkan dalam simulasi adalah sigmoid biner, sigmoid bipolar, dan identitas. Fungsi aktivasi hanya dimasukkan ke dalam hidden layer, fungsi aktivasi pada input layer dan output layer memakai fungsi aktivasi default yaitu sigmoid bipolar. Kemudian adapun parameter yang di set sejak awal yaitu Epoch = 5000, error target = 0,0001, dan pelatihan menggunakan ‘trainlm’ yang merupakan pelatihan yang paling cepat dalam Matlab.4.

**4. HASIL DAN ANALISA**

**4.1 Karakteristik Perilaku Penggunaan Energi Listrik Harian Masyarakat pada Region II Jawa Barat**

Tahap awal penelitian dimulai dengan melakukan studi tentang pola penggunaan beban listrik oleh konsumen PLN di Region II Jawa Barat.



Gambar 5 Pola perbandingan beban energi dalam 5 hari

Pada gambar 4.4 dapat dijabarkan bahwa terdapat perbedaan besar beban pola pada setiap tipe harinya yang berarti terdapat perbedaan karakteristik konsumsi listrik yang sangat signifikan pada setiap harinya dan setiap jamnya. Perbedaan aktifitas merupakan penyebab utama perbedaan konsumsi energi listrik pada setiap harinya. Pada saat hari libur akhir pekan dan hari libur nasional, konsumsi energi listriknya tidak akan sebesar konsumsi energi listrik pada hari kerja karena pada hari kerja terdapat aktifitas yang jauh lebih banyak seperti industri, perkantoran, sekolah, dll. Lalu pada saat malam hari pada tipe hari kerja, intensitas masyarakat menggunakan listrik untuk penerangan dan juga hiburan jauh lebih besar dari pada hari libur akhir pekan dan juga hari libur nasional yang umumnya akan memilih menghabiskan waktu diluar rumah. Berbeda dengan pola beban hari kerja dan hari libur akhir pekan, pola beban hari libur nasional memiliki pola yang tidak identik dan bersifat anomali, sehingga sangat menarik untuk di teliti.

Perbedaan beban pada setiap jamnya juga mempengaruhi pembangkit yang bekerja. Pembangkit yang bekerja biasanya adalah Pembangkit Listrik Tenaga Air (PLTA) dan juga Pembangkit Listrik Tenaga Uap (PLTU), biaya operasi yang relatif tidak terlalu besar merupakan faktor terbesar digunakannya PLTU dan PLTA. Namun pada jam – jam *prime time* atau jam – jam beban puncak, akan digunakan Pembangkit Listrik Tenaga Gas (PLTG) sebagai *addtional* atau pembangkit tambahan, dikarenakan PLTG dapat beroperasi dengan cepat dibandingkan dengan PLTA dan PLTU yang harus menunggu sekitar 8 jam untuk dapat beroperasi. PLTG hanya digunakan sebagai pembangkit tambahan dikarenakan biaya operasi yang relatif mahal.

**4.2 Optimasi Algoritma JST untuk Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek**

1. Setting awal konfigurasi sebelum optimasi

Tabel 1 Konfigurasi sebelum optimasi

Pengujian	Hari Kerja	Hari Libur Akhir Pekan	Hari Libur Nasional
Learning rate	0,4	0,4	0,9
Fungsi aktifasi	sigmoid bipolar	sigmoid bipolar	sigmoid bipolar
Jumlah input	30	30	30

2. Prediksi pada saat optimasi  
Pada optimasi yang kedua ini, tetap terdapat 3 eksperimen dalam simulasinya yaitu perubahan jumlah input, learning

rate, dan fungsi aktivasi, yang diubah hanya arsitektur jaringannya saja. Pada optimasi ini akan diambil error rata-rata dari 10 kali prediksi yang dilakukan pada masing masing tipe hari prediksinya untuk dibandingkan dengan data beban aktual, dan prediksi Time Series yang sebenarnya lalu dilihat rata-rata presentase nilai kesalahannya. Rata-rata error dilakukan per 30 menit pada setiap eksperimen yang dilakukan.

a. Eksperimen jumlah input

Perubahan jumlah input dilakukan dengan menggunakan variasi jumlah input 5, 10, 20, dan 30 namun akan ditinjau kembali sampai nilai hasil prediksi tidak mengalami kenaikan lagi

Tabel 2 Eksperimen jumlah input pada tipe hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional

TIPE HARI	JUMLAH INPUT PEMBELAJARAN	RATA - RATA ERROR PREDIKSI (%)
HARI KERJA	5	0,96
	10	0,87
	20	0,87
	30	0,82
	40	0,82
	50	1,12
HARI LIBUR AKHIR PEKAN	60	1,35
	5	1,55
	10	1,35
	20	1,22
	30	1,18
	40	1,46
HARI LIBUR NASIONAL	50	1,5
	60	1,84
	5	1,87
	10	1,33
	20	1,25
	30	1,02
HARI LIBUR NASIONAL	40	1,36
	50	1,75
	60	1,82

Dari hasil eksperimen yang terdapat pada tabel 4.2 terlihat bahwa eksperimen tipe hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional terdapat kenaikan rata-rata error dari 10 kali prediksi. Artinya dari eksperimen variasi jumlah input pembelajaran yang telah dilakukan, semakin banyak jumlah input pembelajaran maka akan semakin memperkecil error prediksi, namun jika diberi input lebih dari 30 input maka error prediksi akan menjadi tidak lebih baik.

b. Eksperimen *learning rate*

Eksperimen dalam *learning rate* mengubah - ubah nilai *learning rate* dengan rentang dari 0,1 – 0,9.

Tabel 3 Eksperimen *learning rate* tipe hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional

TIPE HARI	LEARNING RATE	RATA-RATA ERROR PREDIKSI
HARI KERJA	0,1	1,22
	0,2	0,91
	0,3	0,99
	0,4	1,07
	0,5	0,82
	0,6	0,94
	0,7	1,05
	0,8	0,96
	0,9	1,2
HARI LIBUR AKHIR PEKAN	0,1	1,51
	0,2	1,07
	0,3	1,32
	0,4	1,19
	0,5	1,18
	0,6	1,26
	0,7	1,33
	0,8	1,27
	0,9	1,6
HARI LIBUR NASIONAL	0,1	1,35
	0,2	1,74
	0,3	1,38
	0,4	1,05
	0,5	1,02
	0,6	1,19
	0,7	1,26
	0,8	1,12
	0,9	1,21

Dari hasil eksperimen didapatkan bahwa nilai learning rate terbaik untuk hari kerja yaitu pada angka 0,5, untuk hari kerja yaitu pada angka 0,2, lalu untuk hari libur nasional yaitu pada angka 0,5. Tetapi jika melihat hasil optimasi pada nilai learning rate yang lain di setiap tipe hari, nilai yang diperoleh tidak berbeda jauh. Artinya bahwa variasi nilai learning rate tidak dapat ditentukan apakah semakin kecil atau semakin besar nilai learning rate yang menghasilkan error prediksi yang paling baik. Sehingga penentuan nilai learning rate dalam kasus prediksi beban listrik jangka pendek dapat diambil secara acak.

c. Eksperimen fungsi aktivasi

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan 1 hidden layer dengan variasi fungsi aktivasi yaitu sigmoid bipolar, dan identitas.

Tabel 4 Eksperimen fungsi aktivasi pada hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional

TIPE HARI	FUNGSI AKTIVASI	RATA-RATA <i>ERROR</i> PREDIKSI (%)
HARI KERJA	Sigmoid Biner	1,49
	Sigmoid Bipolar	0,82
	Identitas	0,97
HARI LIBUR AKHIR PEKAN	Sigmoid Biner	1,3
	Sigmoid Bipolar	1,18
	Identitas	1,21
HARI LIBUR NASIONAL	Sigmoid Biner	1,24
	Sigmoid Bipolar	1,02
	Identitas	0,74

Dari hasil eksperimen yang terdapat pada tabel 3 terlihat bahwa fungsi aktivasi sigmoid bipolar menghasilkan rata-rata error prediksi yang lebih baik pada hari kerja dan hari libur akhir pekan, lalu fungsi aktivasi identitas menghasilkan rata-rata error prediksi lebih baik pada hari libur nasional.

#### 4.3 Perbandingan Akurasi Hasil Prediksi Menggunakan JST terhadap Prediksi PLN dan Beban Aktual

Untuk membuat komparasi dari prediksi yang telah dilakukan, maka dilakukan perbandingan antara prediksi JST dengan prediksi dengan Time Series dan prediksi yang dilakukan PLN. Dikarenakan PLN tidak melakukan prediksi atau prediksi beban untuk setiap gardu induk melainkan per Region, oleh karena itu penulis melakukan komparasi prediksi dengan mengambil Region 2 Jawa Barat sebagai data masukkan untuk beban listrik. Data JST yang diambil merupakan nilai rata-rata error prediksi dari 10 kali eksperimen berdasarkan dari setiap tipe hari dan setiap variabel ujinya.

Tabel 5 Perbandingan rata-rata error prediksi jumlah input pembelajaran JST, metode Time Series, dan prediksi PLN terhadap beban aktual

Tipe Hari	Rata - Rata		
	<i>Error</i> Prediksi PLN (%)	<i>Error</i> Prediksi Time Series (%)	<i>Error</i> Prediksi JST (%)
Hari Kerja	2,63	1,51	0,82
Hari Libur Akhir Pekan	3,46	5,85	1,18
Hari Libur Nasional	8,84	12,52	1,02

Dari grafik diatas terlihat dari eksperimen jumlah input pembelajaran menghasilkan rata-rata error yang lebih baik dari prediksi PLN dan metode Time Series pada masing-masing tipe harinya. Terlihat bahwa grafik hasil prediksi JST hampir menyatu dengan dengan beban aktual dikarenakan nilai rata-rata error per 30 menit yang sangat kecil. Sedangkan grafik yang dihasilkan dari prediksi PLN terlihat berada diatas dari grafik yang dihasilkan prediksi JST, hal ini dikarenakan prediksi yang dilakukan PLN memiliki kecenderungan lebih besar dari beban aktual.

Tabel 6 Perbandingan rata-rata error prediksi learning rate JST, metode Time Series, dan prediksi PLN terhadap beban aktual

Tipe Hari	Rata - Rata		
	<i>Error</i> Prediksi PLN (%)	<i>Error</i> Prediksi Time Series (%)	<i>Error</i> Prediksi JST (%)
Hari Kerja	2,63	1,51	0,82
Hari Libur Akhir Pekan	3,46	5,85	1,07
Hari Libur Nasional	8,84	12,52	1,02

Dari grafik diatas terlihat dari eksperimen variasi learning rate menghasilkan rata-rata error yang lebih baik dari prediksi PLN dan metode Time Series pada masing-masing tipe harinya. Terlihat bahwa grafik hasil prediksi JST hampir menyatu dengan dengan beban aktual dikarenakan nilai rata-rata error per 30 menit yang sangat kecil. Sedangkan grafik yang dihasilkan dari prediksi PLN terlihat berada diatas dari grafik yang dihasilkan prediksi JST, hal ini dikarenakan prediksi yang dilakukan PLN memiliki kecenderungan lebih besar dari beban aktual.

Tabel 7 Perbandingan rata-rata error prediksi fungsi aktivasi JST, metode Time Series, dan prediksi PLN terhadap beban aktual

Tipe Hari	Rata - Rata		
	Error Prediksi PLN (%)	Error Prediksi Time Series (%)	Error Prediksi JST (%)
Hari Kerja	2,63	1,51	0,82
Hari Libur Akhir Pekan	3,46	5,85	1,18
Hari Libur Nasional	8,84	12,52	0,74

Dari grafik diatas terlihat dari eksperimen variasi fungsi aktivasi menghasilkan rata-rata error yang lebih baik dari prediksi PLN dan metode Time Series pada masing-masing tipe harinya. Terlihat bahwa grafik hasil prediksi JST hampir menyatu dengan dengan beban aktual dikarenakan nilai rata-rata error per 30 menit yang sangat kecil. Sedangkan grafik yang dihasilkan dari prediksi PLN terlihat berada diatas dari grafik yang dihasilkan prediksi JST, hal ini dikarenakan prediksi yang dilakukan PLN memiliki kecenderungan lebih besar dari beban aktual.

Untuk prediksi yang dihasilkan oleh metode Time Series, pada hari kerja lebih baik dari PLN namun tidak lebih baik dari error predikai JST, lalu pada hari libur akhir pekan dan hari libur nasional error prediksi yang dihasilkan dari metode Time Series jauh tidak lebih baik dari prediksi PLN dan juga JST.

Dari prediksi yang telah dibandingkan terhadap prediksi PLN, beban aktual, dan prediksi Time Series di dapat prediksi per 30 menit yang lebih baik pada hari kerja dimana terdapat selisih rata – rata error prediksi 1,81%, Pada hari libur akhir pekan terdapat selisih rata-rata error prediksi 2,39%, dan pada hari libur nasional terdapat selisih rata-rata error prediksi 8,1% apabila dibandingkan dengan prediksi PLN. Jika dikalkulasikan perbandingannya terhadap prediksi PLN terdapat 78,08 MW energi listrik yang bisa diefesiensikan tiap setengah jamnya pada hari kerja, 86,36 MW energi listrik yang bisa diefesiensikan tiap setengah jamnya pada hari libur akhir pekan, 297,18 MW energi listrik yang bisa diefesiensikan tiap setengah jamnya pada hari libur nasional.

## 5. KESIMPULAN

- Berdasarkan data aktual yang didapat, memperlihatkan bahwa setiap tipe hari memiliki karakteristik yang hampir sama untuk waktu – waktu beban mencapai titik beban minimum dan juga maksimum, hanya saja nilainya yang berbeda. Untuk beban puncak terdapat pada sekitar jam 18.00 – 21.00 dimana mayoritas masyarakat melakukan aktifitas dirumah dan menggunakan listrik untuk hiburan dan juga penerangan. Lalu untuk beban minimumnya terdapat pada jam 6.30 – 8.00 dimana hampir semua masyarakat baru akan memulai aktifitasnya seperti perkantoran, sekolah, dan juga industri.
- Pada eksperimen untuk variasi jumlah input untuk hari kerja, hari libur akhir pekan, dan hari libur nasional semakin banyak jumlah input pembelajaran maka semakin baik error prediksi yang dihasilkan. Namun pada eksperimen untuk jumlah input lebih dari 30, nilai error prediksinya tidak lebih baik. Artinya pada jaringan yang ada penelitian ini baik untuk jumlah input tidak lebih dari 30.
- Pada eksperimen variasi learning rate terlihat bahwa nilai hasil optimasi tidak begitu berbeda dari semua hasil eksperimen dan nilainya pun fluktuatif meskipun terdapat salah satu yang mencapai nilai maksimum, yang artinya bahwa dari hasil eksperimen tidak dapat ditentukan apakah semakin kecil atau semakin besar nilai learning rate yang menghasilkan error prediksi yang paling baik.
- Pada eksperimen terakhir yaitu variasi fungsi aktivasi, fungsi aktivasi sigmoid bipolar menghasilkan rata-rata error prediksi yang lebih baik pada hari kerja dan hari libur akhir pekan, lalu fungsi aktivasi identitas menghasilkan rata-rata error prediksi lebih baik pada hari libur nasional.
- Hasil penelitian membuktikan bahwa algoritma JST (Jaringan Syaraf Tiruan) sangat handal dalam memprediksi jenis data yang mempunyai pola, baik pola beban yang beraturan seperti hari kerja dan hari libur akhir pekan maupun pola beban anomali seperti hari libur nasional. Dari semua eksperimen terlihat bahwa rata-rata error prediksi yang dihasilkan dengan JST jauh lebih baik daripada rata-rata error prediksi yang dihasilkan oleh metode Time Series dan prediksi PLN.
- Berdasarkan hasil penelitian, maka Jaringan Syaraf Tiruan dapat menjadi salah satu variasi metode untuk melakukan prediksi beban listrik jangka pendek.

## Daftar Pustaka:

- [1] Mulyadi, Yadi, Ade Gafar Abdullah & Dadang Lukman Hakim. Aplikasi Logika Fuzzy dan Jaringan Syaraf Tiruan sebagai Metode Alternatif Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek.(2010)
- [2] Hakim, Lukmanul, M. Syafruddin & Dikpride Despa. Metode Regresi Linier untuk Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang. 2008
- [3] Siang, Jong Jek (2009). Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya menggunakan MATLAB. Yogyakarta: Penerbit Andi Offset.
- [4] Fahad, Muhammad Usman & Naeem Arbab. Factor Affecting Short Term Load Forecasting. Vol.2. Oktober

- 2014.
- [5] Rothe,J.P, A.K Wadhvani & S. Wadhvani. Short Term Load Forecasting Using Multi Parameter Regression. Vol. 6. 2009.
  - [6] Abdullah, Ade Gafar. Short Term Load Forecasting (STLF) melalui pendekatan logika Fuzzy. 2008
  - [7] Y. Mulyadi, A. G. Abdullah, U. Harmaen. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Berdasarkan Kluster Tipe Beban Hari Libur Menggunakan Algoritma Backpropagation (2013)
  - [8] ALYA RAHMAN, FAJAR. Peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. 2012
  - [9] Galang Jiwo Syeto, Arna Fariza, S.Kom, M.Kom, Setiawardhana, S.T. Peramalan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode. 2010
  - [10] Abdullah,A.G, G. M. Suranegara, D.L. Hakim. Metode Hibrid PSO-JST untuk Peningkatan Akurasi Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek. 2013
  - [11] Raras, Bernadetta. Prediksi Data Menggunakan Neural Network dengan Algorithma Backpropagation.