

# ANALISIS DAN PROYEKSI SISTEM TENAGA LISTRIK KABUPATEN TANAH LAUT MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Jazuli Fadil<sup>1)</sup>, Rizani Effzi<sup>2)</sup> dan Andy Nugraha<sup>3)</sup> <sup>1 dan 2)</sup> Staf Pengajar Politeknik Negeri Banjarmasin <sup>3)</sup> Staf Pengajar Program Studi Teknik Otomotif Politeknik Hasnur  
e-mail : [fadiltech@yahoo.com](mailto:fadiltech@yahoo.com)

## ABSTRAK

*Sistem peramalan beban pada penelitian kali ini menggunakan jaring saraf tiruan. Dengan multi input dan desain struktur multi layer, metode ini bisa memperbaiki error dengan cepat. Pada beberapa penelitian sebelumnya banyak yang menggunakan JST feed forward dengan algoritma propagasi balik untuk peramalan beban dalam jangka waktu yang singkat atau lama. Dengan metode RPROP perbaikan error bisa dilakukan lebih cepat dan dalam proses training dapat melakukan regresi non-linier pola-pola beban listrik dalam kurun waktu yang singkat ataupun lama. Data yang akan ditraining adalah data jaringan distribusi pelaihari, data temperatur, cuaca dari BMKG selama 4 tahun, serta data populasi penduduk dengan pertumbuhan rata-rata dari tahun 2008 hingga 2013. Akurasi peramalan di test dengan data sesungguhnya untuk mengetahui simpangan error maksimum sehingga bisa dilakukan perbaikan secara terus menerus pada learning rate dan bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki akurasi peramalan. Dengan metode ini hasilnya cukup bagus yaitu error sudah bisa mendekati nol dengan MSE  $10^{-5}$ . Index-Terms--Peramalan beban ,ANN, BPNN.*

*Kata kunci : tenaga listrik, kabupaten Tanah Laut, Artificial Neural Network*

## PENDAHULUAN

Suplai energi listrik di Tanah Laut merupakan bagian dari interkoneksi Sistem Kalselteng. Yang dipasok dari GI Pelaihari dengan kapasitas 30 MVa untuk melayani seluruh kecamatan di tanah laut melalui penyulang 20 kV dari PH1 hingga PH4. Potensi energi alternatif dan terbarukan untuk menghadapi isu pemanasan global dan memperkuat sistem tenaga di Pelaihari diharapkan bisa lebih optimal. Untuk Sistem Kalselteng dibawah PT PLN (Persero) Wilayah Kalimantan Selatan dan Kalimantan Tengah memiliki 5 unit pelayanan 2 Sektor Pembangkitan dan 1 Area Penyaluran dan Pengatur Beban. Sistem ketenagalistrikan di Kalimantan Selatan dan Kalimantan Tengah terdiri atas satu sistem interkoneksi dan beberapa sistem

terisolasi. Sistem interkoneksi melalui jaringan transmisi 150 kV, disebut Sistem Kalselteng, meliputi kota /Kabupaten Banjarmasin, Banjarbaru, Banjar, Tapin, Hulu Sungai Selatan, Hulu Sungai Tengah, Hulu Sungai Utara, Tabalong, Balangan, Barito Kuala, Tanah Laut dimana terdapat di Provinsi Kalimantan Selatan dan Kota/Kabupaten Palangka Raya, Kapuas, Pulang Pisau, Katingan, Barito Timur.

## Desain Sistem

Secara umum untuk melakukan desain sistem beberapa tahapan penting diantaranya adalah penetapan metode dan juga *flowchart* atau proses sehingga tujuan akhir bisa maksimal yaitu peramalan beban dengan target Error MSE  $10^{-5}$ . Bagian terpenting dari pemodelan JST adalah pemilihan metode

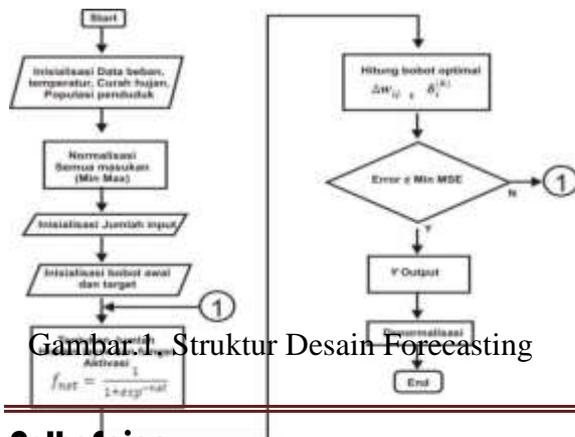
pelatihan dan pemilihan arsitektur. Ada beberapa metode pendekatan yang umum dipakai untuk menyesuaikan kompleksitas arsitektur ANN dengan permasalahan yang akan ditangani. Pendekatannya yaitu :

1. Pelatihan dilakukan dengan prinsip *trial and error* pada beberapa kriteria berdasarkan pada teori untuk membandingkan dan memilih struktur yang terbaik. Metode ini memerlukan waktu yang panjang.
2. Dalam pelatihan untuk mempercepat konvergensi digunakan koefisien momentum dengan persamaan :

$$\Delta = \nabla + \Delta(-1)^{(1)}$$

dengan  $\alpha$  adalah nilai konstanta momentum yang berupa bilangan positif antara 0.5 sampai dengan 0.9 penggunaan koefisien momentum ini digunakan jika konvergensi berlangsung terlalu lama, dan juga untuk mencegah optimum lokal (*local optimum / minimum*) [7].

Pelatihan dengan *RPROP* merupakan varian dari backpropagation, yaitu memulai dengan suatu JST kecil dan kemudian mengembangkan unit tersembunyi serta pembobot tambahan hingga didapatkan penyelesaian yang diinginkan. Adapun algoritmanya adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Struktur Desain Forecasting

- a. Inisialisasi, yaitu pembentukan Neural Network awal berupa NN tanpa unit tersembunyi. Error pembobot menggunakan SSE (*sum of Square Error*) :

$$SSE = \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 \quad (2)$$

Dengan:

$d_k$  = keluaran yang dikehendaki untuk sample ke- $l$  dan unit keluaran ke- $k$

$o_k$  = keluaran NN untuk sampel ke- $l$  dan unit keluaran ke- $k$

$n$  = jumlah sampel data  $r$

$l$  = jumlah unit keluaran

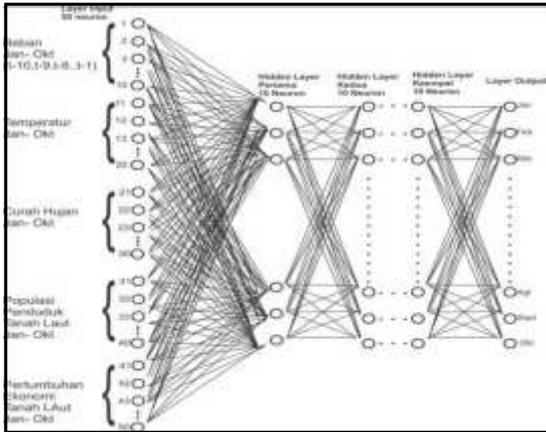
- b. Pelatihan unit tersembunyi baru, yaitu menghubungkan masukan ke unit baru dan sambungkan keluarannya ke unit keluaran. Seluruh pembobot yang terhubung ke unit baru diatur dengan meminimalkan criteria mSSE (*modified SSE*) :

$$mSSE = \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 + \sum_{k=1}^n (o_k - a_k)^2 \quad (3)$$

- c. Pembentukan unit tersembunyi baru, yaitu menetapkan secara permanen pembobot yang berinterkoneksi dengan unit baru.
- d. Uji konvergensi, yaitu jika jumlah unit tersembunyi telah menghasilkan solusi yang layak, maka pelatihan /dihentikan. Jika tidak

menghasilkansolusi yang layak, kembali kelangkah “b”.

Input layer JST disini merupakan data beban, populasi penduduk, curah hujan dan temperatur yang akan ditraining yang terdiri dari sejumlah neuron, secara umum priode  $t - 10$  ke  $t - 1$ , dimana masing-masing terhubung ke hidden layer.



Gambar.2. Struktur JST Tanah Laut

Untuk semua data yang diperoleh data yang akan di training adalah data dari tahun 2005 hingga 2007, sedangkan tahun 2008 adalah sebagai data testing atau pengujian. Karena data yang digunakan adalah multi input dan sangat beragam antara curah hujan dan temperatur juga populasi penduduk maka semua data akan di normalisasi untuk memudahkan pelatihan dan mempercepat proses komputasi. Dalam penelitian kali ini digunakan supervised learning model.

Antara Error dan output yang diharapkan akan diperhitungkan. Kemudian untuk fungsi aktivasi yang digunakan disini adalah fungsi aktivasi unipolar yang ditunjukkan pada persamaan :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

Fungsi aktivasi mentransformasi nilai output melalui pemetaan sinyal input kedalam sebuah nilai yang sesuai dengan nilai neuron yang lainnya.

## METODE ANALISA

Kebutuhan listrik adalah beban rata-rata pada suatu interval waktu tertentu. Beban rata-rata tersebut dapat berupa daya aktif, daya reaktif atau arus dengan satuan KW, KVAR, Amp. Pada pembahasan ini untuk daya aktif digunakan MW. Kebutuhan listrik berbeda dengan pengertian besar kapasitas terpasang dari beban listrik karena waktu pengoperasian peralatan tidak selalu dalam waktu bersamaan. Interval kebutuhan merupakan priode dengan rata-rata beban dihitung dengan besar nilai ditentukan oleh waktu thermal atau lama beban. Untuk metode kali ini adalah dengan menggunakan RPROP atau yang biasa disebut Resilient Backpropagation adalah algoritma yang bertujuan untuk menghilangkan pengaruh rugi-rugi nilai turunan parsial (gradien) terhadap perubahan bobot [5]. Hanya tanda gradien yang digunakan untuk menunjukkan arah pembaruan bobot. Besarnya ubahan bobot secara khusus ditunjukkan oleh nilai pembaru

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} -\eta \cdot g^{(l)} & g^{(l)} > 0; = 1, 2, \dots \\ \eta \cdot g^{(l)} & g^{(l)} < 0; = 1, 2, \dots \\ 0 & g^{(l)} = 0; = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (5)$$

Di mana  $w_{ij}$  adalah elemen ke-

$i$  dan  $j$  adalah elemen ke- $i$  vector

gradien  $g^{(l)}$ . Nilai -nilai pembaru diberikan oleh

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} -\eta \cdot g^{(l)} & g^{(l)} g^{(l-1)} > 0; = 1, 2, \dots \\ \eta \cdot g^{(l)} & g^{(l)} g^{(l-1)} < 0; = 1, 2, \dots \\ 0 & g^{(l)} g^{(l-1)} = 0; = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (6)$$

Di mana  $0 < \eta < 1$ . Jika gradien untuk suatu bobot pada dua epoch berturutan berlainan tanda, yang berarti ubahan terakhir terlalu besar dan melompati minimum, nilai pembaru ( $\eta$ ) bagi bobot tersebut diturunkan dengan faktor  $\eta$ . Jika dalam dua epoch berturutan tanda gradiennya tetap, nilai pembaru dinaikkan dengan faktor  $\eta$  untuk mempercepat konvergensi pada daerah landai (permukaan error). Selain nilai  $\eta$  dan  $\eta$ , algoritma RPROP juga memerlukan penentuan nilai pembaru awal  $\eta$  dan ubahan bobot maksimum  $\eta_{max}$ .

**Data**

Pada penelitian ini yang dijadikan masukan adalah data beban, serta data pertumbuhan penduduk selama 5 tahun dari tahun 2008 sampai tahun 2012. Seluruh data input dinormalisasi untuk memudahkan dan mempercepat proses komputasi. Dalam menentukan jumlah optimal neuron pada hidden layer tidak ada aturan yang pasti yang bisa dijadikan acuan, disini di tentukan dengan „trial and error”.

Dimana data yang digunakan dalam melakukan analisi dan proyeksi yaitu data beban perbulan selama 4 tahun dari Distribusi Gardu Induk Pelaihari yang interkoneksi dengan GI Asam-Asam dan GI cempak, kemudian data populasi penduduk Kabupaten Tanah Laut (Asumsi pertumbuhan) dari BPS, dan terakhir adalah Data curah hujan Kabupaten Tanah Laut (BMKG). Padapenelitian kali ini juga dianalisa untuk perencanaan sistem yaitu penambahn trafo pada GI pelaihari, Kemudian hasilnya dibandingkan dengan perencanaan dinas yang lain untuk penambahan kapasitas daya kabupaten tanah laut.

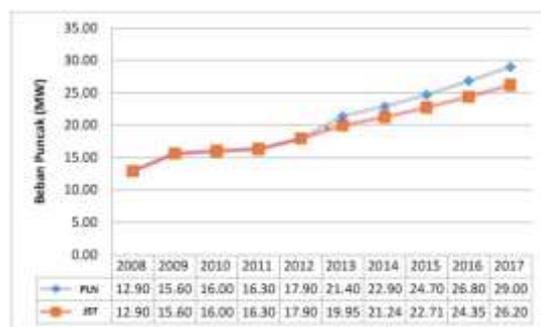
**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Hasil desain dari jaring yang dibentuk diujikan lagi dengan data

proyeksi dari PLN kemudian untuk analisi perencanaan penambahan kapasitas daya tanah laut adalah dengan melakukan penambahan trafo di GI Pelaihari dan interkoneksi Captive Power dengan penyulang pelaihari atau pembangkit swasta yang menjual daya listriknya ke PLN. Dimana hasilnya dibandingkan dengan proyeksi RUPTL dan proyeksi kementerian ESDM dalam hal rencana penambahan kapasitas daya atau penambahan trafo GI, sistem tegangan yang dipilih diarahkan pada kesesuaian pengembangan sistem transmisi tenaga listrik sedangkan penambahan trafo diprioritaskan apabila pembebanan trafo pada Gardu Induk (GI) terpasang sudah mencapai 70% dari kapasitasnya dan kondisi GI sudah berada dalam kondisi yang optimal.

Tabel 2. Hasil Proyeksi

Tahun	Beban Puncak	Persentase Beban
	MW	%
2008	12.9	43
2009	15.6	52
2010	16	53.33
2011	16.3	54.33
2012	17.9	59.67
2013	21.4	71.33
2014	22.9	76.33
2015	24.7	82.33
2016	26.8	89.33
2017	29	96.67



Gambar 3. Anaisis Proyeksi PLN vs JST

Untuk hasil peramalan error tertinggi berada ditahun 2017 dan terkecil adalah 2013 dengan nilai proyeksi PLN adalah sebesar 21.4 MW sedangkan JST adalah 19.95 dengan nilasi maksimum adalah 26.2 MW, hal ini bisa dilihat pada grafik bahwa semakin jauh maka intervalnya semakin lebar.



Gambar 4. Proyeksi Beban Puncak dan Proyeksi penambahan trafo GI Pelaihari

Untuk proyeksi penambahan trafo GI pelaihari diproyeksikan pada 2015, pada RUPTL 2012-2021 diproyeksikan pada 2017, sedangkan pada Master Plan Pembangunan ketenagalistrikan Kementerian ESDM 2010-2014 diproyeksikan pada 2014. Perbedaan dari hasil proyeksi ini adalah representasi dinamis dari perubahan beban puncak yang terus meningkat setiap harinya serta peningkatan aktifitas bisnis, industri, pembangunan pemukiman serta pertumbuhan populasi penduduk yang terus meningkat setiap hari bahkan setiap jam, sehingga perlu dilakukan percepatan penambahan kapasitas trafo sebesar 30 MVA pada GI Pelaihari.



Gambar 5. Pola Beban Harian per Jam

Untuk pola beban harian perjam titik tertinggi berada pada jam 7.00 pagi dan

jam 08.00 malam hal ini terjadi berdasarkan pola kegiatan aktivitas masyarakat karena pengguna listrik terbesar adalah tipe rumah tangga, sehingga aktivitas mereka sangat mempengaruhi beban puncak di waktu tersebut, artinya untuk penghematan listrik perlu ditekankan pada saat beban puncak terjadi.

Dari penelitian tentang analisis penambahan kapasitas daya tanah laut dan pramalan beban listrik jangka panjang dengan menggunakan jaring saraf tiruan, jaring mampu mengenali pola beban listrik bulanan, harian dan jangka panjang. Hal ini dapat dilihat dari error rata-rata yang cukup kecil. Untuk penambahan trafo GI Pelaihari diproyeksikan pada tahun 2015, karena kapasitas Gardu Induk (GI) pada tahun tersebut sudah mencapai diatas 70%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Azadeh, S.F. Ghaderi, S. Sohrabkhani, Annual electricity consumption forecasting by neural network in high energy consuming industrial sectors, *Sciencedirect Energy Conversion and Management*, Volume 49, Issue 8, August 2008, Pages 2272-2278
- [2] Che-Chiang Hsu, Chia-Yon Chen. Regional load forecasting in Taiwan Applications of ANN, *Energy Conversion and Management*, Volume 44, Issue 6, June 2003, Pages 1941-1949
- [3] Chun Ching Lee, C. Ou-Yang, A neural networks approach for forecasting the supplier's bid prices in supplier selection negotiation process, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 2, Part 2, March 2009, Pages 2961-2970
- [4] Jazuli Fadil, Load Forecasting For The Distribution Network Of South And Middle Kalimantan Using Artificial Neural Networks Resilient

- Propagation, Seminar Nasional APTECS 1<sup>st</sup>, ITS Surabaya 2009
- [5] M. Becalli, M. Cellura, V lo brano, A. Marvuglia, Forecasting daily urban electric load profiles using artificial neural networks, Sciencedirect, Energy Conversion and Management, Volume 45, Issues 18-19, November 2004, Pages 2879-2900
- [6] Martin Reidmiller, Heinrich braun, A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm, IEEE International Conference on Volume , Issue , 1993 Page(s):586 - 591 vol.1
- [7] Mauridhi Hery Purnomo, Agus Kurniawan, Supervised Neural Networks dan aplikasinya, Penerbit GRAHA ILMU, 2006

