

## Penerapan Algoritma Wavelet Neural Network Untuk Prediksi Beban Penyulang Listrik Jangka Pendek

Indra Pranata<sup>1)</sup>, Husnul Maad Junaidi<sup>2)</sup>, Bambang Lareno<sup>3)</sup>

Teknik Informatika, STMIK Indonesia Banjarmasin

Jln. Pangeran Hidayatullah – Banua Anyar, Banjarmasin

e-mail: <sup>1</sup>[indrapranata26@gmail.com](mailto:indrapranata26@gmail.com), <sup>2</sup>[husnul.maad@gmail.com](mailto:husnul.maad@gmail.com), <sup>3</sup>[blareno@gmail.com](mailto:blareno@gmail.com).

### Abstrak

Prediksi beban listrik jangka pendek dapat dilakukan dengan pendekatan analisa neural network. Karena itu penelitian ini akan menggunakan algoritma Wavelet Neural Network (WNN) sebagai pendekatan untuk memprediksi beban penyulang listrik jangka pendek. Algoritma yang telah dikembangkan dalam penelitian ini akan diterapkan pada data beban penyulang melalui suatu model simulasi. Algoritma akan implementasikan menggunakan MatLab 2009b. Data April 2010-April 2011 akan dipergunakan sebagai data training dan Data Mei 2011 akan digunakan sebagai data checking. Evaluasi dilakukan dengan mengamati hasil prediksi beban penyulang jangka pendek dari penerapan WNN. Pengukuran kinerja dilakukan dengan menghitung rata-rata error yang terjadi melalui besaran Mean Square Error (MSE). Hasilnya, WNN memiliki prediksi beban listrik dengan tingkat akurasi yang lebih baik, dengan tingkat error lebih rendah bila dibandingkan dengan algoritma BPNN.

**Kata kunci:** prediksi rentet waktu, beban penyulang listrik, wavelet neural network

### 1. Pendahuluan

Defisit listrik di Kalimantan Selatan masih cukup besar dan pada tahun 2008 diperkirakan baru sebagian (sekitar 30 MW) yang teratasi, itupun apabila pembangunan beberapa pembangkit listrik tenaga gas dan uap yang merupakan solusi jangka pendek dapat direalisasikan[1]. Laju pertumbuhan beban dari tahun 2009 hingga tahun 2019 diproyeksikan rata-rata 8,96 % pertahun. Beban puncak akan menjadi 807 MW pada tahun 2019. Tabel 1, memperlihatkan prakiraan kebutuhan, produksi dan beban puncak s/d 2019. Pertumbuhan ini sejalan dengan pertumbuhan ekonomi dan pengembangan daerah Kalimantan Selatan dan Kalimantan Tengah[2].

Tabel 1. Data kebutuhan beban listrik Kalselteng.

Uraian	Unit	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Demand	GWh	1,740	1,886	2,063	2,257	2,470	2,704	2,960	3,233	3,524	3,835	4,176
- growth	%	7.09	8.40	9.37	9.40	9.43	9.46	9.48	9.24	8.98	8.84	8.88
Produksi	GWh	2,070	2,221	2,416	2,629	2,875	3,145	3,440	3,756	4,090	4,448	4,840
B. Puncak	MW	372	396	428	462	501	544	591	640	692	747	807
LF	%	63.53	64.01	64.49	64.97	65.46	65.95	66.45	66.94	67.45	67.95	68.46

Jadi yang dihadapi oleh jaringan distribusi listrik Kalimantan Selatan dan Kalimantan Tengah adalah defisit beban listrik. Dalam keadaan normal, daya mampu listrik untuk Kalimantan Selatan dan Kalimantan Tengah seluruhnya 260,95 MW. Namun daya listrik mengalami pengurangan setelah pada bulan november-desember karena salah satu unit PLTU Asam Asam menjalani perawatan rutin sehingga dilakukan pemadaman bergilir untuk mengatasi defisit daya listrik. Hal ini akan membuat keadaan beban cenderung turun pada setiap november dan desember, yang menyebabkan timbul permasalahan pada operasi unit-unit pembangkit. Penjadwalan dan alokasi pembangkit cadangan menjadi tidak ekonomis.

Walaupun tidak disebutkan, tetapi tersirat bahwa pemenuhan kebutuhan daya yang dinamis dalam kondisi kritis seperti di atas memerlukan prediksi pemakaian daya dari waktu ke waktu untuk memaksimalkan penyaluran. Daya listrik yang dibangkitkan tidak dapat disimpan dalam skala besar sehingga harus disediakan ketika benar-benar diperlukan[3].

Data beban biasanya tercatat dengan baik oleh PLN. Karena memang PLN perlu mengetahui kondisi beban puncak. Data-data historis mengenai beban penyulang termasuk data rentet-waktu, sehingga dapat dianalisa dan diprediksi dengan pendekatan statistik dan atau *softcomputing*.

---

Metode Koefisien Beban yang sudah lama digunakan PLN ternyata masih memberikan *error* prediksi yang cukup besar yaitu rata-rata berkisar antara 4%-5%. Sehingga menimbulkan kerugian daya yang cukup besar bagi PLN untuk setiap satuan waktunya [4][5]. Jadi, kebutuhan PLN adalah bagaimana memprediksi beban listrik jangka pendek dengan lebih akurat. Untuk itu dipertimbangkan pendekatan dengan *softcomputing*.

Yong Wang, Dawu Gu, Jianping Xu dan Jing Li [6] mengajukan pemakaian *Back propagation neural network* (BPNN). BPNN digunakan dengan menambah suhu dan tipe cuaca sebagai *feature* tambahan bagi sistem. Hasilnya, beban listrik dapat diprediksi lebih efisien. Namun Li Chungui, Xu Shu'an, dan Wen Xin [7] yang menguji implementasi BP-NN pada studi lalu lintas, menyatakan bahwa BP-NN tidak terlalu akurat sebab dimungkinkan terjadinya solusi *premature* oleh BP-NN. Mereka mengusulkan pengolahan algoritma genetika yang menjadi penentu nilai bobot neural network. Hasilnya, beban dapat diprediksi lebih efisien. Pendekatan dengan WNN telah diterapkan di bidang lain, seperti prediksi curah hujan dan arus lalu lintas. Yuhui Wang, Yunzhong Jiang, Xiaohui Lei, Wang Hao [8] menyatakan *Wavelet Neural Network* adalah sebuah alat yang sangat baik untuk memprediksi curah hujan dan aliran air hujan (*rainfall-runoff*). Gao Guorong dan Liu Yanping [9] menerapkan *Wavelet Neural Network* (WNN) sebagai algoritma untuk memprediksi arus lalu lintas. Mereka menyatakan bahwa WNN lebih baik dibandingkan jika dengan *Back propagation neural network*(BPNN).

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa algoritma berbasis *neural network* telah dikenal dan dipakai luas sebagai algoritma prediksi data rentet-waktu. Salah satu pendekatan untuk menetapkan pembobotan pada *neural network* adalah transformasi *wavelet*. Karena itu penelitian ini akan menggunakan algoritma *Wavelet Neural Network* (WNN) sebagai pendekatan untuk memprediksi beban listrik jangka pendek.

Berdasarkan latar belakang di atas, maka perlu untuk menguji akurasi WNN. Sehingga *Question Research*: “Bagaimana evaluasi akurasi prediksi *wavelet neural network* untuk beban penyulang listrik jangka pendek?”

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini memakai data metode penelitian eksperimen, yang terdiri: (1)Metode Pengumpulan data dan pengolahan data awal, (2)Metode yang diusulkan, (3)Eksperimen dan pengujian model, (4)Hasil eksperimen dan (5)Evaluasi dan validasi hasil.

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini memakai data beban listrik yang didapatkan dari PLN Kalselteng. Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah beban penyulang, 1 Mei 2010 – 31 Mei 2011 untuk beban pkl. 6.00, 10.00, 14.00, 18.00, 19.00, 20.00, 21.00, 22.00, dan 23.00 WITA

### 2.2. Pengolahan Data Awal

Data yang didapatkan dari instansi terkait masih berupa data yang terdiri dari berbagai parameter, sehingga harus direkapitulasi terlebih dahulu. Rekapitulasi tersebut dilakukan dengan memperhatikan kebutuhan. Data hasil proses ini adalah data dengan atribut: Beban MW. Tiap baris data adalah data dari 9 jam pilihan. Data dikumpulkan selama satu tahun dan satu bulan, sehingga tersedia 3564 baris data.

### 2.3. Metode/Model yang diusulkan

Algoritma yang digunakan adalah *Wavelet Neural Network* (WNN) yang digunakan untuk memprediksi beban listrik. Algoritma akan implementasikan dengan menggunakan MatLab 2009b.

#### 2.3.1. Neural Network (NN)

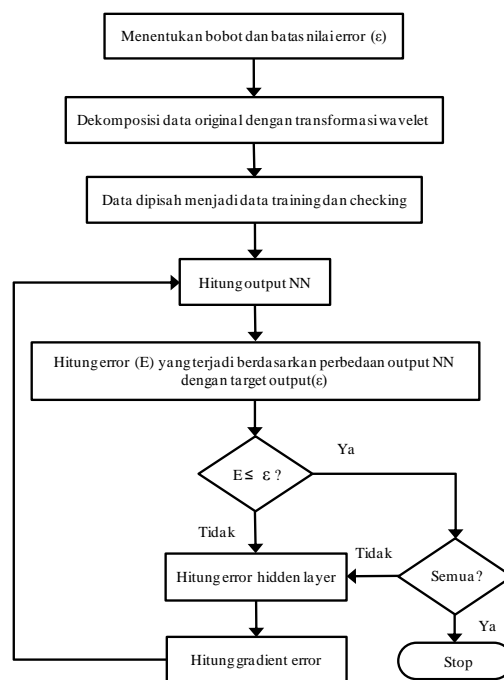
*Neural network* atau lebih dikenal dengan *Artificial Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan), sebagai cabang dari ilmu kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah. Alexander dan Morton dalam [10] mendefinisikan ANN sebagai prosesor paralel tersebar yang sangat besar, yang memiliki kecenderungan untuk menyimpan pengetahuan yang bersifat pengalaman dan membuatnya untuk siap digunakan. Menurut Siang [11] banyak model ANN menggunakan manipulasi matriks/ vektor dalam iterasinya, dan MATLAB R2009b menyediakan fungsi-fungsi khusus untuk menyelesaikan model ANN.

### 2.3.2. Wavelet Neural Network

Wavelet Neural Network adalah sebuah *neural network* yang berbasis transformasi *wavelet*. Inti dari WNN adalah untuk menemukan sekelompok *wavelet* dalam ruang fitur sehingga hubungan fungsi kompleks terkandung dalam sinyal asli mungkin dapat diungkapkan dengan akurat[12].

Algoritma WNN[13]:

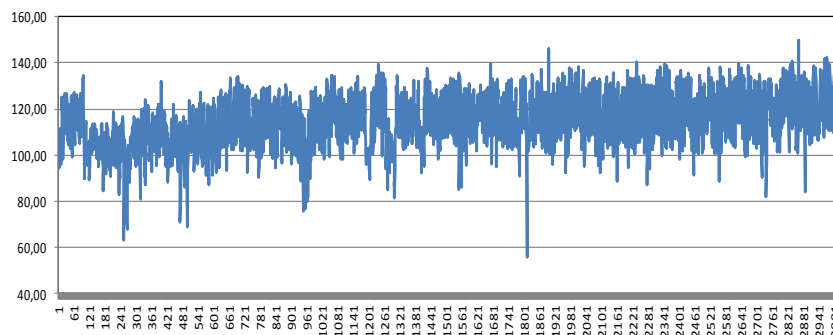
1. Inisialisasi bobot dan batas nilai error yang diinginkan
2. Dekomposisi data rentet waktu dengan transformasi wavelet
3. Data dipisah menjadi data training dan checking
4. Hitung output NN
5. Hitung error (E) yang terjadi berdasarkan perbedaan output NN dengan target output( $\epsilon$ )
6. Jika  $E > \epsilon$ , hitung error yang ada di hidden layer kemudian lanjutkan ke langkah 6, jika sebaliknya, periksa apakah seluruhnya telah dihitung, jika seluruhnya telah dihitung, perhitungan berakhir. Jika masih ada, lanjutkan ke langkah 6.
7. Hitung gradient dari error.
8. Kembali ke langkah 4.
9. Mengevaluasi akurasi dari setiap prediksi yang dihasilkan WNN



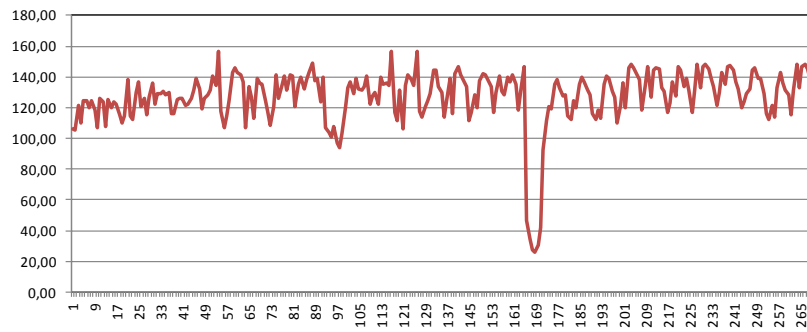
Gambar 1. Flowchart Algoritma WNN

### 2.4. Eksperimen dan Pengujian Model/Metode

Algoritma yang telah dikembangkan dalam penelitian ini akan diterapkan pada data beban melalui suatu model simulasi. Data Mei 2010 – April 2011 (3285 data, Gambar 2) akan dipergunakan sebagai data training dan data Mei 2011 (279 data, Gambar 3) akan digunakan sebagai data uji. Evaluasi dilakukan dengan mengamati hasil prediksi beban jangka pendek dari penerapan WNN.



Gambar 2. Data Harian periode 1 Mei 2010 – 30 April 2011 untuk data training



Gambar 3. Data Harian Mei 2011 untuk data Uji

## 2.5. Evaluasi dan Validasi

Pengukuran kinerja dilakukan dengan menghitung rata-rata *error* yang terjadi melalui besaran *Mean Square Error* (MSE). Semakin kecil nilai MSE menyatakan semakin dekat nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Dengan demikian dapat diketahui tingkat akurasi algoritma WNN. Nilai MSE dari WNN akan dibandingkan dengan MSE dari BPNN

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Hasil Pengujian Model/Metode

Pelatihan untuk mendapatkan struktur terbaik BPNN (tanpa wavelet), menghasilkan struktur 9-18-1 dan 18-6-1 dengan nilai MSE terendah. Sedangkan pelatihan berikutnya dilakukan untuk mendapatkan struktur dan tipe *wavelet* yang terbaik. Hasil untuk Haar, db2, db3, dan db4 adalah sebagai berikut (Tabel 2):

Tabel 2. Hasil *Training* Haar, Db2, Db3 dan Db4

Arsitektur FFN			WNN (MSE)			
Input	Hidden-1	Out	Haar	Db2	Db3	Db4
9	2	1	4,21.10-5	2,21.10-7	9,33.10-8	3,43.10-7
9	4	1	4,47.10-5	5,48.10-7	1,42.10-7	5,81.10-7
9	9	1	7,23.10-5	6,55.10-7	4,69.10-7	6,15.10-7
9	18	1	6,04.10-4	6,85.10-7	4,41.10-7	5,46.10-7
18	2	1	3,61.10-5	4,12.10-7	3,34.10-7	4,27.10-7
18	6	1	1,18.10-6	8,59.10-7	7,69.10-8	4,85.10-7
18	9	1	1,05.10-5	5,52.10-6	4,48.10-6	5,63.10-6
<b>18</b>	18	1	4,33.10-6	5,14.10-6	1,38.10-8	5,40.10-6
18	24	1	1,25.10-6	5,93.10-7	1,13.10-6	4,62.10-7
<b>18</b>	32	1	2,75.10-7	4,05.10-7	2,65.10-9	2,98.10-8

Dari hasil *training* ini, terlihat bahwa secara rata-rata, transformasi dengan *Daubechies wavelet* yang ketiga (db3) menghasilkan nilai MSE terendah. Dari tabel yang sama dapat dilihat bahwa struktur 18-18-1 dan 18-32-1 menghasilkan nilai MSE terendah.

### 3.2. Evaluasi dan Validasi Hasil

Untuk hasil pengujian, pada tabel 3, terlihat bahwa nilai MSE yang dihasilkan oleh WNN lebih kecil daripada BPNN. Dengan demikian, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma *Wavelet Neural Network* memprediksi beban listrik lebih akurat dari pada BPNN-Levenberg-Marquardt dan BPNN-*scaled conjugate gradient*.

Berdasarkan hasil penelitian dan pengukuran, penerapan WNN ini memiliki nilai lebih dalam proses prediksi beban listrik yaitu menjadikan perkiraan beban listrik memiliki tingkat akurasi yang lebih baik. Dengan demikian, adanya penerapan algoritma WNN mampu memberikan solusi bagi petugas

maupun perencana, serta mampu menjadi metode prediksi beban listrik yang dapat digunakan PLN guna optimasi distribusi beban penyulang listrik.

Tabel 3. Perbandingan MSE hasil Pengujian BPNN dan WNN

Arsitektur FFN			BPNN (MSE)		WNN (MSE)
Input	Hidden-1	Out	lm	scg	Db3
<b>9</b>	<b>18</b>	<b>1</b>	40,52	61,52	38,47
<b>18</b>	<b>6</b>	<b>1</b>	43,30	49,43	42,11
<b>18</b>	<b>18</b>	<b>1</b>	43,77	61,38	<b>36,41</b>
<b>18</b>	<b>32</b>	<b>1</b>	45,86	53,30	<b>34,26</b>

#### 4. Simpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan dari tahap awal hingga pengujian, dan pengukuran, dapat disimpulkan bahwa penerapan WNN ini memiliki prediksi beban listrik dengan tingkat akurasi yang lebih baik, dengan tingkat *error* lebih rendah bila dibandingkan dengan algoritma BPNN, untuk pola beban di wilayah Sistem Banjarmasin.

Namun berapa hal perlu disampaikan untuk penerapan WNN yang lebih baik, yaitu: data sebagai sumber masukan bagi sistem dapat lebih rinci (perjam) dan dengan jumlah lebih banyak lagi. Mempertimbangkan variabel-variabel lain seperti suhu/cuaca. Karena berdampak pemakaian peralatan elektronik seperti lampu (di siang hari ketika cuaca agak gelap karena mendung), kipan angin dan AC. *Wavelet* dapat memperbaiki pembobotan *neural network*. Walaupun demikian perlu optimasi lebih lanjut, misalnya dengan *Principal Component Analysis* (PCA)[9] atau pun *Logika Fuzzy*[14][15].

#### Daftar Pustaka

- [1] Bank Indonesia. Kajian Ekonomi Regional: Kalimantan Selatan. Triwulan II - 2008. 2008 Agustus.
- [2] PLN. Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) tahun 2015-2024. PLN; 2015.
- [3] Suyanto. *Evolutionary Computing: Komputasi Berbasis 'Evolusi' dan 'Genetika'* Bandung: Informatika; 2008.
- [4] Mulyadi Y, Abdullah AG, Hakim DL. *Aplikasi Logika Fuzzy Dan jaringan Syaraf Tiruan Sebagai Metode Alternatif Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek*. 2006..
- [5] Chengshui L, Hongmei Y. *Research on Power System Load Forecasting Model Based on Data Mining Technology*. In 2010 International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application; 2010. p. 2040-243.
- [6] Wang Y, Gu D, Xu J, Li J. *Back Propagation Neural Network for Short-term Electricity Load Forecasting with Weather Features*. In International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing; 2009. p. 58-61.
- [7] Chungui L, Shu'an X, Xin W. *Traffic Flow forecasting Algorithm Using Simulated Annealing Genetic BP Network*. In 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation; 2010. p. 1043-1046.
- [8] Wang Y, Jiang Y, Lei X, Hao W. *Rainfall-Runoff Simulation Using Simulated Annealing Wavelet BP Neural Network*. In 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation; 2010. p. 963-967.
- [9] Guorong G, Yanping L. *Traffic Flow Forecasting based on PCA and Wavelet Neural Network*. In 2010 International Conference of Information Science and Management Engineering; 2010. p. 158-161.
- [10] Suyanto. *Artificial Intelligenc: Searching, Reasoning, Planning, and Learning*. Bandung: Penerbit Informatika; 2007.
- [11] Jong Jek S. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya*. 2nd ed. Yogyakarta: Penerbit Andi; 2009.
- [12] Veitch D. *Transformasi wavelet and their application in the study of dynamical systems*. Dissertation submitted for the MSc in Data Analysis, Networks and Nonlinear Dynamics. Department of Mathematics - University of York - UK; 2005.
- [13] Ju Q, Yu Z, Hao Z, She C, Ou G, Liu D. *Streamflow simulation with an integrated approach of wavelet analysis and artificial neural networks*. In Fourth International Conference on Natural

---

Computation; 2008. p. 564-569.

- [14] QianZhang , Liu T. A *Fuzzy Rules and Wavelet Neural Network Method for Mid-long-term Electric Load Forecasting*. In Second International Conference on Computer and Network Technology; 2010. p. 442-446.
- [15] Guan Hs, Ma Wg, Wang Qp. *Real-time Optimal Control of Traffic Flow Based on Fuzzy Wavelet Neural Networks*. In Fourth International Conference on Natural Computation; 2008. p. 509-511.