

PERAMALAN BEBAN PUNCAK HARIAN PADA SISTEM PT.PLN APB JAWA TENGAH DAN DIY MENGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN – ALGORITMA GENETIKA

Charisma Lingga Pradipika ^{*)}, Susatyo Handoko, and Bambang Winardi

Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

^{*)}E-mail: *charisma.lingga.p@gmail.com*

Abstrak

Salah satu hal yang penting pada aktivitas operasi sistem tenaga listrik adalah perencanaan operasi. Perencanaan operasi yang baik dapat memberikan transaksi energi listrik yang optimal. Salah satu langkah perencanaan operasi adalah peramalan beban listrik. Jaringan saraf tiruan adalah salah satu metode peramalan beban. Jaringan saraf tiruan memiliki kemampuan generalisasi terhadap pola saat pembelajaran dan memberikan respon yang bisa diterima terhadap pola yang serupa. Algoritma genetika adalah teknik optimasi yang didasarkan pada evolusi biologis. Pada penelitian ini dirancang sebuah peramalan beban jangka pendek menggunakan metode jaringan saraf tiruan – algoritma genetika. Algoritma genetika digunakan untuk menentukan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi jaringan saraf tiruan. Variabel yang digunakan peramalan beban ini adalah beban puncak listrik harian. Hasil peramalan dari metode tersebut akan dibandingkan dengan beban aktual. Persentase kesalahan absolut rerata terbaik peramalan jaringan saraf tiruan dengan metode *trial & error* sebesar 1,517 %. Persentase kesalahan absolut rerata peramalan metode jaringan saraf tiruan – algoritma genetika terbaik sebesar 1,412 %. Sedangkan hasil dari peramalan PT PLN adalah 1,917 %.

Kata kunci: peramalan beban jangka pendek, jaringan saraf tiruan, algoritma genetika, persentase kesalahan absolut

Abstract

One of the most important requirements for operational activities of power system is operational planning. A good operational planning can provide optimal electrical energy transaction. One step of operational planning is electrical power load-forecasting. Artificial neural network is one of load-forecasting method. Artificial neural network have ability to generalize pattern when learning and give a respond that can be accepted for similar patterns. Genetic algorithm is an optimization technique based on biological evolution. In this research, it will be designed short-term load forecasting using artificial neural network – genetic algorithm method. Genetic algorithm is used to determine the number of neuron in hidden layer. Variable used in this load-forecasting was daily electric peak load. The result of proposed load forecasting method will be compared with actual load. Best mean absolute percentage error for artificial neural network forecasting using trial & error method is 1.517 %. Best mean absolute percentage error for artificial neural network – genetic algorithm forecasting method is 1.412 %, while the result of PT PLN forecasting is 1.917 %.

Keywords: short-term load forecasting, artificial neural network, genetic algorithm, mean absolute percentage error

1. Pendahuluan

Menurut Djiteng [1] salah satu permasalahan dalam operasi sistem tenaga listrik adalah menjaga antara daya yang dibangkitkan dengan daya yang dibutuhkan sistem agar tetap seimbang. Ketidakseimbangan dapat mengakibatkan kestabilan frekuensi atau tegangan sistem terganggu. Mengingat betapa pentingnya menjaga

keseimbangan tersebut dibutuhkan adanya rencana operasi tenaga listrik. Rencana operasi sistem tenaga listrik harian merupakan koreksi dari rencana operasi mingguan untuk pemuktakiran kondisi terakhir dari sistem tenaga listrik. Rencana operasi harian ini didasari dengan adanya peramalan beban jangka pendek. Salah satu metode yang digunakan untuk peramalan beban jangka pendek adalah jaringan saraf tiruan (JST) –

Algoritma Genetika. JST dapat melakukan proyeksi beban listrik pada masa yang akan datang berdasarkan pola konsumsi energi listrik dimasa lampau. JST memiliki kemampuan untuk mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya [2]. Jaringan saraf tiruan dapat mempermudah melakukan pemodelan terhadap kasus peramalan beban yang kompleks dengan jumlah data yang besar disaat yang sama ketika kita memiliki sedikit pengetahuan sebelumnya mengenai bagaimana sistem menghasilkan data [12, 13]. Jaringan saraf tiruan berlapis banyak adalah topologi yang paling banyak digunakan dibandingkan topologi yang lain dikarenakan konstruksi yang sederhana. Jaringan saraf tiruan berlapis banyak dengan algoritma pelatihan perambatan balik paling banyak digunakan dikarenakan dapat mengurangi waktu konvergensi dan akurasi selama pelatihan [11,14]. Algoritma genetika (AG) adalah sebuah teknik optimisasi berdasarkan mekanisme teori evolusi biologis. Proses AG pada metode JST-AG digunakan untuk menentukan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi.

Pada penelitian ini dibuat sebuah program peramalan beban jangka pendek (beban puncak harian) pada sistem PT. PLN APB Jawa Tengah dan DIY menggunakan metode JST-AG. Dengan adanya hal ini diharapkan dapat menjadi alternatif metode peramalan dengan tingkat akurasi yang baik sehingga dapat menjadi acuan rencana operasi harian yang lebih optimal.

2. Metode

2.1. Data Peramalan

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data historis beban puncak harian sistem Jawa Tengah dan DIY dari tanggal 1 Januari 2010 sampai dengan 9 Januari 2016. Data historis tersebut dibagi menjadi 3 yaitu :

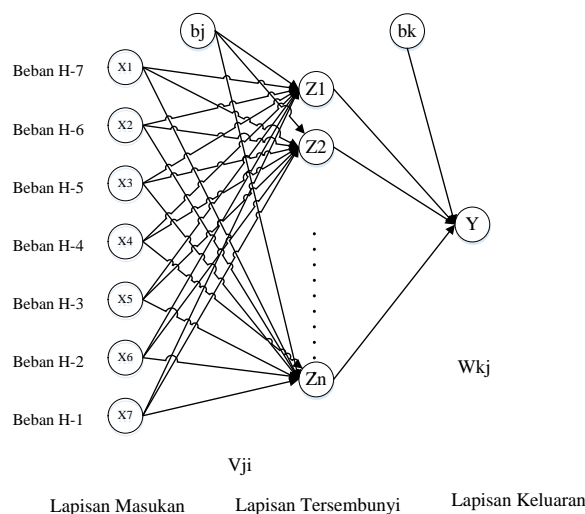
- a. 1 Januari 2013 s/d 31 Mei 2016 (Data pelatihan jaringan)
- b. 1 Januari 2014 s/d 31 Maret 2014 (Target hari pengujian jaringan)
- c. 1 Juni 2016 s/d 9 Juni 2016 (Target hari peramalan)

2.2. Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

Jaringan saraf tiruan perambatan balik (*Backpropagation neural network*) merupakan salah satu model dari jaringan saraf tiruan umpan mundur dengan menggunakan pelatihan terbimbing yang disusun berdasar pada algoritma kesalahan perambatan balik. Pola masukan dan target diberikan sebagai sepasang data. Bobot-bobot awal dilatih dengan melalui tahap maju untuk mendapatkan galat keluaran yang selanjutnya galat ini digunakan dengan tahap mundur untuk memperoleh nilai bobot yang sesuai agar dapat memperkecil nilai galat sehingga target keluaran yang dikehendaki dapat tercapai.

Pada penelitian ini, algoritma pelatihan jaringan yang digunakan yaitu *Levenberg-Marquardt*. Inisialisasi bobot dan bias pada jaringan saraf tiruan dilakukan dengan metode *Nguyen-Widrow*.

Arsitektur dasar JST yang digunakan terdiri dari 3 lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Lapisan masukan terdiri dari 7 neuron berupa data historis beban puncak 7 hari sebelumnya. Lapisan keluaran terdiri dari 1 neuron sedangkan jumlah neuron lapisan tersembunyi akan dicari menggunakan AG.



Gambar 1. Arsitektur jaringan saraf tiruan

Terdapat tiga tahap yang harus dilakukan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan yaitu tahap perambatan maju (*forward propagation*), tahap perambatan balik (*backward propagation*), dan perubahan bobot dan bias Berikut adalah algoritma pelatihan perambatan balik [5]:

1. Inisialisasi bobot
2. Selama kondisi berhenti bernilai salah, kerjakan :

Tahap 1 : Perambatan Maju (*Forward propagation*)

- a. Setiap unit masukan (x_i , $i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.
- b. Setiap unit tersembunyi (z_j , $j=1, 2, 3, \dots, n$) menjumlahkan bobot sinyal masukan dengan persamaan berikut :

$$z_{inj} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Dan menerapkan fungsi aktifitasi untuk menghitung sinyanya keluarannya :

$$z_j = f(z_{inj}) \quad (2)$$

Kemudian mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit keluaran.

- c. Setiap unit keluaran (y_{ink} , $k=1, 2, 3, \dots, n$) menjumlahkan bobot sinyal masukan dengan persamaan berikut :

$$y_{ink} = w_{0k} + \sum_{i=1}^n z_i w_{jk} \quad (3)$$

Dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya :

$$y_k = f(y_{ink}) \quad (4)$$

Kemudian mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit keluaran

Tahap 2 : Perambatan Balik (*Backpropagation*)

a. Setiap unit keluaran ($y_k, k=1,2,3, \dots n$) menerima pola target yang sesuai dengan pola masukan pelatihan, kemudian hitung galat dengan persamaan berikut :

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (5)$$

F' adalah turunan dari fungsi aktivasi kemudian menghitung koreksi bobot dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Menghitung pula koreksi bias dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

b. Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1,2,3 \dots n$) menjumlahkan delta masukannya :

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Untuk menghitung informasi *error* atau galat, kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktifasinya :

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(z_{inj}) \quad (9)$$

Kemudian menghitung koreksi bobot dengan persamaan sebagai berikut :

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_k x_j \quad (10)$$

Setelah itu menghitung koreksi bias dengan persamaan sebagai berikut :

$$\Delta v_{0k} = \alpha \delta_k \quad (11)$$

Tahap 3 : Perubahan Bobot dan Bias

a. Setiap unit keluaran ($y_k, k=1, 2, 3, \dots n$) dilakukan perubahan bobot ($j=0, 1, 2, \dots n$) dengan persamaan sebagai berikut :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, 2, 3, \dots n$) dilakukan perubahan bobot ($i=0, 1, 2, \dots n$) dengan persamaan sebagai berikut :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (13)$$

b. Tes kondisi berhenti.

Terdapat tiga tahap dalam jaringan saraf tiruan :

1. Tahap pelatihan jaringan
2. Tahap pengujian jaringan
3. Tahap peramalan

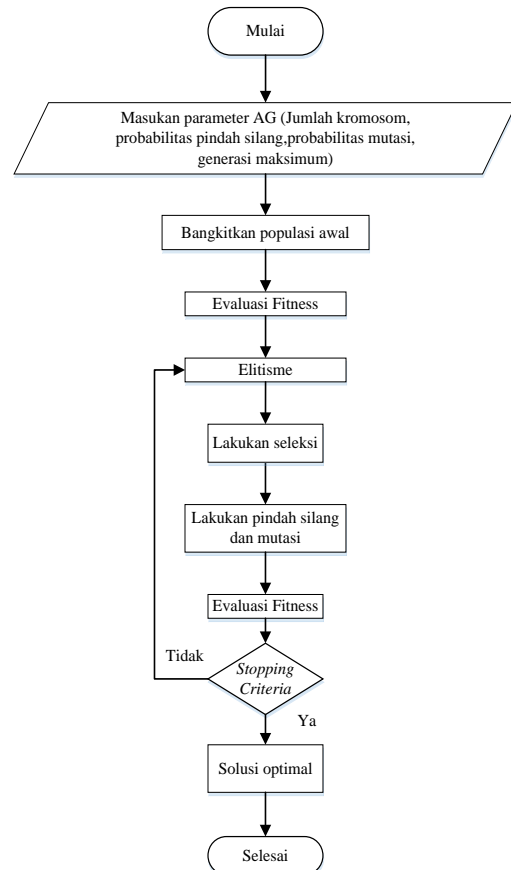
2.3. Algoritma Genetika

Algoritma genetika adalah algoritma pencarian heuristik yang berdasarkan mekanisme evolusi biologis. Keberagaman pada evolusi biologis adalah variasi dari kromosom antar individu organisme. Variasi kromosom ini akan mempengaruhi lahu reproduksi dan tingkat kemampuan organisme untuk tetap hidup.

Dalam penerapan algoritma genetika, ada beberapa parameter yang dilibatkan, di mana parameter ini menentukan kesuksesan suatu proses optimasi. Jenis

parameter yang digunakan bergantung pada permasalahan yang diselesaikan, namun ada beberapa parameter yang menjadi standar, yaitu:

- a. Jumlah kromosom
- b. Jumlah generasi
- c. Probabilitas pindah silang
- d. Probabilitas mutasi



Gambar 2. Diagram alir algoritma genetika

Komponen yang terdapat pada algoritma genetika antara lain :

- a. Kromosom / individu
Mewakili satu vektor solusi. Setiap kromosom disusun oleh gen-gen, dimana setiap gen mewakili elemen dari vektor solusi. Pada penelitian ini digunakan 20 kromosom.
- b. Nilai *fitness*
Suatu kromosom akan dievaluasi berdasarkan suatu fungsi sebagai ukuran performasinya.
- c. Elitisme
Bertujuan untuk menjaga individu terbaik agar tidak hilang selama evolusi, sehingga perlu dibuat beberapa salinan individu tersebut untuk menggantikan individu terburuk. Pada penelitian ini apabila jumlah populasi genap maka akan dilakukan penggandaan individu terbaik sebanyak 2 kali, sedangkan apabila ganjil digandakan sebanyak 1 kali

- d. Seleksi
Pemilihan kromosom sebagai calon induk dimana akan dipindah silangkan. Hal ini dilakukan secara proporsional sesuai dengan persentase nilai *fitness*-nya. Salah satu metode seleksi yang paling digunakan adalah *roulette wheel*.
- e. Pindah silang
Sebuah kromosom yang mengarah pada solusi yang optimal dapat diperoleh dari proses memindah-silangkan dua buah kromosom. Proses pindah silang hanya dapat dilakukan dengan probabilitas tertentu P_c dimana pada penelitian ini nilai P_c yang dipakai adalah 0,7.
- f. Mutasi
Untuk semua gen yang ada, apabila bilangan acak yang dibangkitkan kurang dari probabilitas mutasi yang ditentukan maka gen tersebut menjadi nilai kebalikannya (dalam *binary encoding* 0 diubah 1, dan 1 diubah 0). Mutasi sangat jarang terjadi dalam kenyataannya. Pada penelitian ini nilai P_m yang dipakai adalah 0,01.

2.4 Jaringan Saraf Tiruan dengan Algoritma Genetika (JST-AG)

Algoritma genetika digunakan untuk menentukan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi dari jaringan saraf tiruan.

Representasi kromosom terdiri dari 7 gen dalam bentuk biner yang merepresentasikan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi.

Fungsi tujuan algoritma genetika yang digunakan pada ketiga optimisasi ini adalah :

$$f = 1 / (\text{MSE JST}) \tag{14}$$

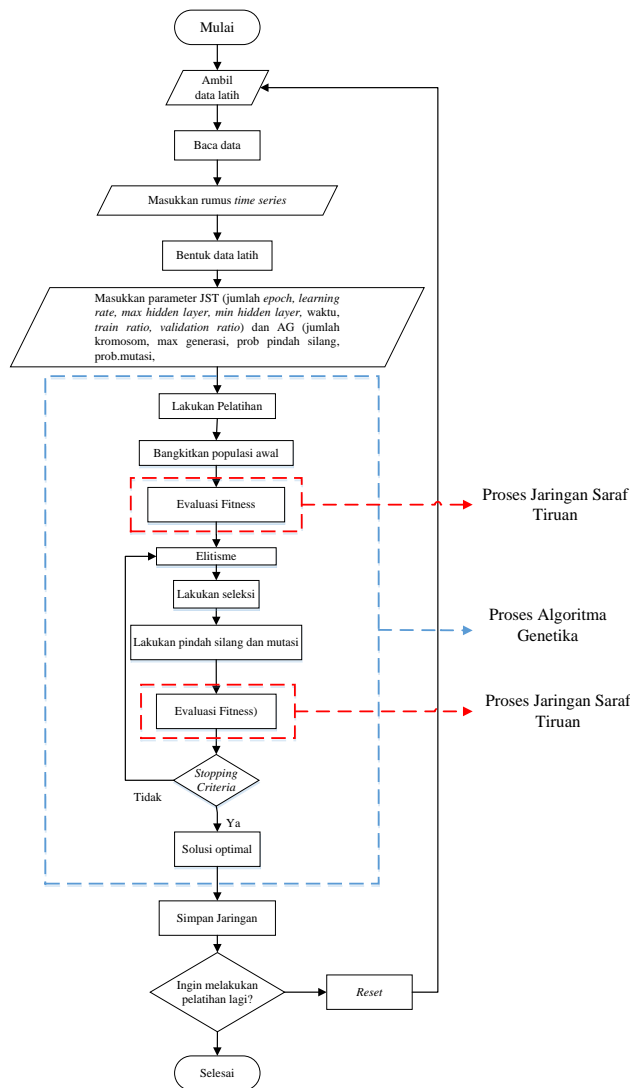
Diagram alir proses optimisasi jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada Gambar 3. Berikut ini merupakan parameter dari jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika yang digunakan pada proses optimisasi :

Tabel 1 Data parameter JST

Parameter JST	Nilai
Maksimum <i>epoch</i>	2500
Laju pembelajaran	0,01
Lap tersembunyi (minimal)	1
Lap tersembunyi (maksimal)	100
Fungsi Aktivasi	Tansig-tansig

Tabel 4 Data parameter AG

No	Parameter AG	Nilai
1	Jumlah kromosom	20
2	Maksimum generasi	20
3	Probabilitas pindah silang	0,7
4	Probabilitas mutasi	0,01



Gambar 3. Diagram alir JST-AG

3. Hasil dan Analisa

3.1. Pelatihan Jaringan

Pada metode *trial & error* JST dilakukan sebanyak 5 kali variasi jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yaitu 20, 40, 60, 80, dan 100 dan tiap variasi dilakukan 5 kali percobaan pelatihan. Setelah itu diambil jaringan dengan MSE yang terbaik seperti Tabel 5.

Tabel 5 Hasil pelatihan jaringan *trial & error* JST

Variasi	Neuron L. Tersembunyi	Fungsi Aktivasi	MSE
1	20	Tansig-tansig	5550,75
2	40	Tansig-tansig	3477,38
3	60	Tansig-tansig	1794,19
4	80	Tansig-tansig	912,02
5	100	Tansig-tansig	299,99

Untuk jaringan hasil pelatihan dengan metode JST-AG dilakukan 3 kali pencarian dan didapatkan hasil seperti pada Tabel 6.

Tabel 5 Hasil pelatihan jaringan metode JST-AG

Pencarian	Neuron L. Tersembunyi	Fungsi Aktivasi	MSE
1	99	Tansig-tansig	386,92
2	94	Tansig-tansig	499,96
3	98	Tansig-tansig	360,39

Setiap selesai melakukan proses pelatihan jaringan, jaringan terlatih tersebut disimpan dan akan di uji pada tahap pengujian jaringan.

3.2. Pengujian Jaringan

Setelah tahap pelatihan jaringan dari kedua metode selesai, tahap selanjutnya adalah tahap pengujian jaringan. jaringan yang telah terlatih dan tersimpan akan diuji dengan data uji periode target hari 1 Januari 2014 s/d 31 Maret 2014.

Tabel 6 Hasil pengujian jaringan

Metode	Neuron lap. tersembunyi	Hasil Pengujian	
		MSE (MW ²)	MAPE (%)
JST	20	4623,23	1,685
	40	3139,87	1,283
	60	1161,534	0,766
	80	705,17	0,540
	100	81,25	0,204
JST-AG	99	127,76	0,249
	94	203,13	0,304
	98	104,19	0,207

Tabel 6 dapat dilihat bahwa nilai MSE dan MAPE hasil pengujian jaringan sudah cukup baik. Dimana MSE dan MAPE terbaik didapatkan sebesar 81,25 MW² dan 0,204 %, sedangkan MSE dan MAPE terburuk sebesar 4623,23 MW² dan 1,685 %,

3.3. Peramalan

Pada tahap ini jaringan yang sudah dilatih dan diuji akan dicoba untuk melakukan peramalan. Terdapat 9 hari percobaan peramalan tiap jaringan yaitu dari tanggal 1 Juni 2016 s/d 9 Juni 2016.

Berikut ini adalah hasil percobaan peramalan jaringan JST dan JST-AG

Tabel 7 menunjukkan bahwa nilai MAPE terbaik didapatkan dari peramalan jaringan JST-AG dengan jumlah neuron tersembunyi 94 yaitu sebesar 1,412 %.

Tabel 7. Hasil peramalan

Metode	Neuron lap. tersembunyi	Hasil Peramalan
		MAPE (%)
JST	20	1,585
	40	1,585
	60	1,517
	80	2,405
	100	2,281
JST-AG	99	1,845
	94	1,412
	98	1,522

3.4. Perbandingan Hasil Peramalan JST, JST-AG, PLN Terhadap Data Aktual

Tabel 4.8 dapat dilihat tingkat keakuratan hasil peramalan JST, JST-AG dan hasil peramalan PT. PLN terhadap beban aktual. Pada peramalan *trial & error* JST, hasil peramalan dengan MAPE terbaik didapat dari jaringan dengan 60 neuron pada lap. tersembunyi dengan 1,517 %, sedangkan yang terburuk didapat sebesar 2,405 % dari jaringan dengan 80 neuron pada lapisan tersembunyi. Hasil peramalan JST dengan 20, 40, dan 60 neuron pada lapisan tersembunyi tersebut masih memenuhi batas standar PLN yaitu 5 % sesuai dengan Peraturan Menteri ESDM No. 03 Tahun 2007 mengenai aturan jaringan sistem tenaga listrik Jawa-Madura-Bali, sedangkan pada hasil peramalan JST dengan 80 dan 100 neuron pada lapisan tersembunyi terdapat hasil yang melebihi batas toleransi yaitu peramalan tanggal 6 Juni memiliki PE sebesar 6,044 % (JST 80 neuron lap. tersembunyi) dan peramalan tanggal 7 Juni 6,141 % (JST 100 neuron lap. tersembunyi).

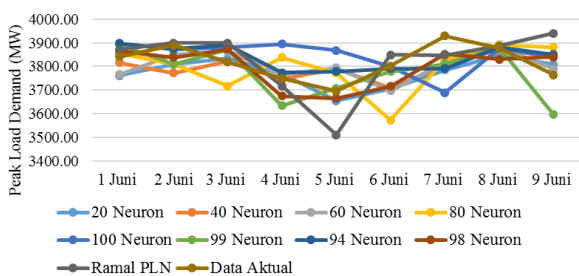
MAPE terbaik hasil peramalan JST-AG dengan 99, 94, dan 98 neuron didapatkan pada jaringan dengan 94 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 1,412 % sedangkan yang terburuk adalah jaringan dengan 99 neuron pada lapisan tersembunyi dengan 1,845 %. Hasil peramalan ketiga jaringan tersebut masih memenuhi batas standar yang ditetapkan PLN yaitu 5 %.

Pada hasil peramalan yang dipakai oleh PLN dapat dilihat bahwa PE terburuk terjadi pada peramalan tanggal 5 Juni 2016 yaitu 5,029 %, dimana nilai tersebut melebihi batas toleransi yang ditetapkan sebesar 5 %. PE terbaik terjadi pada tanggal 5 Juni 2016 sebesar -0,227 %. Untuk MAPE peramalan selama 1 s/d 9 Juni 2016 sebesar 1,917 %.

Tabel 8 Perbandingan PE peramalan

Tgl	Percentage Error Terhadap Data Aktual (%)								
	JST					JST-AG			Ramalan PLN
	20	40	60	80	100	99	94	98	
1 Juni 2016	2,081	0,633	1,938	-0,444	-1,434	-1,426	-1,478	-0,641	-0,806
2 Juni 2016	2,080	3,031	1,053	2,049	0,478	2,066	0,340	1,315	-0,252
3 Juni 2016	-0,363	-0,027	-1,191	2,694	-1,667	-1,416	-1,854	-1,400	-2,105
4 Juni 2016	-0,482	0,123	-0,421	-2,331	-3,835	3,101	-0,611	2,021	0,871
5 Juni 2016	1,089	-2,566	-2,677	-2,088	-4,717	-0,359	-2,262	0,811	5,029
6 Juni 2016	2,544	2,508	2,803	6,044	0,080	0,629	0,297	2,271	-1,215
7 Juni 2016	3,683	3,181	2,864	2,570	6,141	3,047	3,536	1,978	2,094
8 Juni 2016	0,802	0,188	-0,063	-0,317	0,069	-0,085	-0,046	1,251	-0,227
9 Juni 2016	-1,143	-2,005	-0,640	-3,110	-2,107	4,473	-2,282	-2,011	-4,653
MAPE	1,585	1,585	1,517	2,405	2,281	1,845	1,412	1,522	1,917

Berikut ini adalah langgam beban puncak harian hasil peramalan JST, JST-AG, peramalan PLN dan data aktual selama 1 s/d 9 Juni



Gambar 7. Trend hasil peramalan dengan data aktual

Gambar 7 menunjukkan langgam beban puncak harian sistem PT. PLN APB Jawa Tengah dan DIY periode 1 Juni s/d 9 Juni 2016 beserta hasil peramalan JST, JST-AG dan hasil peramalan PLN. Dapat dilihat bahwa langgam beban dari peramalan dengan JST-AG dengan 94 neuron pada lapisan tersembunyi memiliki tingkat keakuratan yang terbaik dibandingkan dengan hasil peramalan yang lain.

4. Kesimpulan

Dari Penelitian ini didapatkan hasil bahwa dengan menggunakan proses algoritma genetika selama 3 kali proses pencarian didapatkan hasil JST dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 99, 94 dan 98. Selama periode peramalan 1 Juni s/d 9 Juni 2016, peramalan dengan menggunakan hasil jaringan tersebut (jumlah neuron 99, 94 dan 98) didapatkan MAPE terbaik sebesar 1,412 %. Hasil tersebut berasal dari jaringan dengan 94 neuron pada lapisan tersembunyi. MAPE terburuk yang didapatkan sebesar 1,845 %. Untuk metode *trial & error* JST dengan jumlah neuron 20, 40, 60, 80, dan 100 didapatkan MAPE terbaik sebesar 1,517 %. Hasil tersebut berasal dari jaringan dengan 60 neuron pada lapisan tersembunyi. MAPE terburuk yang didapatkan sebesar 2,405 % didapatkan dari jaringan dengan 80 neuron pada lapisan tersembunyi. Berdasarkan hasil peramalan ke-8 jaringan didapatkan 2 jaringan yang melebihi batas toleransi kesalahan peramalan yaitu 5 % (Peraturan Menteri ESDM No. 03 Tahun 2007 mengenai aturan jaringan sistem tenaga listrik Jawa-Madura-Bali) yaitu jaringan dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 80 dan 100. Dari ke-8 peramalan yang dilakukan pada periode 1 Juni s/d 9 Juni 2016 dapat

disimpulkan bahwa hasil peramalan JST-AG dengan jumlah 94 neuron pada lapisan tersembunyi memiliki nilai MAPE yang paling baik yaitu 1,412 %, sedangkan nilai MAPE hasil peramalan yang digunakan PLN adalah sebesar 1,917 %.

Referensi

- [1]. Djiteng Marsudi, *Pembangkitan Energi Listrik*, edisi pertama. Jakarta, Indonesia : Erlangga. 2011.
- [2]. Jong J.S, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta, Indonesia : Andi Offset. 2005.
- [3]. JR Tony Arnold & Chapman, N. Stephen, *Introduction to material management* . New Jersey : Prentice Hall Inc. 2004. 199-273
- [4]. Arief Hermawan, *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta, Indonesia : Andi Offset, 2006.
- [5]. Laurene Fausett, *Fundamentals of Neural Network*. NJ : Prentice-Hall, 1994
- [6]. Sanadhya Samarasinghe, *Neural Networks dor Applied Sciences and Engineering*. New York, USA : Auerbach Publications, 2007.
- [7]. Sri Kusumadewi, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta, Indonesia : Graha Ilmu, 2003.
- [8]. P Venkatarama, *Applied Optimization with Matlab Programming*. Willey, 2002.
- [9]. Dwi Ana Ratna Wati, *Sistem Kendali Cerdas*. Yogyakarta, Indonesia : Graha Ilmu, 2011.
- [10]. Budi Santoso dan Paul Willy, *Metoda Metaheuristik konsep dan implementasi*. Surabaya, Indonesia : Penerbit Guna Widya. 2011
- [11]. Badar Ul, Zuhairi Baharudin, Muhammad Qamar Raza, dan Perumal Nallagowaden, "Optimization of Neural Network Architecture Using Genetic Algorithm for Load Forecasting," Departement of Electrical & electronics Engineering, University Teknologi PETRONAS, Preak, 2014.
- [12]. K. Metaxiotis, A. Kagiannas, D. Askounis, dan J Psarras, "Artificial intelligence in short term electric load forecasting: A state of the art survey for the researcher," dalam *Energy Conversion and Management*, vol.44, June 2003, hal. 1525-1534.
- [13]. H.S Hippert, C. E Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting : A review and evaluation," *IEEE Trans Power System*, vol.33, Feb 2011, hal. 44-45.
- [14]. Liang Tian and Afzel Noore, "Short-Term Load Forecasting Using Optimized Neural Network with Genetic Algorithm," dalam 8th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power System, Iowa State University, Ames, Iowa pada tanggal 16-12-2004.
- [15]. Data beban puncak harian periode 1 Januari 2013 s/d 9 Juni 2016 PT. PLN (Persero) APB Jawa Tengah dan DIY.
- [16]. Data peramalan harian periode 1 Januari 2016 s/d 9 Juni 2016 PT. PLN(Persero) APB Jawa Tengah dan DIY.