

PERAMALAN BEBAN PUNCAK HARIAN PADA PT. PLN (PERSERO) APB JATENG DAN DIY MENGGUNAKAN ANFIS (ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM)

Marlia Susanti^{*)}, Susatyo Handoko, and Bambang Winardi

Program S1 Teknik Elektro, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

^{*)}E-mail : marliasusanti2@gmail.com

Abstrak

Kebutuhan akan energi listrik terus mengalami peningkatan seiring dengan perkembangan zaman. Peningkatan kebutuhan energi listrik tersebut harus diimbangi dengan penyediaan energi listrik yang memadai, sehingga diperlukan sistem tenaga listrik yang handal namun tetap ekonomis. Besarnya energi listrik yang dibangkitkan harus seimbang dengan besar energi listrik yang dikonsumsi, oleh karena itu perlu adanya suatu peramalan beban listrik mengingat bahwa besarnya kebutuhan energi listrik dari konsumen tidak dapat ditentukan secara pasti. Pada penelitian ini dilakukan peramalan menggunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*). Peramalan yang dilakukan adalah peramalan beban puncak harian yang termasuk ke dalam peramalan beban jangka pendek. Pada peramalan ini, data yang dipakai adalah data historis beban puncak harian dari tanggal 1 Januari 2010 sampai 9 Juni 2016. Adapun nilai parameter-parameternya berupa *radius*, *squash factor*, *accept ratio*, *reject ratio*, dan *epoch*. Tolok ukur dalam peramalan ini berupa nilai MAPE. Hasil peramalannya akan dibandingkan dengan hasil peramalan PLN yang menggunakan metode koefisien beban. Hasil peramalan menunjukkan bahwa persentase kesalahan rata-rata absolut yang diperoleh adalah 1,879%. Hasil peramalan tersebut diperoleh dari peramalan menggunakan Jaringan_24 dan Jaringan_25. Nilai MAPE hasil peramalan ANFIS lebih kecil bila dibandingkan dengan MAPE hasil peramalan PLN yang menggunakan metode koefisien beban yaitu 1,917%.

Kata kunci: peramalan beban, ANFIS, beban puncak harian, MAPE

Abstract

Demand for electrical energy continues to increase in line with the times. That increase must be balanced with an adequate supply of electrical energy, it takes electrical power systems that are reliable yet economical. The amount of electrical energy generated must be balanced with the electrical energy consumed, therefore an electrical load forecasting is needed considering that the amount of the electrical energy demands of consumers can not be determined with certainty. This study has been carried out for the load forecasting by the ANFIS method. The created forecasting is daily peak loads forecasting that are included in short-term load forecasting. In this forecast, the data used is the daily peak load historical data from January 1, 2010 to June 9, 2016. The forecasting parameters are radius, squash factor, ratio accept, reject ratio, and epoch. Benchmarks in this load forecasting is the value of MAPE. The results are compared with PLN load forecasting which is using load coefficient method. The result of forecasting is shows that the MAPE of forecasting results was 1.879%. The forecasting result obtained from the use of Jaringan-24 and Jaringan_25. MAPE of ANFIS load forecasting result is smaller than MAPE value of PLN load forecasting result, ie 1,917%.

Keywords: load forecasting, ANFIS, daily peak load, MAPE

1. Pendahuluan

Sejalan dengan perkembangan zaman dan kemajuan ilmu dan teknologi, kebutuhan akan ketersediaan energi listrik kian meningkat. Peningkatan kebutuhan listrik tersebut harus diimbangi dengan penyediaan energi listrik oleh

pihak penyedia energi listrik, dalam hal ini adalah PT. PLN (Persero), agar tercapai stabilitas sistem tenaga listrik serta mampu memenuhi besarnya kebutuhan konsumen akan energi listrik.

Menurut Djiteng [1] daya yang dibangkitkan atau diproduksi harus selalu sama dengan daya yang

dikonsumsi oleh para pemakai tenaga listrik yang secara teknis umumnya dikatakan sebagai beban sistem. Apabila besarnya energi listrik yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan energi listrik konsumen, maka dapat menyebabkan *overload* yang akan berdampak pada terjadinya pemadaman yang merugikan pihak konsumen. Sebaliknya, apabila besarnya pembangkitan energi listrik jauh lebih besar daripada permintaan atau kebutuhan konsumen maka dapat mengakibatkan terjadinya pemborosan energi sehingga perusahaan penyedia tenaga listrik dapat mengalami kerugian. Diperlukan strategi dan metode untuk penyesuaian antara pembangkitan dan permintaan daya. Agar tercapai penyesuaian antara pembangkitan dan permintaan daya, maka pihak penyedia listrik harus mengetahui beban atau permintaan daya listrik untuk beberapa waktu ke depan dengan melakukan peramalan beban listrik [2].

Penelitian sebelumnya mengenai peramalan beban jangka pendek telah dilakukan antara lain dengan menggunakan metode logika fuzzy untuk model peramalan beban listrik jangka pendek harian pada sistem kelistrikan Jawa Timur dan Bali [3]. Selain itu telah digunakan pula metode peramalan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) untuk model peramalan kebutuhan beban listrik tiap jam pada sistem kelistrikan Jawa Tengah dan DIY [4]. Untuk metode ANFIS yang merupakan penggabungan antara logika fuzzy dengan jaringan syaraf tiruan juga telah digunakan pada penelitian sebelumnya untuk model peramalan beban listrik mingguan di Bali [5].

Berdasarkan hal tersebut maka akan dilakukan peramalan beban puncak harian pada PT. PLN (Persero) APB Jawa Tengah dan DIY menggunakan ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) dalam Tugas Akhir ini. Kemudian hasil peramalan tersebut akan dibandingkan dengan hasil peramalan PLN yang menggunakan metode koefisien beban.

2. Metode

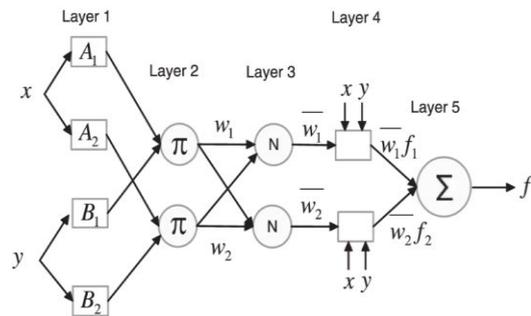
2.1. Pembelajaran ANFIS

Pembelajaran ANFIS menggunakan *hybrid learning rule* yang menggabungkan metode *Least Squares Estimator* (LSE) untuk menentukan nilai konsekuen pada alur maju dan *Error Backpropagation* (EBP) pada alur mundur untuk memperbaiki parameter premis [5]. LSE merupakan suatu metode yang digunakan untuk menentukan hubungan linier dari suatu data dimana jumlah kuadrat dari jarak antara titik-titik dengan garis regresi yang sedang dicari harus sekecil mungkin, sedangkan EBP adalah suatu metode pelatihan yang terawasi atau dalam artian mempunyai target yang akan dicari. Metode EBP ini dilakukan dengan cara merambatkan nilai *error* mundur dari lapisan keluaran ke lapisan masukan.

Sebelum memulai proses pelatihan, terdapat beberapa parameter yang harus ditentukan terlebih dahulu, yaitu:

- Radius, merupakan jari-jari atribut data. Nilai *default* parameter radius adalah 0,5.
- Squash factor*, merupakan faktor pengali nilai radius yang menentukan jumlah tetangga dalam sebuah pusat *cluster*. Nilai *default* parameter *squash factor* adalah 1,25.
- Accept ratio*, merupakan batas bawah dimana suatu titik data yang menjadi calon pusat *cluster* diperbolehkan untuk menjadi pusat *cluster*. Nilai *default* parameter *accept ratio* adalah 0,5.
- Reject ratio*, merupakan batas atas dimana suatu titik data yang menjadi calon pusat *cluster* tidak diperbolehkan menjadi pusat *cluster*. Nilai *default* parameter *reject ratio* adalah 0,15.
- Epoch*, merupakan jumlah maksimal proses pelatihan yang dilakukan (maksimum iterasi).
- Goal*, merupakan toleransi galat (*error*) yang ingin dicapai.

Tahap pertama dalam pelatihan ANFIS adalah alur maju. Tahap ini terdiri dari 5 *layer* sesuai dengan gambar arsitektur ANFIS pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Arsitektur ANFIS

Pada *layer* pertama terdiri dari proses fuzzifikasi dimana data masukan dan target dipetakan dalam derajat keanggotaannya. Pada *layer* kedua dan ketiga dilakukan proses inferensi yang digunakan untuk menentukan *rule* fuzzy menggunakan inferensi Sugeno. Pada *layer* keempat dilakukan proses pencarian nilai konsekuen dengan menggunakan *Least-Squares Estimator* (LSE). Dan pada *layer* kelima dilakukan proses *summary* dari dua keluaran pada *layer* keempat. Kelima *layer* pada arsitektur ANFIS dideskripsikan sebagai berikut [13]:

1) Lapisan 1

Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) ; i = 1,2 \text{ atau} \\ O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x) ; i = 3,4 \quad (2.1)$$

dengan x dan y adalah masukan pada simpul i , A_i (atau B_{i-2}) adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul $O_{1,i}$ berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan

fuzzy *A* dan *B*. Fungsi keanggotaan yang dipakai adalah jenis generalized bell (gbell).

2) Lapisan 2

Semua simpul pada lapisan ini adalah non adaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang. Fungsi simpulnya adalah:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y); \quad i = 1,2 \quad (2.2)$$

Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan fuzzy. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan fuzzy. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk.

3) Lapisan 3

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul non adaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke-*i* pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul sebagai berikut.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}; \quad i = 1,2 \quad (2.3)$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

4) Lapisan 4

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i x + r_i) \quad (2.4)$$

dengan \bar{w}_i adalah derajat perngaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter p, q, r menyatakan parameter konsekuen yang adaptif.

5) Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul:

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (2.5)$$

Setelah nilai keluaran dari kelipa *layer* tersebut diperoleh, maka dibandingkan dengan target keluaran sebenarnya. Selisih nilai keluaran dengan target keluaran sebenarnya disebut dengan galat (*error*). Jika nilai *error* tersebut lebih besar dari nilai *goal* yang telah ditetapkan sebelumnya, maka selanjutnya dilakukan tahap alur mundur dengan menggunakan EBP untuk mengecek setiap *error* pada setiap *layer*. Satu tahap arah pembelajaran alur maju-mundur dinamakan satu *epoch*. Fase tahap alur maju-mundur ini akan berhenti jika jumlah iterasi (*epoch*) yang ditetapkan tercapai atau jika nilai *error* jaringan telah sama atau lebih kecil dari nilai *goal* yang telah ditetapkan sebelumnya.

2.2. Perancangan Sistem

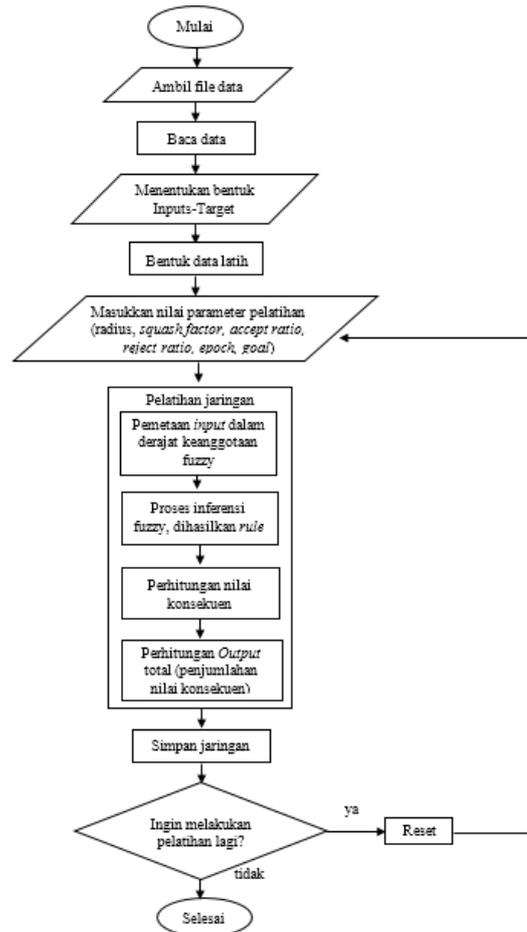
Perancangan program peramalan beban puncak harian menggunakan ANFIS ini memakai 8 variabel masukan yaitu beban puncak pada hari H, beban puncak pada hari

H-1, H-2, H-3, H-4, H-6, H-7, dan 1 variabel keluaran yaitu peramalan beban puncak untuk hari H+1.

Terdapat 3 tahap yang dilakukan dalam perancangan sistem, yaitu: tahap pelatihan, tahap pengujian jaringan, dan tahap peramalan.

2.2.1. Tahap Pelatihan

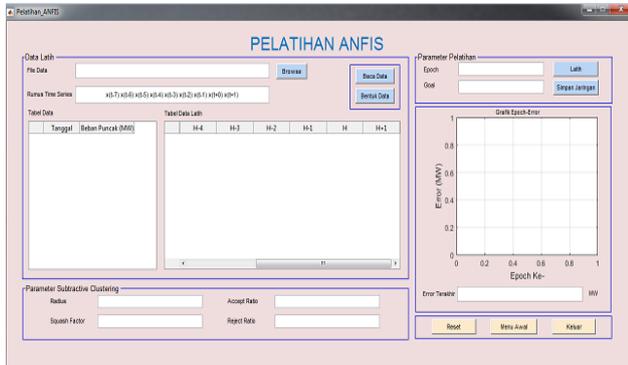
Diagram alir tahap pelatihan dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Diagram Alir Tahap Pelatihan

Pada tahap pelatihan, langkah awal yang dilakukan adalah melakukan pengambilan data historis kemudian menentukan bentuk *inputs-target* untuk membentuk data latih berupa data masukan dan target. Setelah itu, langkah selanjutnya adalah memasukkan nilai parameter pelatihan, yaitu: *radius, squash factor, accept ratio, reject ratio, epoch, dan goal*. Kemudian dilakukan pelatihan. Pelatihan ini dilakukan dengan tujuan agar sistem yang dirancang dapat mengenali target. Setelah pelatihan jaringan dilakukan, langkah terakhir adalah penyimpanan jaringan. Penyimpanan jaringan ini dilakukan agar jaringan yang telah dibuat dapat digunakan dalam tahap pengujian maupun tahap peramalan. Jika ingin melakukan pelatihan kembali dengan nilai parameter pelatihan yang berbeda,

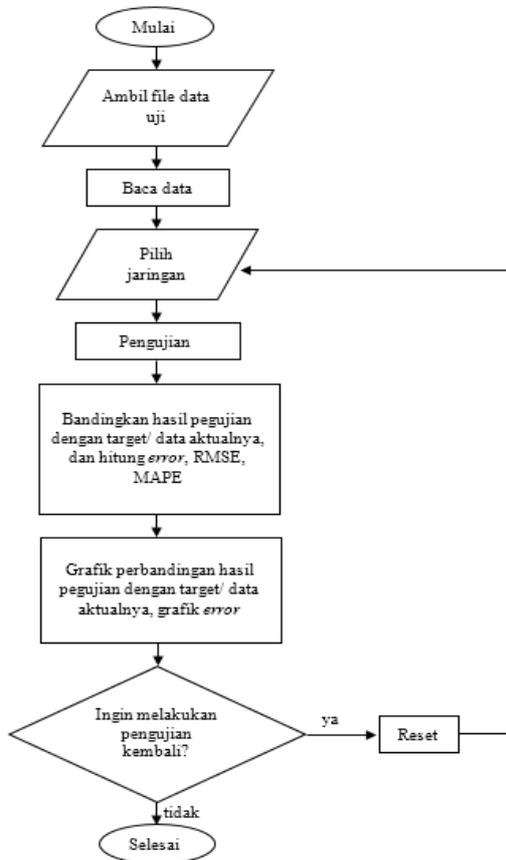
maka pengguna dapat melakukan *reset*, kemudian mengulang dari tahap penentuan nilai parameter pelatihan. Tampilan subprogram simulasi pelatihan dapat dilihat pada Gambar 3 berikut ini.



Gambar 3. Tampilan GUI Pelatihan

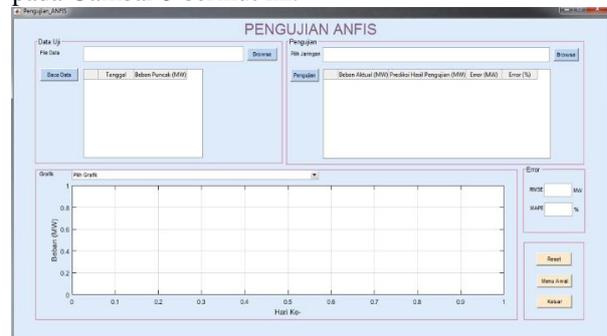
2.2.2. Tahap Pengujian Jaringan

Setelah tahap pelatihan, tahap selanjutnya adalah pengujian jaringan. Diagram alir tahap pengujian jaringan dapat dilihat pada Gambar 4 berikut ini.



Gambar 4. Diagram Alir Tahap Pengujian Jaringan

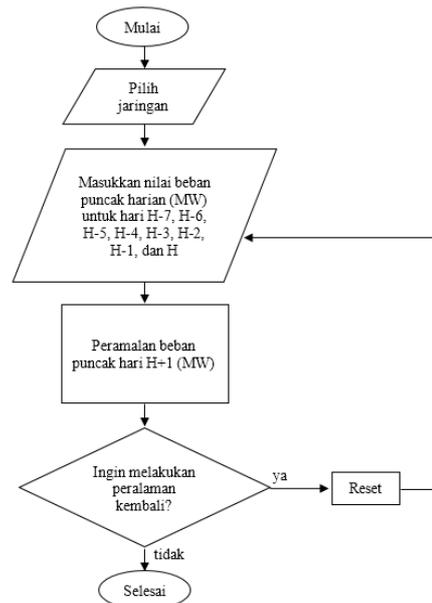
Dalam tahap pengujian ini, langkah pertama yang dilakukan adalah pengambilan data uji, kemudian memilih jaringan yang telah dibuat sebelumnya pada yahap pelatihan. Setelah itu dilakukan pengujian . Keluaran hasil pengujian ini berupa nilai beban puncak harian (MW) dan nilai *error*. Setelah hasil pengujian keluar, langkah selanjutnya adalah membandingkan nilai beban puncak harian hasil pengujian dengan beban puncak aktual atau sebenarnya. Bagus atau tidaknya hasil pengujian dapat dilihat dari nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan. Jika ingin melakukan pengujian ulang dengan jaringan yang berbeda, maka pengguna dapat melakukan *reset* kemudian memilih kembali jaringan yang lain. Tampilan subprogram simulasi pengujian dapat dilihat pada Gambar 5 berikut ini.



Gambar 5. Tampilan GUI Pengujian Jaringan

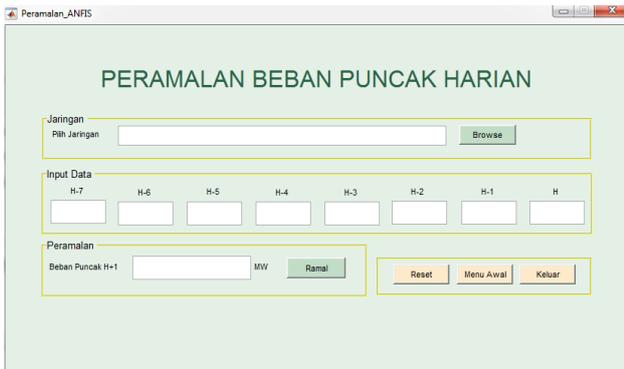
2.2.3. Tahap Peramalan

Setelah melakukan tahap pengujian jaringan, tahap selanjutnya adalah pengujian peramalan. Diagram alir tahap pengujian jaringan dapat dilihat pada Gambar 6 berikut ini.



Gambar 6. Diagram Alir Tahap Peramalan Beban

Pada saat tahap peramalan, langkah pertama yang dilakukan adalah memilih jaringan untuk peramalan yang telah dibuat sebelumnya. Setelah itu adalah *input* data masukan berupa besar beban puncak hari ini (H), hari H-1, H-2, H-3, H-4, H-5, H-6, dan H-7. Setelah semua data dimasukkan, kemudian lakukan peramalan. Hasil dari peramalan ini berupa nilai beban puncak pada esok hari (H+1). Jika pengguna ingin melakukan peramalan kembali dapat dengan melakukan *reset* kemudian kembali memilih jaringan dan *input* data masukan. Tampilan subprogram simulasi peramalan beban dapat dilihat pada Gambar 7 berikut ini.



Gambar 7. Tampilan GUI Peramalan Beban

3. Hasil dan Analisa

3.1. Pelatihan

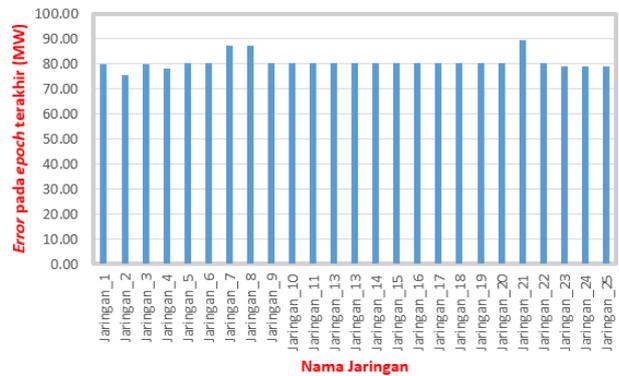
Jumlah variasi jaringan yang digunakan dalam perancangan program ini adalah sebanyak 25 jaringan. Jumlah data latih yang digunakan yaitu sebanyak 2183 data yang diambil dari periode 1 Januari 2010 sampai dengan 31 Desember 2015. Tabel 1 beserta gambar grafik 8 dan 9 memaparkan hasil pelatihan yaitu berupa *error* yang dihasilkan pada *epoch* terakhir dan nilai regresi liniernya (R).

Tabel 1. Hasil Pelatihan dengan Variasi Nilai Parameter

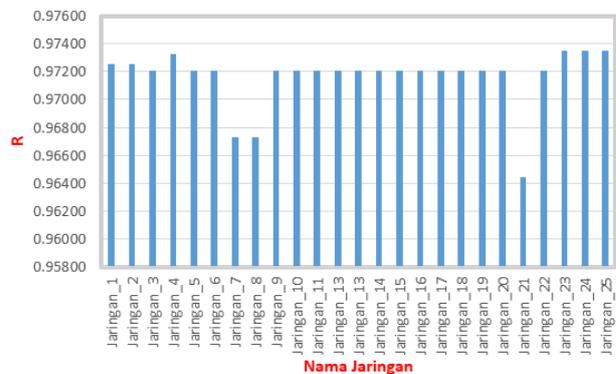
Nama Jaringan	Parameter				Hasil Pelatihan		
	Radius	Squash Factor	Accept Ratio	Reject Ratio	Epoch	Error	R
Jaringan_1	0,30	1,25	0,50	0,15	1.000	77,6454	0,97258
Jaringan_2	0,35	1,25	0,50	0,15	1.000	75,3411	0,97258
Jaringan_3	0,40	1,25	0,50	0,15	1.000	79,1929	0,97205
Jaringan_4	0,45	1,25	0,50	0,15	1.000	78,2834	0,97325
Jaringan_5	0,50	1,25	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_6	0,50	1,25	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_7	0,50	1,40	0,50	0,15	1.000	87,4125	0,96728
Jaringan_8	0,50	1,55	0,50	0,15	1.000	87,4125	0,96728
Jaringan_9	0,50	1,70	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_10	0,50	1,85	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_11	0,50	1,25	0,30	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_12	0,50	1,25	0,40	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_13	0,50	1,25	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205

Lanjutan Tabel. 1

Jaringan_14	0,50	1,25	0,60	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_15	0,50	1,25	0,70	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_16	0,50	1,25	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_17	0,50	1,25	0,50	0,25	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_18	0,50	1,25	0,50	0,35	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_19	0,50	1,25	0,50	0,45	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_20	0,50	1,25	0,50	0,55	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_21	0,50	1,25	0,50	0,15	100	91,6753	0,96439
Jaringan_22	0,50	1,25	0,50	0,15	1.000	80,1499	0,97205
Jaringan_23	0,50	1,25	0,50	0,15	10.000	79,0653	0,97350
Jaringan_24	0,50	1,25	0,50	0,15	25.000	79,0331	0,97353
Jaringan_25	0,50	1,25	0,50	0,15	50.000	79,0331	0,97353



Gambar 8. Grafik Nilai Error pada Epoch terakhir Hasil Pelatihan



Gambar 9. Grafik Nilai R Hasil Pelatihan

Berdasarkan Tabel 1 serta Gambar 8 dan 9 dapat dilihat bahwa dari pelatihan yang dilakukan dengan menggunakan 25 variasi nilai-nilai parameternya, diperoleh Jaringan_24 dan Jaringan_25 merupakan jaringan yang menghasilkan nilai R terbaik yaitu sebesar 0,97353 dengan nilai *error* pada *epoch* terakhir yaitu 79,0331 MW. Berdasarkan hasil tersebut, maka Jaringan_24 dan Jaringan_25 yang akan digunakan sebagai jaringan pada tahap peramalan. Namun sebelumnya perlu dilakukan pengujian terlebih dahulu

terhadap kedua jaringan tersebut untuk mengetahui besar persentase kesalahannya apabila jaringan-jaringan tersebut diujikan untuk data lain yang bukan termasuk data latihnya.

3.2. Pengujian

Data uji yang digunakan pada perancangan program peramalan beban puncak harian ini menggunakan 152 data yang diambil dari periode 1 Januari sampai dengan 31 Mei 2016. Pengujian ini dilakukan menggunakan jaringan terbaik hasil pelatihan, yaitu Jaringan_24 dan Jaringan_25. Hasil pengujian data uji menggunakan jaringan-jaringan tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Jaringan_24 dan Jaringan_25

Nama Jaringan	Hasil Pengujian	
	RMSE (MW)	MAPE (%)
Jaringan_24	101,0677	2,0418
Jaringan_25	101,0677	2,0418

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai RMSE dan nilai MAPE yang dihasilkan kedua jaringan tersebut adalah sama, yaitu sebesar 101,0677 MW untuk nilai RMSE dan 2,0418% untuk nilai MAPE. Nilai-nilai tersebut menunjukkan hasil yang baik sehingga jaringan tersebut dapat digunakan untuk tahap selanjutnya yaitu tahap peramalan. Jaringan-jaringan hasil pengujian yang mempunyai nilai RMSE dan MAPE yang sama nantinya akan menghasilkan nilai peramalan yang sama pula.

3.3. Peramalan

Data yang digunakan dalam tahap peramalan ini adalah data beban puncak periode 24 Mei sampai 8 Juni 2016 untuk meramalkan data beban puncak periode 1-9 Juni 2016. Jaringan yang digunakan untuk tahap peramalan ini adalah Jaringan_24 atau Jaringan_25 dikarenakan keduanya akan menghasilkan nilai peramalan yang sama. Hasil peramalan beban puncak harian menggunakan jaringan tersebut ditampilkan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan menggunakan Jaringan_24 dan Jaringan_25

Tanggal	Beban Puncak Hasil Peramalan (MW)
1 Juni 2016	3899,84
2 Juni 2016	3897,43
3 Juni 2016	3897,93
4 Juni 2016	3720,01
5 Juni 2016	3629,35
6 Juni 2016	3690,74
7 Juni 2016	3718,66
8 Juni 2016	3899,65
9 Juni 2016	3828,56

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat hasil peramalan beban puncak harian menggunakan Jaringan_24 atau Jaringan_25 yang dinyatakan dalam satuan MW.

3.4. Perbandingan Hasil Peramalan ANFIS dengan Peramalan PLN

Hasil peramalan ANFIS akan dibandingkan dengan peramalan PLN dan beban aktualnya untuk mengetahui besarnya *error* yang terjadi. Tabel 4 dan 5 akan memaparkan hasil peramalan ANFIS dan peramalan PLN terhadap beban aktualnya serta *error* yang terjadi dari hasil peramalan tersebut.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Peramalan ANFIS dan Peramalan PLN terhadap Beban Aktual

Tanggal	Hasil Peramalan (MW)		Beban Aktual (MW)
	ANFIS	PLN	
1 Juni 2016	3899,84	3872,00	3841,05
2 Juni 2016	3897,43	3900,00	3890,19
3 Juni 2016	3897,93	3900,00	3819,59
4 Juni 2016	3720,01	3718,00	3750,67
5 Juni 2016	3629,35	3509,00	3694,83
6 Juni 2016	3690,74	3849,00	3802,80
7 Juni 2016	3718,66	3848,00	3930,30
8 Juni 2016	3899,65	3888,00	3879,19
9 Juni 2016	3828,56	3940,00	3764,81

Tabel 5. Perbandingan *Error* Hasil Peramalan ANFIS dan Peramalan PLN terhadap Beban Aktual

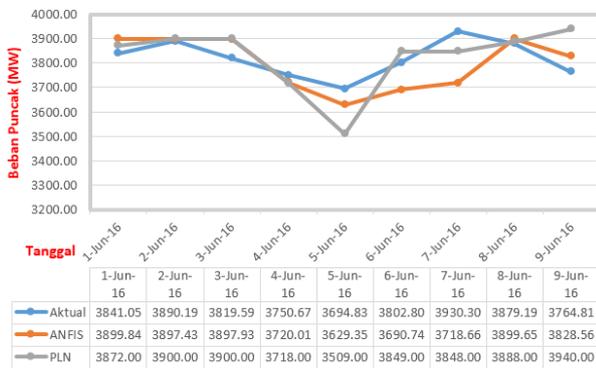
Tanggal	<i>Error</i> Hasil Peramalan (%)	
	ANFIS	PLN
1 Juni 2016	1,531	0,806
2 Juni 2016	0,186*	0,252*
3 Juni 2016	2,051	2,105
4 Juni 2016	0,818	0,871
5 Juni 2016	1,772	5,029**
6 Juni 2016	2,947	1,215
7 Juni 2016	5,385**	2,094
8 Juni 2016	0,527	0,227
9 Juni 2016	1,693	4,653
MAPE	1,879	1,917

Ket : **Error* minimum
***Error* maksimum

Berdasarkan Tabel 4 dan 5 dapat diketahui perbandingan hasil peramalan ANFIS dengan peramalan PLN terhadap beban aktualnya. Pada peramalan ANFIS menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil yaitu 1,879% bila dibandingkan dengan hasil peramalan PLN dengan nilai MAPE 1,917%. Akan tetapi keduanya telah menghasilkan peramalan yang baik sesuai dengan standar PLN yaitu nilai MAPE untuk peramalan jangka pendek adalah $\pm 2\%$. Perbandingan hasil peramalan ANFIS dengan peramalan PLN terhadap beban aktualnya dapat dilihat pada Gambar 10.

Dari gambar grafik perbandingan di atas terlihat bahwa baik beban puncak hasil peramalan ANFIS maupun peramalan PLN sudah memiliki *trend* yang hampir sama dengan beban puncak aktualnya. Perbedaan cukup besar dari hasil peramalan ANFIS terletak pada tanggal 7 Juni

2016, sedangkan peramalan PLN terletak pada tanggal 5 dan 9 Juni 2016.



Gambar 10. Grafik Perbandingan Peramalan ANFIS dan Peramalan PLN dengan Beban Aktual

4. Kesimpulan

Telah dirancang program peramalan beban puncak harian menggunakan ANFIS dengan variasi nilai-nilai parameter berupa *radius*, *squash factor*, *accept ratio*, *reject ratio*, dan *epoch*. Perancangan ini terdiri dari 3 tahap, yaitu tahap pelatihan, pengujian, dan peramalan. Pada tahap pelatihan, data yang digunakan adalah data beban puncak harian periode 1 Januari 2010 sampai 31 Desember 2015. Dari hasil pelatihan menggunakan 25 variasi nilai-nilai parameternya, diperoleh bahwa Jaringan_24 dan Jaringan_25 merupakan jaringan terbaik yang menghasilkan nilai R sebesar 0,97353 dengan nilai *error* pada *epoch* terakhir sebesar 79,0331 MW. Nilai-nilai parameter dari Jaringan_24 dan Jaringan_25 yaitu, *radius* sebesar 0,5, *squash factor* sebesar 1,25, *accept ratio* sebesar 0,5, *reject ratio* sebesar 0,15, serta nilai *epoch* untuk masing-masing jaringan adalah sebanyak 25.000 dan 50.000.

Pada tahap pengujian, data yang digunakan adalah data beban puncak harian periode 1 Januari sampai 31 Mei 2016. Dari hasil pengujian menggunakan Jaringan_24 dan Jaringan_25, diperoleh nilai RMSE sebesar 101,0677 MW dengan nilai MAPE sebesar 2,0418% untuk kedua jaringan tersebut. Nilai tersebut menunjukkan hasil yang baik sehingga jaringan tersebut dapat digunakan untuk tahap selanjutnya yaitu tahap peramalan.

Pada tahap peramalan, Jaringan_24 dan Jaringan_25 digunakan untuk meramalkan beban puncak harian tanggal 1-9 Juni 2016. Dari hasil peramalan didapatkan nilai MAPE sebesar 1,879%. Nilai tersebut lebih kecil dibandingkan nilai MAPE hasil peramalan PLN yang menggunakan metode koefisien beban, yaitu sebesar 1,917%, namun keduanya telah menghasilkan peramalan yang baik sesuai dengan standar PLN yaitu nilai MAPE untuk peramalan jangka pendek adalah $\pm 2\%$.

Adapun saran yang dapat diberikan dalam perancangan program peramalan beban selanjutnya adalah dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma pembentuk FIS yang lain seperti *grid partition*, dapat dikembangkan

program peramalan yang tidak hanya dapat meramalkan beban puncak harian saja, tetapi juga peramalan beban untuk setiap 1 jam atau 30 menit, serta dapat dilakukan dengan menambahkan masukan lain yang mempengaruhi besarnya beban listrik, seperti suhu udara ataupun cuaca.

Referensi

- [1]. Marsudi, Djiteng, *Operasi Sistem Tenaga Listrik*, Jakarta: Balai Penerbit dan Humas ISTN, 2006.
- [2]. Suswanto, Daman, *Sistem Distribusi Tenaga Listrik untuk Mahasiswa Teknik Elektro*, Padang: Universitas Negeri Padang, 2009.
- [3]. Handoko, Bagus, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur dan Bali Menggunakan Fuzzy Time Series*, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya, 2010.
- [4]. A. Sari, Dinar, *Peramalan Beban Jangka Pendek Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*, Semarang: Universitas Diponegoro, 2007.
- [5]. Widyapatriwi, L.K., *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Bali Menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)*, Bali: Universitas Udayana, 2012.
- [6]. Supranto, J., *Metode Peramalan Kuantitatif untuk Perencanaan*, Jakarta: Gramedia, 2004.
- [7]. Wibowo, Helmi dkk., *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Terklasifikasi Berbasis Metode Autoregressive Integrated Moving Average*, Jurnal Universitas Pendidikan Indonesia, Vol.11 No.2, Hal. 44-50, 2012.
- [8]. Arnold, J.R. Tony, Chapman, dan N. Stephen, *Introduction to Material Management*. New Jersey: Prentice-Hall Inc, 2004.
- [9]. Dwiantoro, Bagus, *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Berdasarkan Data Historis Menggunakan Metode GARCH*, Depok: Universitas Indonesia, 2012.
- [10]. Jang, J.S. Roger, Sun, Chuen-Tsai, dan M. Eiji, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, USA: Prentice-Hall International, 1997.
- [11]. Kusumadewi, Sri dan Hartati, Sri, *Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf Tiruan*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [12]. Lin, Chin-Teng dan Lee, George, *Neural Fuzzy Systems*, London: prentice-hall, 1996.
- [13]. Kusumadewi, Sri dan Purnomo, Hari, *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [14]. Kusumadewi, Sri, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2003.
- [15]. Widodo, P.P dan Handayanto, R.T., *Penerapan Soft Computing dengan Matlab*, Jakarta: Rekayasa Sains, 2012.
- [16]. Wati, D.A.R., *Sistem Kendali Cerdas: Fuzzy Logic Controller (FLC), Jaringan Syaraf Tiruan (JST), Algoritma Genetik (AG), dan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2011.
- [17]. Cheng, Ching-Hsue dan Wei, Liang-Ying, *One Step-Ahead ANFIS Time Series Model for Forecasting Electricity Load*, *Optim Eng.* Vol.11, pp. 303-317, 2010.
- [18]. Keshavarzi, Ali dkk., *Fuzzy Clustering Analysis for Modeling of Soil Cation Exchange Capacity*, Australian Journal of Agricultural Engineering, Vol.3(1), pp.27-33, 2012.