

# Prakiraan Beban Listrik Jangka Pendek Kota Banda Aceh Berbasis Logika Fuzzy

Syukriyadin dan Rio Syahputra

Laboratorium Teknik Energi Listrik

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Syiah Kuala

Jl. T. Syech Abdurrauf No. 7, Darussalam, Banda Aceh

email: syukriyadin@elektro.unsyiah.ac.id

**Abstrak**— Salah satu aspek teknis yang menunjang perencanaan pengoperasian optimal suatu pembangkit baik ditinjau dari segi keandalan sistem maupun segi ekonomis operasi sistem tenaga adalah masalah prakiraan beban listrik jangka pendek. Penelitian ini bertujuan untuk memprakirakan beban listrik jangka pendek jam beban puncak (17.30 – 22.30 WIB) pembebanan harian Unit Penyaluran Transmisi Banda Aceh P3B PT PLN Persero wilayah Aceh 150-20 kV dengan mengaplikasikan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Perangkat lunak yang digunakan untuk memprakirakan beban listrik jangka pendek dalam penelitian ini dengan bantuan perangkat lunak MATLAB R 2007b dan Microsoft Excel 2007. Struktur ANFIS yang dilatih menggunakan model ANFIS Sugeno, 3 jenis fungsi keanggotaan dengan 3 dan 4 fuzzy set untuk masing-masing jenis fungsi keanggotaan. Struktur ANFIS tersebut dilatih dengan menggunakan algoritma *hybrid*. Dari hasil simulasi diperoleh bahwa struktur ANFIS 3 masukan fungsi keanggotaan gbell dengan 3 fuzzy set sebagai struktur ideal. Selanjutnya hasil estimasi ANFIS dibandingkan dengan metode rata-rata bergerak. Dari simulasi prakiraan diperoleh hasil bahwa model ANFIS menghasilkan MAPE sebesar 3,42 %, sedangkan prakiraan menggunakan metode rata-rata bergerak menghasilkan MAPE sebesar 6,58 %.

**Kata Kunci** : ANFIS, Fungsi Keanggotaan, Algoritma hybrid, MAPE (Mean Absolut Percentage Error), MSE (Mean Square Error)

**Abstract**—One of the technical aspects that support the optimal operation planning of a power plant when viewed in terms of system reliability and economic is about short-term load forecasting. The objective of this research is to forecasting hourly short-term electric load peak (17:30 to 22:30 GMT) at loading area of Transmission Distribution Banda Aceh Unit of PT. PLN P3B Aceh 150-20 kV by using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) method. The toolbox used to predict short-term electric load in this research is by using MATLAB software R2007b and Microsoft Excel 2007. ANFIS structure is trained using ANFIS Sugeno models, three types of membership functions with three and four fuzzy sets for each type of membership function. ANFIS structure is trained using a hybrid algorithm. From the simulation results obtained that the structure of the input membership functions of ANFIS 3 gbell with three fuzzy sets as the ideal structure. Further results of ANFIS estimation compared with the moving average method. From the simulation results is shown that ANFIS models generate MAPE 3.42%, while the forecasts using the moving average method generate MAPE 6.58%.

**Keywords**: ANFIS, Membership Function, a hybrid algorithm, MAPE (Mean Absolut Percentage Error), MSE (Mean Square Error)

## I. PENDAHULUAN

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar. Oleh karena itu, tenaga listrik harus dibangkitkan pada saat dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan energi listrik dari waktu ke waktu. Apabila daya yang dibangkitkan lebih besar dari permintaan maka akan timbul pemborosan energi pada perusahaan listrik. Sebaliknya, bila daya yang dibangkitkan lebih rendah daripada permintaan maka konsumen akan dirugikan. Oleh karena itu, diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dan permintaan daya.

Prakiraan beban listrik jangka pendek bertujuan untuk memprediksi konsumsi energi listrik pada jangka waktu menit, jam, hari atau minggu. Prakiraan beban listrik jangka

pendek memainkan peranan penting dalam *real-time control* dan fungsi-fungsi keamanan dari suatu sistem manajemen energi. Apabila hasil dari prakiraan beban listrik jangka pendek menghasilkan akurasi yang tepat, maka akan didapat optimalisasi penyediaan energi listrik kepada konsumen [1].

Teknik prakiraan beban listrik jangka pendek dewasa ini rata-rata masih menggunakan pendekatan konvensional seperti *metode regresi* dan *metode rata-rata bergerak*. Sifatnya yang terbatas serta masih bersifat klasik menjadi kekurangan tersendiri pada metode ini. Padahal prakiraan kebutuhan daya listrik jangka pendek sangat penting dalam perencanaan pengoperasian optimal suatu pembangkit baik ditinjau dari segi ekonomis maupun dari segi keandalan operasi sistem tenaga. Untuk itu akurasi prakiraan beban

secara tepat akan bersifat strategis dan menjadi dasar penilaian dalam menentukan untung dan rugi.

Mengingat betapa pentingnya prakiraan beban listrik jangka pendek, penelitian ke arah prakiraan beban listrik jangka pendek berbasis teknik kecerdasan tiruan pun telah banyak dilakukan, diantaranya berbasis *Fuzzy subtractive clustering*, *Fuzzy Backpropagation* dan *Neural Networks*.

Pada penelitian ini akan diplikasikan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan menggunakan sampel data aktual sebagai *training data set*. Himpunan data aktual yang akan digunakan adalah data pembebanan selama 4 bulan (3 Januari – 01 Mei 2011) sebagai kebutuhan untuk data latih.

II. PENDEKATAN ADAPTIVE NEURO-FUZZY UNTUK ESTIMASI BEBAN PUNCAK

Prakiraan beban, terutama beban pada jam beban puncak adalah dasar untuk estimasi sistem dan kalkulasi teknis dan ekonomis. Hal ini memungkinkan untuk dikembangkan dalam operasi dan pemeliharaan peralatan listrik dan rencana konfigurasi operasi jaringan.

Kesulitan utama dalam memprakirakan beban pada jam beban puncak untuk bus penerima dalam sistem distribusi tenaga listrik berasal dari sifat acak beban, keanekaragaman bentuk beban di bagian sistem berbeda, kurangnya data terukur dan tidak lengkap serta tidak pastinya karakter informasi di beban dan konsumen.

Konsumsi energi listrik dalam periode waktu yang berbeda, tingkat rata-rata konsumsi daya yang diijinkan oleh transformator dan pengukuran beban secara tersendiri, merupakan faktor-faktor pendekatan yang berhubungan dengan prakiraan beban dalam sistem distribusi bus. Pendekatan yang lain berupa konsumsi energi per periode oleh konsumen dibagi ke dalam kelompok-kelompok yang memiliki bentuk beban yang berbeda. Pendekatan lebih lanjut didasari oleh pengevaluasian staff operasional atau secara operasional.

Dalam tahap pengembangan sistem distribusi tenaga, prakiraan beban di bus sistem menjadi strategi yang paling memungkinkan karena kurang lengkapnya informasi utama beban dan konsumen. Hal ini menuntut determinasi hubungan dalam tahap sebelumnya antara bus beban dengan data yang tersedia.

Penelitian ini menerapkan metode adaptive Neuro-Fuzzy untuk memprakirakan beban puncak sistem distribusi tenaga listrik. Metode *adaptive neuro-fuzzy* merupakan adaptasi dari *neural networks* yang secara fungsional ekuivalen dengan sistem Fuzzy Inference System (FIS). Dalam sistem distribusi, prakiraan pada bus beban sangat rumit karena informasi yang tersedia hanya konsumsi energi listrik saja. Sehingga dalam mengestimasi sistem yang tidak pasti atau samar, tidak tepat, dan acak dalam permintaan konsumen, pendekatan adaptive neuro-fuzzy inilah yang diajukan dalam penelitian ini. Input data yang tidak akurat dan andal dimodelkan dengan menggunakan nilai-nilai keanggotaan fuzzy. Nilai keanggotaan fuzzy digunakan untuk deskripsi data masukan [2,3].

A. Model Adaptive Neuro-Fuzzy Sugeno

Untuk kesederhanaan, dibuat asumsi bahwa sistem penyimpulan fuzzy mempunyai dua masukan yaitu x dan y dan satu keluaran yakni z. sebagai contoh untuk model fuzzy jenis sugeno, aturan umum dengan dua aturan implikasi fuzzy JIKA-MAKA sebagai berikut [2]:

Aturan 1 : JIKA x adalah  $A_1$  dan y adalah  $B_1$ , MAKA  $Z_1 = p_1x + q_1y + r_1$ ,

Aturan 2 : JIKA x adalah  $A_2$  dan y adalah  $B_2$ , MAKA  $Z_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Gambar 1 menunjukkan mekanisme pengambilan keputusan secara fuzzy dengan dua aturan (rules). Melalui himpunan data yang diberikan terdiri atas pasangan masukan-keluaran, model adaptive neuro-fuzzy dapat dibuat dengan parameter-parameter fungsi keanggotaan diatur dengan menggunakan algoritma propagasi balik dengan berbasis metode kuadrat terkecil. Jadi ini memungkinkan sistem penyimpulan fuzzy untuk dilatih berdasarkan data yang dimodelkan. Parameter-parameter yang berkaitan dengan fungsi keanggotaan akan berubah-ubah selama proses pembelajaran. Perhitungan parameter dilakukan dengan menggunakan teknik klusterisasi. Hal ini memungkinkan fuzzy inference system dapat dimodelkan lebih baik dengan data masukan/keluaran berdasarkan parameter yang diberikan[4].

B. Arsitektur Model Adaptive Neuro-Fuzzy

Fase aplikasi model adaptive neuro-fuzzy dengan normalisasi di lapisan (layer) terakhir seperti terlihat pada Gambar 2 dan 3 [2,3,5,6,7].

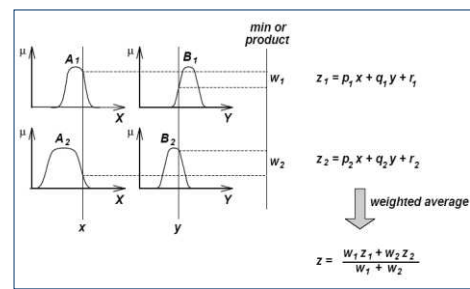
Dari Gambar 2 diatas dapat dijelaskan sebagai sebagai berikut:

1) Layer 1

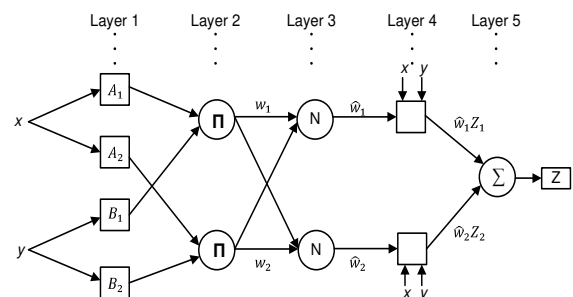
setiap simpul i di lapisan (layer) ini adalah simpul adaptive dengan sebuah simpul fungsi :

$$\mu_{A_i} = \mu_{A_i}(x), \text{ untuk } i = 1,2 \text{ atau} \tag{1}$$

$$\mu_{B_i} = \mu_{B_i}(y), \text{ untuk } i = 3,4 \tag{2}$$



Gambar 1. Model Fuzzy Sugeno



Gambar 2. Model adaptive neuro-fuzzy

Dengan  $x$  (atau  $y$ ) adalah input di simpul  $i$  dan  $A_i$  ( $B_{i,2}$ ) yang merupakan variabel linguistic (seperti; tinggi atau rendah, dll) dikombinasikan dengan simpul ini. Dengan kata lain,  $O_{1,ii}$  adalah nilai keanggotaan himpunan samar  $A = (A_1, A_2, B_1 \text{ atau } B_2)$  yang menunjukkan derajat masukan  $x$  (atau  $y$ ) yang sesuai dengan ukuran  $A$ . fungsi keanggotaan untuk  $A$  ini dapat diwakili oleh salah satu fungsi keanggotaan yang telah dijelaskan sebelumnya.

### 2) Layer 2

Setiap simpul di lapisan ini diberi label  $\Pi$  dengan keluarannya berupa perkalian semua sinyal yang masuk, yaitu :

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \quad (3)$$

Masing-masing keluaran simpul menyatakan kekuatan bobot sebuah aturan (*rule*). Umumnya operasi *AND* digunakan sebagai simpul fungsi di layer ini.

### 3) Layer 3

Setiap simpul di layer ini diberi notasi  $N$ . simpul ke- $i$  menghitung perbandingan kekuatan pembobotan ke- $i$  terhadap jumlah semua bobot :

$$O_{3,i} = \hat{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (4)$$

Keluaran lapisan ini disebut normalisasi pembobotan.

### 4) Layer 4

Setiap simpul  $i$  di lapisan ini merupakan simpul adaptif dengan sebuah simpul fungsi:

$$O_{3,i} = \hat{w}_i f_i = \hat{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

dengan  $\hat{w}_i$  adalah bobot yang dinormalkan dari lapisan 3 dan  $\{p_i, q_i, r_i\}$  adalah parameter himpunan simpul ini. Parameter-parameter dalam lapisan ini dikenal dengan nama *parameter konsekwen*.

### 5) Layer 5

Simpul tunggal yang terdapat di layer ini dinotasikan dengan  $\Sigma$ , yang menghitung keluaran akhir secara menyeluruh sebagai hasil penjumlahan semua sinyal-sinyal yang masuk :

$$O_{5,i} = \Sigma_i \hat{w}_i f_i = \frac{\Sigma_i w_i f_i}{\Sigma_i w_i} \quad (6)$$

### C. Normalisasi Data

Sebelum data beban digunakan dalam proses pelatihan (*Learning*), perlu dilakukan penskalaan terhadap harga-harga *input* dan *target* sedemikian hingga data-data *input* dan *target* tersebut masuk ke dalam range tertentu. Proses ini dinamakan *preprocessing* atau normalisasi data. Data-data masukan dan *target* tersebut dinormalisasi dengan membawa data ke dalam persamaan (7) berikut ini :

$$pn = \frac{(p - meanp)}{stdp} \quad (7)$$

Setelah proses latih selesai dilakukan, nilai keluaran dari jaringan ANFIS yang ternormalisasi dikembalikan ke nilai aslinya. Proses perubahan nilai tersebut ditunjukkan pada persamaan (8) berikut ini :

$$P = (stdp \times pn) + meanp \quad (8)$$

dimana :

$p$  : Nilai output sebenarnya  
 $pn$  : nilai output jaringan ANFIS  
 $stdp$  : standar deviasi data target  
 $meanp$  : mean data target

### D. Akurasi ANFIS

Untuk mengukur sejauh mana akurasi dari keluaran jaringan ANFIS, diperlukan sebuah perangkat kuantisasi. Untuk menghitung selisih keluaran ANFIS dengan data target pada proses latih digunakan MSE (Mean Square Error) berdasarkan persamaan berikut ini :

$$MSE = \sum_{l=1}^p \frac{|aktual - estimasi|^2}{p} \quad (9)$$

dimana  $p$  adalah banyaknya pasangan data. Sedangkan untuk proses validasi dan pengujian model ANFIS terhadap kumpulan data baru, akurasi ANFIS dihitung dengan menghitung MAPE (Mean Absolut Percentage Error) berdasarkan persamaan (10) .

$$MAPE = \sum_{l=1}^p \frac{|aktual - estimasi|}{p} \times 100\% \quad (10)$$

Selanjutnya persamaan (10) juga digunakan untuk menghitung diferensiasi nilai absolut antara nilai aktual dengan hasil estimasi pada tahapan peramalan. Jika nilai MAPE kurang dari 25 %, maka hasil estimasi dapat diterima secara memuaskan [8].

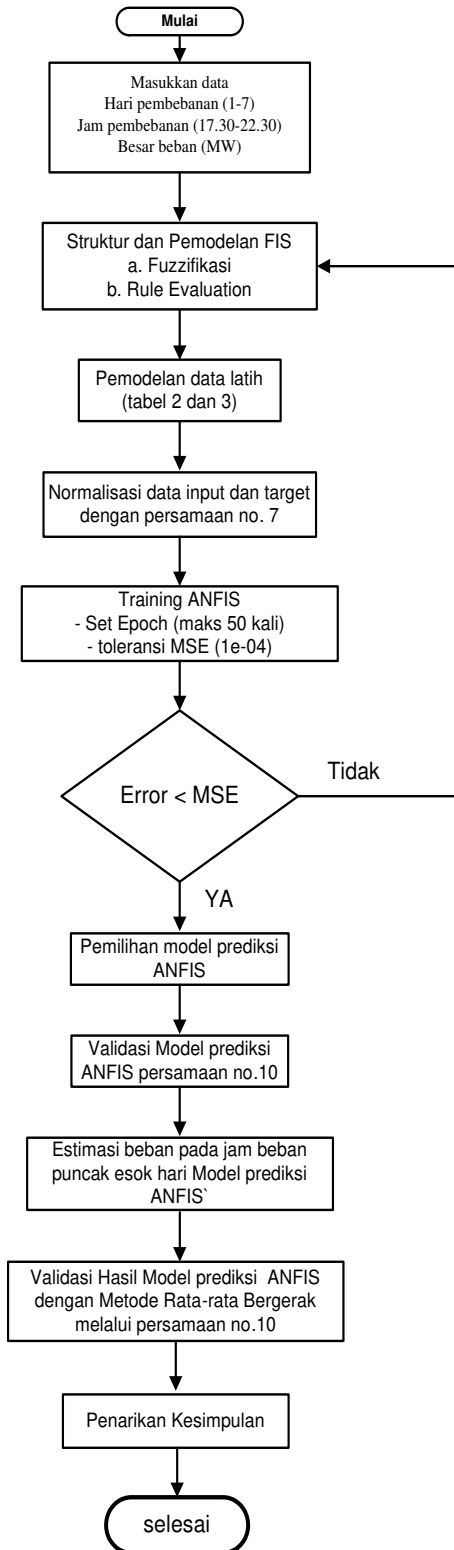
### III. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini estimasi beban puncak dilakukan untuk kasus Unit Pengaturan Beban (UPB) 150/20 kV Lambaro, Aceh Besar dengan tidak memasukkan unsur perubahan iklim dan estimasi beban puncak tidak dilakukan di hari-hari libur nasional karena sifatnya yang insidental. Prakiraan dilakukan hanya pada hari-hari kerja dan akhir pekan. Informasi yang digunakan dalam memprakirakan beban listrik jangka pendek hanya berupa konsumsi daya aktif. Estimasi beban puncak hanya dilakukan pada periode waktu 17.30 - 22.30 WIB. Pada proses *learning* atau proses latih menggunakan algoritma belajar *hybrid. Fuzzy set* yang digunakan sebanyak 3 dan 4 *fuzzy set* dan fungsi keanggotaan yang digunakan dalam proses latih diantaranya, fungsi keanggotaan tipe *gauss*, *gbell* dan *segitiga*.

Metodologi penelitian yang diusulkan digambarkan pada Gambar 3.

#### A. Profil Data Beban Harian

Dari data yang terkumpul dapat dilihat pola beban harian per jam pada Unit penyaluran Transmisi Banda Aceh P3B PT PLN Persero Wilayah Aceh 150/20 kV. Pola beban harian tersebut dapat dilihat dari data historis yang



Gambar 3. Diagram alir penelitian

dikumpulkan. Pola tersebut disajikan dalam bentuk grafik seperti pada Gambar 4. Pada grafik terlihat bahwa, beban puncak untuk kota Banda Aceh mulai terjadi pada pukul 17.30 WIB sampai dengan pukul 22.30 WIB. Hal ini ditandai dengan adanya indikasi tren kenaikan pada jam tersebut. Untuk itu, pada penelitian ini akan membuat model ANFIS prediksi beban puncak harian esok hari.

Grafik pola beban harian pada tanggal 3 Januari 2011 ditunjukkan pada Gambar 4. Dapat dilihat bahwa beban puncak terjadi mulai pukul 17.30-22.30 WIB. Hal ini ditandai dengan pola yang terus mengalami trend kenaikan. Maka dari itu, penelitian ini akan menyajikan prakiraan beban pada pukul 17.30-22.30 WIB untuk esok hari.

**B. Pembagian Data**

Selanjutnya, data-data yang tersedia dibagi menjadi dua bagian seperti yang ditunjukkan pada Tabel.1, yaitu *training set* (03 Januari – 01 Mei 2011) dan *validation set* (02 Mei – 08 Mei). *Training set* dipergunakan untuk pelatihan dan *validation set* digunakan untuk memvalidasi keluaran output fuzzy dan terhindar dari *overfit*.

**C. Pemodelan Data**

Untuk memprakirakan beban listrik pada esok hari pada kondisi beban puncak, yakni pada pukul 17.30-22.30 WIB, maka data masukan yang diperlukan adalah data-data historis pada periode waktu tersebut dalam beberapa hari sebelumnya. Data historis tersebut kemudian akan disusun menjadi pasangan data masukan-keluaran. Data masukan

TABEL I  
PEMBAGIAN DATA

Training Set	Validation Set
03 Januari – 01 Mei 2011	02 Mei – 08 Mei 2011

TABEL II  
PASANGAN DATA MASUKAN-KELUARAN DENGAN DUA MASUKAN

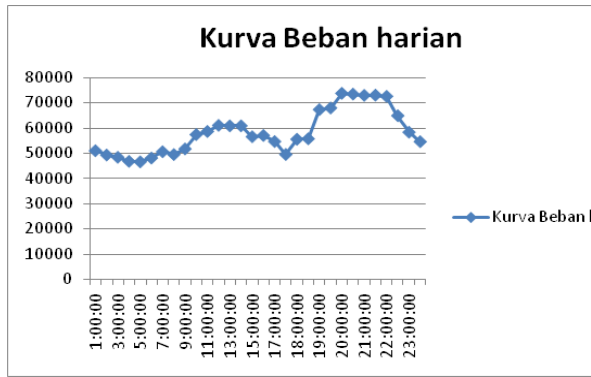
Masukan	Keluaran
L(d-1,t)	L(d+1,t)
L(d,t)	

TABEL III  
PASANGAN DATA MASUKAN-KELUARAN DENGAN TIGA MASUKAN

Masukan	Keluaran
L(d-2,t)	L(d+1,t)
L(d-1,t)	
L(d,t)	

Keterangan :

- L(d-2,t) : Beban pada dua hari sebelumnya jam beban puncak
- L(d-1,t) : Beban pada hari kemarin jam beban puncak
- L(d,t) : Beban pada hari ini jam beban puncak
- L(d+1,t) : Beban esok hari pada jam beban puncak
- t (17.30-22.30) : Jam beban puncak



Gambar 4. Pola beban harian per jam

terdiri dari 2 variasi masukan dan 1 keluaran. Untuk lebih jelasnya mengenai variasi input dan target keluaran pola data, ditunjukkan pada Tabel 2 dan 3.

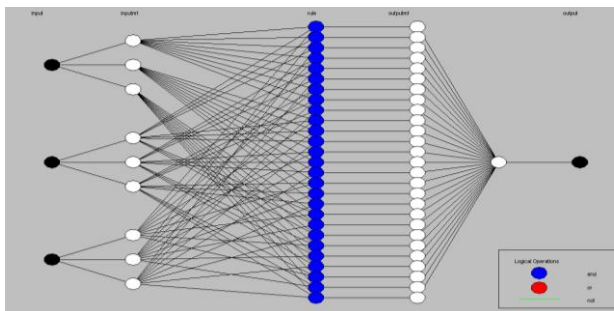
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan program ANFIS yang telah dirancang, tahapan awal dari penelitian ini adalah membandingkan *performance* dari sistem pembelajaran *Hybrid* untuk tiap-tiap fungsi keanggotaan dan jumlah *fuzzy set* dalam mengenali pola yang dibentuk oleh himpunan data latih untuk memprakirakan beban listrik esok hari pada jam beban puncak. Pada proses ini akan dibandingkan pengaruh tiga tipe fungsi keanggotaan (Membership function), yaitu *gauss*, *gbell* dan segitiga dengan fuzzy set 3 dan 4.

Akurasi output dari proses ini ditentukan melalui *Mean Square Error* (MSE). Error yang terjadi menunjukkan tingkat akurasi struktur ANFIS yang telah disusun dalam mengenali pola informasi yang dibentuk oleh himpunan data latih yang merepresentasikan beban esok hari pada jam beban puncak.

Berdasarkan hasil *learning*, diperoleh struktur model ANFIS fungsi keanggotaan *gbell* dengan 3 *fuzzy set* dan tiga masukan sebagai struktur yang menghasilkan nilai MSE rata-rata yang minimum, yaitu sebesar 1,1382e-006. Arsitektur dari model ANFIS tersebut ditunjukkan pada Gambar 5.

Langkah selanjutnya adalah memprakirakan beban listrik esok hari (16 Mei 2011) pada jam beban puncak dengan



Gambar 5. Arsitektur model ANFIS

TABEL IV  
HASIL ESTIMASI ANFIS TANGGAL 16 MEI 2011

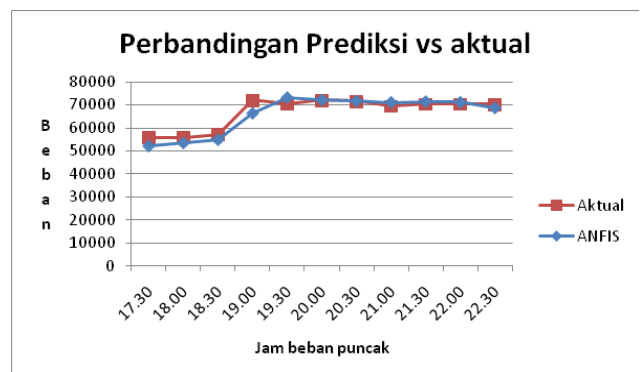
No	Jam	Prediksi (kW)	Aktual (kW)	Error (%)
1	17.30	52118,7275	55839	6,662498433
2	18.00	53491,5364	55839	4,203985745
3	18.30	54826,8592	57139	4,04651954
4	19.00	66315,13993	71939	7,817539957
5	19.30	73088,9364	70339	3,909547193
6	20.00	72073,9159	72039	0,048468052
7	20.30	71584,6224	71639	0,075905024
8	21.00	71056,916	70439	2,31524716
9	21.30	71342,5345	70439	1,28271909
10	22.00	71088,3913	70239	1,209287291
11	22.30	68594,60786	74149	7,490852392
MAPE (%)				3,420414394

menggunakan model ANFIS yang didapat dari proses latih berbasis algoritma belajar *Hybrid*. Proses prakiraan melibatkan diagram penyimpulan fuzzy. Arsitektur dari model prakiraan tersebut diperlihatkan pada Gambar 6.

Hasil prakiraan beban listrik pada jam beban puncak esok hari (16 Mei 2011) diperlihatkan pada Tabel 4 dan Gambar 6.

Dari Tabel 4 dan Gambar 7 terlihat bahwa *error* tertinggi yang dihasilkan model ANFIS ditunjukkan pada data pukul 19.00 dengan error sebesar 7,82 %. Hal ini menandakan bahwa konsumsi beban listrik pada jam tersebut sangat dinamis dan relatif sulit diprediksi. Sedangkan error terendah ditunjukkan pada data jam 20.00 WIB dengan nilai 0,04 %. Hal ini berarti bahwa pemakaian energi listrik pada jam tersebut sangat stabil dan relatif mudah diprediksi.

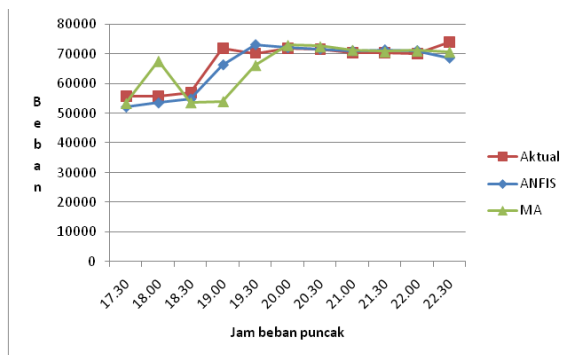
Selanjutnya hasil prakiraan ANFIS akan dibandingkan dengan teknik konvensional, yaitu metode rata-rata bergerak. Prakiraan dengan teknik rata-rata bergerak dilakukan atas asumsi bahwa pembebanan jangka pendek yang terjadi pada hari-hari mendatang tidak akan jauh pola konsumsinya dengan hari-hari sebelumnya. Atas dasar asumsi inilah digunakan metode rata-rata bergerak untuk memprakirakan beban listrik tanggal 16 Mei 2011 pada jam



Gambar 6. Realisasi pembebanan pada hari senin 16 Mei 2011

TABEL V  
PERBANDINGAN ANFIS DENGAN MOVING AVERAGE

No	Jam	Aktual (kW)	ANFIS (kW)	MA (kW)	Error Anfis (%)	Error MA (%)
1	17.30	55839	52118,7	53464	6,66	4,25
2	18.00	55839	53491,5	67647,3	4,21	21,15
3	18.30	57139	54826,86	53697,7	4,05	6,023
4	19.00	71939	66315,14	54069,3	7,82	24,84
5	19.30	70339	73088,94	66255,67	3,91	5,81
6	20.00	72039	72073,9	72985,67	0,048	1,31
7	20.30	71639	71584,6	72572,3	0,076	1,30
8	21.00	70439	71056,9	71349	0,88	1,29
9	21.30	70439	71342,5	70815,67	1,28	0,53
10	22.00	70239	71088,4	71152,3	1,21	1,3
11	22.30	74149	68594,6	70752,3	4,58	7,49
MAPE (%)					3,42	6,58



Gambar 7. Perbandingan Aktual dan Estimasi hari Senin 16 Mei 2011

beban puncak. Pemodelan data yang diterapkan pada metode rata-rata bergerak sama dengan pemodelan data pada ANFIS, yaitu terdiri dari 3 masukan. Perbandingan keduanya ditunjukkan pada Tabel 5 dan Gambar 7.

Pada Tabel 5 ditunjukkan bahwa nilai error tertinggi yang dihasilkan oleh metode rata-rata bergerak dihasilkan pada jam 19.00 WIB sebesar 24,84 %. Sedangkan error terendah yang dihasilkan oleh metode rata-rata bergerak dihasilkan pada data pukul 21.30 WIB sebesar 0,53 %.

Dari kedua metode tersebut ditunjukkan bahwa hasil prakiraan dengan menggunakan ANFIS jauh lebih baik dari metode rata-rata bergerak. Hal ini ditunjukkan dengan nilai MAPE yang dihasilkan keduanya.

Nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode ANFIS sebesar 3,42 % sedangkan nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode rata-rata bergerak sebesar 6,58 %, hal ini menunjukkan bahwa model ANFIS menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik bila dibandingkan dengan metode rata-rata bergerak dalam memprakirakan beban listrik esok hari.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Hasil prakiraan menggunakan model ANFIS memiliki nilai *error* tertinggi terjadi pada jam 19.00 WIB dengan nilai 7,82 %. Hal ini menandakan bahwa konsumsi beban listrik pada jam tersebut sangat dinamis dan relatif sulit diprediksi. Sedangkan nilai kesalahan absolut terendah ditunjukkan pada data jam 20.00 WIB dengan nilai 0,04 % (MAPE). Hal ini berarti bahwa pemakaian energi listrik pada jam tersebut sangat stabil dan relatif mudah diprediksi.
2. Hasil prakiraan menggunakan model ANFIS lebih baik dari metode rata-rata bergerak, hal ini ditandai dengan MAPE yang dihasilkan model ANFIS sebesar 3,42 % lebih kecil dari MAPE yang dihasilkan oleh metode rata-rata bergerak sebesar 6,58 %.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M A El-Sharkawi, Peng Peng and Robert J Marks II. (1999). ' Short term peak load forecast using detrended partitioned data training of a Neuro-Fuzzy Regression Machine', *Eng Int Syst* (1999) 4: 197-202, Department of Electrical Engineering, University of Washington, USA.
- [2] Jang, Roger and Shing-jyh. (1993). 'ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System', *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Vol.23, No.3*, May/June 1993.
- [3] T.Pejman and H.Ardeshir. (2010). ' Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Grade Estimation; Case Study, Sarcheshmeh Porphyry Copper Deposit, Kerman, Iran', *Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4(3): 408-420, 2010*, ISSN 1991-8178, Department of Mining, Metallurgy and Petroleum Engineering, Amirkabir University, Hafez Ave, Tehran, Iran.
- [4] U. Camelia and G. Atsalakis. (2006). ' A Neuro-fuzzy Approach to Forecast the Electricity Demand', *Proceedings of the 2006 IASME/WSEAS International Conference on Energy & Environmental Systems*, (pp299-304), Chalkida, Greece, May 8-10, 2006.
- [5] Castellanos, Fernando and James, Nickel. (2009). 'Average hourly wind speed forecasting with ANFIS', *11<sup>th</sup> Americas Confernces on Wind Engineering, june 22-26*, Puerto Rico.
- [6] R.Biyanto, Totok. (2006). 'Adaptive Neuro Fuzzy Inference system untuk pengukuran pH', *Jurnal Informatika Vol. 7, No.2, November 2006: 126 - 130*, Fakultas Teknologi Industri – Universitas Kristen Petra.
- [7] Setyaningrum, Ratih. (2007). 'Kemampuan Expert Sistem-ANFIS untuk diagnosa kesehatan pekerja industry dan mencari solusinya', Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2007 (SNATI). Yogyakarta.
- [8] Sri Wahyuni, Indah. (2010). 'Penerapan Metode *Exponentially Weighted Quantile Regression* untuk peramalan penjualan mobil domestic di USA'. Sistem Informasi FT, Institut Teknologi Surabaya. Surabaya.