

PERKIRAAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK DENGAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

Sarjon Defit

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Putra Indonesia "YPTK" Padang, Sumatera Barat

Telp. 0751-776666, Fax. 0751-71913,

E-mail : sarjond@yahoo.co.uk

Abstrak

Penelitian ini bertujuan memprediksi berat listrik menggunakan metode *Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Desain ANFIS telah diuji sejak 1 Maret 2012 sampai 19 Desember 2012. Hal ini ditunjukkan dalam hasil bahwa prediksi berat listrik pada 19 April 2012 adalah 11.695%. Kesalahan terbesar terjadi pada 18:00, yaitu 30,8415%. Kesalahan terkecil terjadi pada 8:00 yaitu 1,9591%.

Kata Kunci : Adaptive Neuro Fuzzy-, Neuro Fuzzy, Prediksi.

Abstract

This research aims predict electricity weight using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) method. ANFIS design has been tested from march 1th, 2012 until 19th, 2012. It is shown in the result that the electricity weight prediction on April 19th, 2012 is 11,695%. The greatest error occurs at 06:00 PM, that is 30,8415%. The smallest error occurs at 08.00 PM that is 1,9591%.

Keywords: Adaptive Neuro-Fuzzy, Neuro, Fuzzy, Prediction

PENDAHULUAN

Distribusi listrik pada konsumen harus optimal sesuai dengan besar kebutuhan. Masalah akan timbul apabila daya yang dikirim dari suatu pembangkit listrik jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka akan terjadi pemborosan energi pada perusahaan listrik. Sebaliknya apabila daya yang dibangkitkan atau yang disediakan pembangkit listrik lebih rendah dari permintaan atau kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi *over load* yang akan berdampak pada terjadinya pemadaman.

Oleh karena itu, 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 perkiraan beban listrik.

Untuk menyelesaikan masalah di atas bisa diterapkan 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 2 bulan. Adaptif Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah penggabungan Fuzzy Inference System yang digambarkan dengan arsitektur jaringan syaraf. Alat bantu yang digunakan untuk melakukan perkiraan, yaitu toolbox logika fuzzy yang terdapat pada Matlab.

Metode *adaptive neuro-fuzzy* merupakan adaptasi dari *neural networks*

yang secara fungsional ekuivalen dengan sistem *Fuzzy Inference System* (FIS). Dalam sistem distribusi, perkiraan beban listrik sangat rumit karena informasi yang tersedia hanya konsumsi energi listrik. 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.

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 memperkirakan beban listrik esok hari pada jam beban puncak.

Perkiraan beban listrik berdasarkan jangka waktu dapat dikelompokkan menjadi beberapa bagian yaitu perkiraan beban jangka panjang (*long term*) adalah perkiraan beban listrik dengan jangka waktu di atas 1 (satu) tahun, perkiraan beban jangka menengah (*medium term*) adalah perkiraan beban listrik dengan jangka waktu satu bulan sampai dengan satu tahun, dan perkiraan beban jangka pendek (*short term*) adalah perkiraan beban listrik dengan jangka waktu beberapa jam dalam sehari sampai dengan satu minggu.

Pada penelitian ini akan dibangun model prediksi yang dapat melakukan

perkiraan beban listrik jangka pendek yang dapat digunakan untuk penjadwalan dalam pengoperasian mesin pembangkit listrik.

LANDASAN TEORI

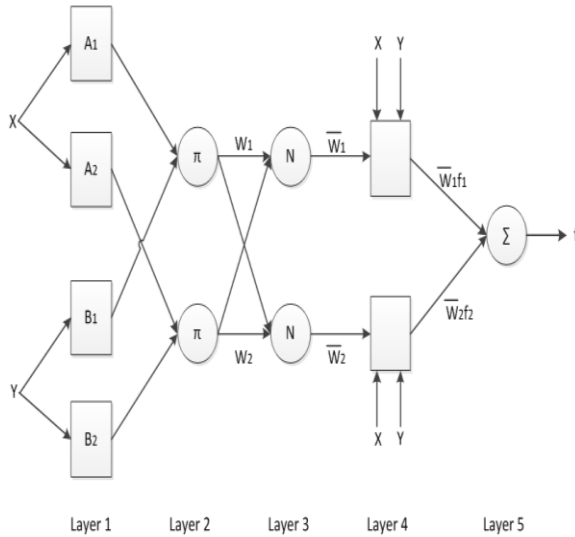
Setelah Sugeno memperkenalkan model *fuzzy* dengan *antecedent* himpunan *fuzzy* dan *consequent*-nya merupakan himpunan *crisp* maka terdapat istilah baru yang disebut *fuzzy adaptive*. Salah satu model *fuzzy adaptive* adalah ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) yang dikemukakan oleh Roger Jang. (Imam, A., 2006)

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems*) merupakan salah satu sistem dalam kelompok *neuro-fuzzy* yaitu sistem *hybrid* dalam *soft computing*. Sistem *hybrid* merupakan padupadan atau gabungan dari setidaknya dua metode *soft computing* dengan tujuan untuk memperoleh algoritma yang lebih sempurna. Sistem *neuro-fuzzy* berdasar pada sistem inferensi *fuzzy* yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang diturunkan dari sistem *neural networks*. Dengan demikian, sistem *neuro-fuzzy* memiliki semua kelebihan yang dimiliki oleh sistem inferensi *fuzzy* dan sistem *neural networks*. (Buana, S.P., 2011, Sivakumar, R., Balu, K., 2010, Mingzhen, W., et.al, 2007)

Adaptive neuro fuzzy inference (ANFIS) atau *system adaptive network-based fuzzy inference system* atau *neuro fuzzy* merupakan hasil perpaduan dari jaringan syaraf tiruan dan logika *fuzzy*. Untuk sistem berbasis aturan linguistik, teknik jaringan syaraf tiruan akan

memberikan kemampuan pembelajaran dan adaptasi untuk mengekstraksi parameter-parameter (*premis* dan *konsekuen*) aturan *fuzzy* dari sekumpulan data numerik. Secara khusus, jaringan *neuro-fuzzy* menghilangkan kekurangan dalam desain sistem *fuzzy* konvensional di mana perancang harus *men-tuning* (menala) dengan *trial-error* fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* yang didefinisikan pada masukan dan keluaran dari semesta pembicaraan. ANFIS adalah sistem inferensi *fuzzy* yang diimplementasikan dalam jaringan adaptif. Pada ANFIS, parameter adalah fungsi keanggotaan *premis* dan *konsekuensi*. Pembelajaran ANFIS adalah perubahan parameter fungsi keanggotaan masukan dan keluaran. Pembelajaran ANFIS dapat menggunakan algoritma perambatan balik atau algoritma *hybrid*. Algoritma *hybrid* adalah gabungan antara algoritma perambatan balik dengan metode kuadrat terkecil (*Least Squares Estimate*). Metode kuadrat terkecil digunakan untuk menentukan parameter *konsekuensi*, sedangkan perambatan balik digunakan untuk memperbaharui bobot *premis* (Melek, A.B., Derya, A., 2010)

Salah satu bentuk struktur ANFIS yang sudah sangat dikenal adalah seperti terlihat pada gambar 2.1. Dalam struktur ini, sistem inferensi *fuzzy* yang diterapkan adalah inferensi *fuzzy* model Takagi-Sugeno-Kang orde satu (Rajesh, S., et.al, 2011, Muhammad, S., 2006).



Gambar 2.1 Struktur ANFIS

Seperti terlihat pada gambar 2.1, struktur ANFIS terdiri dari 5 lapisan, lapisan yang disimbolkan dengan kotak adalah lapisan yang bersifat adaptif. Sedangkan yang disimbolkan dengan lingkaran adalah bersifat tetap. Setiap keluaran dari masing-masing lapisan disimbolkan dengan $O_{i,i}$ dengan i adalah urutan simpul atau *node* dan l adalah menunjukkan urutan lapisannya.

1. Proses Belajar ANFIS (Algoritma Belajar Hibrida)

ANFIS dalam kerjanya menggunakan algoritma belajar *hybrid*, yaitu menggabungkan metode *Least-Squares Estimator* (LSE) dan *Error Back-Propagation* (EBP). Dalam struktur ANFIS metode EBP dilakukan di lapisan ke-1, sedangkan metode LSE dilakukan di lapisan ke-4. (Anang, T., 2011, Muhammad, S., 2006)

Pada lapisan ke-1 parameternya merupakan parameter dari fungsi

keanggotaan himpunan *fuzzy* sifatnya *nonlinier* terhadap keluaran sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan EBP untuk memperbaharui nilai parameternya. Sedangkan pada lapisan ke-4, parameter merupakan parameter *linier* terhadap keluaran sistem, yang menyusun basis kaidah *fuzzy*. Proses belajar untuk memperbaharui parameter. Lapisan ini menggunakan metode LSE. Proses belajar ANFIS dapat dilihat pada tabel berikut 2.1.

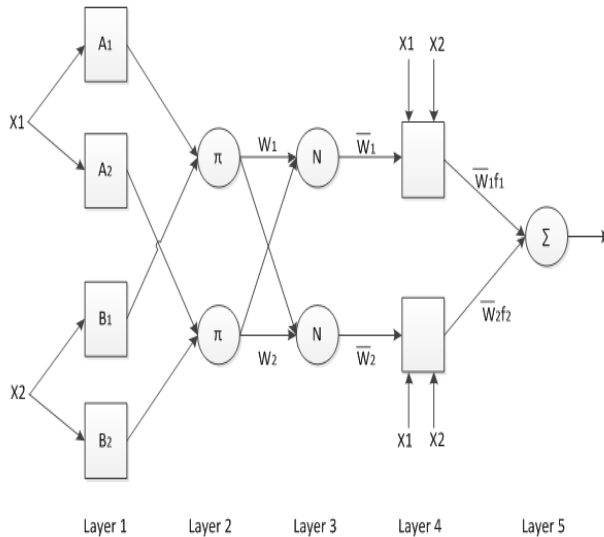
Tabel 2.1 Proses Belajar ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter premis	Tetap	EBP
Parameter konsekuen	<i>Least-squares estimator</i>	Tetap
Sinyal	Keluaran simpul/ <i>node</i>	Sinyal kesalahan/ <i>error</i>

1.1. Tahap Maju

Proses alur maju dari sebuah sistem ANFIS yang terdiri dari beberapa *layer*. Pada *layer* pertama data *input* pada masing masing periode akan dilakukan proses *fuzzyfikasi*. Proses ini adalah untuk memetakan masukan data ke dalam himpunan *fuzzy* sesuai dengan klasifikasi yang dipilih.

Arsitektur pada ANFIS digambarkan seperti gambar 2.2 dengan menggunakan dua masukan dan satu keluaran, dengan notasi sebagai berikut:



Gambar 2.2 Blok Diagram Alur Maju ANFIS

Dalam proses ini *input* akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan *fuzzy* untuk mentransformasi masukan himpunan klasik (*crisp*) ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis Bell di mana pada fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu *mean* dan *varian*, parameter tersebut dalam metode ANFIS disebut sebagai parameter premis. Pada *layer* kedua dan ketiga dilakukan proses *inference engine* (*system inferensi fuzzy*) ditentukan *rule fuzzy* untuk dilakukan proses perhitungan selanjutnya. Pada proses ini dikarenakan sistem ANFIS yang digunakan adalah 1 *input*, maka tidak ada penghitungan. Simpul keluaran *layer* ini sama dengan simpul keluaran *layer* 1. Sedangkan, apabila terdapat dua *input* atau lebih maka *output* lapisan ke-2 adalah hasil kali derajat keanggotaan dari lapisan pertama.

Pada *layer* 3 dilakukan normalisasi masing-masing simpul menampilkan derajat pengaktifan ternormalisasi. Pada *layer* 4 dilakukan proses *defuzzyfikasi* dilakukan perhitungan mentransformasi hasil *fuzzy* ke bentuk keluaran yang *crisp*. Pada *layer* ini dilakukan perhitungan LSE untuk mendapatkan nilai parameter konsekuen. Pada *layer* 5 dilakukan proses *summary* dari dua *output* pada *layer* 4. Pada ANFIS system *fuzzy* terletak pada *layer* 1, 2, 3 dan 4. Di mana *system fuzzy* ini adalah sebagai penentu *hidden node* yang terdapat pada *system neural network*. Penjelasan pada masing-masing lapisan sebagai berikut:

Mekanisme pada struktur ANFIS dapat dijabarkan sebagai beriku (Muhammad, S, 2011, Rajesh, S., et.al, 2011):

Lapisan 1:

Setiap *neuron* *i* pada lapisan pertama *adaptif* terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. *Output* dari tiap *neuron* berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan *input*, yaitu $\mu_{A1}(x_1)$, $\mu_{B1}(x_2)$, $\mu_{A2}(x_1)$, dan $\mu_{B2}(x_2)$. Fungsi keanggotaan parameter dapat didekati dengan fungsi *bell*:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^2} \quad (10)$$

Di mana:

- {*a_i*, *b_i*, *c_i*} : Himpunan parameter.
- $\mu(x)$: Derajat keanggotaan

Lapisan 2:

Tiap-tiap *neuron* pada lapisan kedua berupa *neuron* tetap yang *output*-nya adalah hasil dari masukan. Biasanya digunakan operator AND. Tiap-tiap *node* merepresentasikan α predikat (w) dari aturan ke- i . Dengan demikian keluaran pada lapisan ke-2 adalah hasil kali derajat keanggotaan dari lapisan pertama:

$$\begin{aligned} w_1 &= \mu_{A1} * \mu_{B1} \\ w_2 &= \mu_{A2} * \mu_{B2} \end{aligned} \quad (11)$$

Lapisan 3:

Setiap *neuron* pada lapisan ke tiga berupa *node* tetap yang merupakan hasil penghitungan rasio dari α predikat (w) dari aturan ke- i terhadap jumlah dari keseluruhan α predikat.

$$\hat{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (12)$$

Dengan $i = 1, 2$.

Hasil ini dikenal dengan nama *normalised firing strength*.

Lapisan 4:

Tiap-tiap *neuron* pada lapisan ke empat merupakan *node* adaptif terhadap suatu *output*.

$$\hat{w}_1 y_1 = (\hat{w}_1 x_1) p_1 + (\hat{w}_1 x_2) q_1 + r_1 \quad (13)$$

Dengan \hat{w}_i adalah *normalised firing strength* pada lapisan ke tiga dan p_i, q_i, r_i adalah parameter-parameter pada *neuron* tersebut. Parameter-parameter pada lapisan tersebut disebut dengan nama *consequent parameters*.

Untuk menentukan koefisien parameter tersebut adalah:

$$p_1 = \hat{w}_i * x_1 \quad (14)$$

$$q_1 = \hat{w}_i * x_2 \quad (15)$$

$$r_1 = \hat{w}_i \quad (16)$$

Lapisan 5:

Neuron pada lapisan ini adalah *node* tetap yang merupakan jumlah dari semua masukan.

$$y' = \sum \hat{w}_i y_i = \hat{w}_1 y_1 + \hat{w}_2 y_2 \quad (17)$$

Untuk melakukan peramalan atau prediksi menggunakan ANFIS, maka *output* dari lapisan ke lima dibagi dengan data.

$$\text{Beban Ramal data ke-}i = \sum \hat{w}_i y_i / x_2 \quad (18)$$

Setelah melakukan tahapan *inference* model ANFIS dan juga peramalan, selanjutnya dilakukan pembelajaran *hybrid*. Pada langkah maju (*forward*), *input* jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan ke empat, di mana parameter-parameter c_{ij} akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *least square*. Sedangkan pada langkah mundur (*backward*), *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter akan diperbaiki dengan metode *gradient-descent*. Penghitungan pembelajaran arah maju (*forward*) dengan metode *Least Squares Estimator (LSE)*

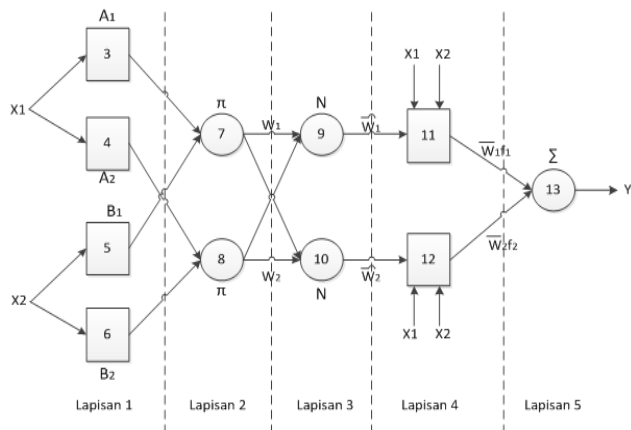
Recursive:

$$\Theta = A^{-1}Y \quad (19)$$

Di mana matriks A berdasarkan koefisien parameter yang kemudian di-inverskan. Sedangkan Y adalah nilai pada output target (Y(t)).

1.2. Tahap Mundur

Pada blok diagram gambar 2.3 dijelaskan mengenai sistematika alur mundur dari suatu system ANFIS. Pada proses ini dilakukan algoritma EBP (Error Backpropagation) di mana pada setiap layer dilakukan perhitungan error untuk melakukan update parameter-parameter ANFIS.



Gambar 2.3 Blok Diagram Alur Mundur ANFIS

Lapisan 5:

Dari gambar 2.3 terlihat bahwa pada lapisan 5 hanya terdapat 1 neuron pada lapisan output (neuron 13). Maka propagasi error pada lapisan ke-5 dapat dirumuskan:

$$\epsilon_{13} = -2(y(t) - y') \tag{20}$$

Keterangan:

- Y(t) : output aktual
- y : output jaringan.
- ε : error

Lapisan 4:

Pada layer 4 tidak dilakukan perhitungan error hal ini dikarenakan pada alur mundur tidak terjadi update nilai parameter konsekuensi yang terdapat pada layer 4. Propagasi error yang menuju pada lapisan ke-4, yaitu neuron 11 dan neuron 12, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\epsilon_{11} = \epsilon_{13} * (1) \tag{21}$$

$$\epsilon_{12} = \epsilon_{13} * (1) \tag{22}$$

Lapisan 3:

Propagasi error yang menuju pada lapisan ke-3, yaitu neuron 9 dan neuron 10, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\epsilon_9 = \epsilon_{11} f_i \tag{23}$$

$$\epsilon_{10} = \epsilon_{12} f_i \tag{24}$$

Dimana f_i merupakan nilai dari output dari lapisan ke lima pada perhitungan maju.

Lapisan 2:

Propagasi error yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu neuron 7 dan neuron 8, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\epsilon_7 = \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\epsilon_9 - \epsilon_{10}) \tag{25}$$

$$\epsilon_8 = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\epsilon_{10} - \epsilon_9) \tag{26}$$

Lapisan 1:

Propagasi error yang menuju pada lapisan ke-1, yaitu neuron 3, 4, 5, dan 6 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\epsilon_3 = \epsilon_7 \mu_{B1} \tag{27}$$

$$\epsilon_4 = \epsilon_8 \mu_{B2} \tag{28}$$

$$\epsilon_5 = \epsilon_7 \mu_{A1} \tag{29}$$

$$\epsilon_6 = \epsilon_8 \mu_{A2} \tag{30}$$

Selanjutnya, *error* tersebut kita gunakan untuk mencari informasi *error* terhadap perubahan parameter a dan c (Δa dan Δc).

$$\Delta a_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \quad (31)$$

$$\Delta a_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})^2}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \quad (32)$$

$$\Delta a_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})^2}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \quad (33)$$

$$\Delta a_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})^2}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \quad (34)$$

$$\Delta c_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \quad (35)$$

$$\Delta c_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \quad (36)$$

$$\Delta c_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \quad (37)$$

$$\Delta c_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \quad (38)$$

1.3. Akurasi ANFIS

Pada peramalan dengan metode ANFIS terbagi menjadi 3 proses yaitu: proses inialisasi awal, proses pembelajaran (*learning*), dan proses peramalan. Penentuan periode *input* dan periode *training* dilakukan saat inialisasi awal di mana tiap-tiap periode *input* memiliki pola atau *pattern* yang berbeda (Arna, F., 2007).

Data yang digunakan untuk proses pembelajaran (*training*) terdiri dari data *input*, dan data *output*.

Peramalan bertujuan mendapatkan nilai ramal yang bisa meminimumkan kesalahan meramal (*forecast error*) yang biasanya diukur dengan *mean square error*, *mean absolute error*, dan sebagainya. Data merupakan salah satu unsur utama yang tidak dapat dipisahkan dari kegiatan peramalan atau perkiraan. Tipe pola suatu data dapat mempengaruhi hasil peramalan. Berdasarkan dimensi waktunya, data dibedakan menjadi data runtutan waktu (*time series*) dan data kurun waktu (*cross sectional*). Data runtutan waktu merupakan data yang diperoleh dari waktu ke waktu berikutnya selama kurun waktu tertentu.

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 berdasarkan persamaan berikut ini:

$$e = | X_t - F | \quad (39)$$

Keterangan:

e = nilai *error*

X_t = Beban aktual

F = Beban ramal atau beban perkiraan

Selanjutnya nilai *error* tersebut dirubah menjadi persentase, menggunakan persamaan:

$$E\% = \frac{e}{X_t} \times 100\%$$

Sedangkan untuk proses validasi dan pengujian model ANFIS terhadap kumpulan data baru, akurasi ANFIS dihitung dengan menghitung MAPE (*Mean Absolut Percentage Error*) berdasarkan persamaan:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{e_t}{D_t} \right| \times 100\%}{N} \quad (40)$$

PEMBAHASAN

Perkiraan beban listrik membutuhkan model matematis yang disebut dengan Data Berkala (*time series*). Data pemakaian beban disusun berdasarkan urutan waktu dalam beberapa periode untuk mengukur dan menerangkan berbagai perubahan atau perkembangan data yang terjadi. Perubahan yang terjadi dalam sederetan waktu tertentu dapat membentuk tren yang dapat dilihat dalam bentuk grafik, sehingga pola gerakan data atau nilai-nilai variabel dapat dilihat dan dipahami.

Berikut ini adalah data beban listrik yang digunakan terlihat pada tabel 3.1 di bawah ini:

Tabel 3.1 Data Beban Listrik 01 Maret 2012 – 19 April 2012

Jam Beban Puncak	Data Aktual (MW)							
	01/03/2012	08/03/2012	15/03/2012	22/03/2012	29/03/2012	05/04/2012	12/04/2012	19/04/2012
1:00	7,881	7,35	7,715	7,84	7,77	7,752	7,839	7,982
2:00	7,58	7,2	7,47	7,5	7,12	7,484	7,588	7,841
3:00	75,8	7,2	7,5	7,19	7,305	7,469	7,483	7,951
4:00	7,55	7,428	7,407	7,157	7,292	7,494	7,567	7,716
5:00	8,84	8,939	8,689	8,819	8,203	8,837	9,334	9,142
6:00	12,583	13,096	12,95	13,371	12,228	13,57	14,196	13,212
7:00	13,613	10,872	12,325	12,631	12,608	13,106	12,249	9,849
8:00	13,613	10,075	9,993	9,894	9,573	9,56	10,027	10,693
9:00	10,679	9,074	8,71	8,793	8,89	8,76	8,909	8,988
10:00	9,204	8,473	8,66	8,609	8,64	8,53	8,692	8,842
11:00	8,94	8,772	8,791	8,777	8,759	8,57	8,892	8,859
12:00	8,767	8,672	8,523	8,494	9,15	8,66	8,81	9,05
13:00	8,766	8,843	8,758	8,976	9,24	9,05	8,974	9,024
14:00	8,988	8,868	8,942	9,192	9,475	9,353	7,68	9,608
15:00	9,577	8,806	9,243	9,06	9,15	7,189	8,857	9,274
16:00	9,74	9,148	9,326	9,377	9,49	9,46	10,148	8,87
17:00	10,088	10,18	10,19	9,75	9,741	10,026	10,59	10,44
18:00	11,507	11,28	11,091	10,669	8,996	10,513	12,22	13,631
19:00	15,367	15,84	16,12	16,705	15,136	15,32	15,18	14,93
20:00	14,601	14,72	14,915	15,007	14,769	14,484	14,16	13,94
21:00	13,381	13,31	13,592	13,453	13,382	13,068	12,55	12,8
22:00	11,327	10,95	11,755	11,257	11,461	11,429	11,26	10,29
23:00	9,667	8,95	9,694	9,571	9,55	9,67	9,425	9,289
24:00	8,629	8,171	7,889	8,498	8,44	8,54	8,238	8,26

Dari data yang terkumpul dapat dilihat pola beban puncak secara harian per jam pada PLN Kota Sungai Penuh. Pola beban harian tersebut dapat dilihat dari data historis yang dikumpulkan. Pola tersebut disajikan dalam bentuk grafik seperti pada gambar 3.1, sebagai contoh di sini digunakan pola beban harian untuk tanggal 8 Maret 2012.



Gambar 3.1: Grafik Pola Beban Harian

Pada grafik diatas terlihat bahwa, beban puncak untuk kota Sungai Penuh mulai terjadi pada pukul 18:00 sampai dengan pukul 22.00 WIB. Hal ini ditandai dengan adanya indikasi tren kenaikan pada jam tersebut. Untuk itu, pada penelitian ini akan membuat perkiraan beban pada pukul 18:00-22:00 dengan menggunakan ANFIS untuk membuat perkiraan beban puncak harian untuk esok hari.

Berdasarkan tabel akan dihitung perkiraan beban listrik untuk tanggal 19 April 2012 pukul 18:00. Sebelum data digunakan dalam proses pelatihan ANFIS (*training*), 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 berikut ini::

$$t_i = \frac{z_i - \min(data)}{\text{maks}(data) - \min(data)} \quad (41)$$

Keterangan:

- Zi = data *input*
- Min (data) = nilai minimal data
- Maks (data) = nilai maksimal data

Data kemudian dikelompokkan dengan menggunakan algoritma FCM. Berdasarkan nilai yang dihasilkan dari proses *clustering* maka proses bisa dilanjutkan dengan, penghitungan nilai *mean* (c) dan deviasi standar (a). Diperoleh hasil $c_{11} = 11,012$; $c_{12} = 8,996$; $c_{21} = 11,3534$; $c_{22} = 10,513$; $a_{11} = 0,4153$; $a_{12} = 0$; $a_{21} = 0,5739$; dan $a_{22} = 0$. Data tersebut disusun dalam bentuk matriks

$$c = \begin{bmatrix} 11,012 & 8,996 \\ 11,3534 & 10,513 \end{bmatrix}$$

$$a = \begin{bmatrix} 0,4153 & 0 \\ 0,5739 & 0 \end{bmatrix}$$

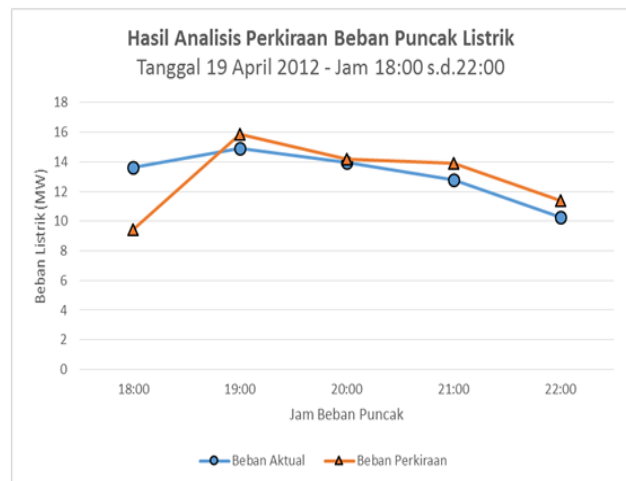
Selanjutnya barulah dilakukan perhitungan untuk setiap neuron pada setiap lapisan ANFIS. Yang dilanjutkan pula dengan proses perhitungan nilai *error*.

Berdasarkan pengolahan data di atas dari pukul 19:00 – 22:00, dapat dilihat nilai perkiraan beban listrik pada tanggal 19 April 2012 dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Hasil perkiraan dapat dilihat pada tabel 3.2 di bawah ini:

Tabel 3.2 Hasil Perkiraan Beban Puncak Listrik Dengan metode ANFIS

Jam	Beban Aktual (MW)	Beban Perkiraan (MW)	Error (%)
18:00	13,631	9,427	30,8415%
19:00	14,93	15,862	6,2425%
20:00	13,94	14,2131	1,9591%
21:00	12,8	13,8927	8,5367%
22:00	10,29	11,4112	10,8960%

Data tersebut kemudian ditampilkan dalam grafik seperti gambar 3.2 berikut:



Gambar3.2 Grafik Perbandingan Beban Aktual dan Hasil Perkiraan Listrik

Berdasarkan hasil tersebut maka dapat diartikan bahwa tingkat kesalahan penggunaan metode ANFIS untuk perkiraan beban listrik pada tanggal 19 April 2012 adalah 11,6952 %. Nilai *error* terbesar terjadi pada pukul 18:00, yaitu sebesar 30,8415% hal ini terjadi karena pada jam tersebut beban pemakaian listrik bersifat *fluktuatif*. Sedangkan nilai *error* terkecil terjadi pada pukul 20:00, yaitu sebesar 1,9591%, hal ini terjadi karena pada jam tersebut beban pemakaian listrik cenderung stabil.

Simpulan

Dalam penelitian ini dapat disimpulkan beberapa hal yang diperlukan untuk menentukan perkiraan beban listrik:

1. Metode ANFIS bisa digunakan untuk melakukan perkiraan beban listrik di Kota Sungai Penuh menggunakan data historis sebagai variabel *input*, yang kemudian dinormalisasi untuk memperoleh data *input output* yang dipergunakan untuk perhitungan ANFIS.
2. Tingkat kesalahan penggunaan metode ANFIS untuk perkiraan beban listrik pada penelitian ini adalah 11,6952 %. Nilai *error* terbesar terjadi pada pukul 18:00, yaitu sebesar 30,8415% hal ini terjadi karena pada jam tersebut beban pemakaian listrik bersifat fluktuatif dan sangat dinamis sehingga proses perkiraan susah untuk dilakukan. Sedangkan nilai *error* terkecil terjadi pada pukul 20:00, yaitu sebesar 1,9591%, hal ini terjadi karena pada jam tersebut beban pemakaian listrik cenderung stabil dan mudah diperkirakan.
3. Tingkat kesalahan perhitungan antara pemakaian algoritma ANFIS dengan menggunakan *tools* ANFIS di Matlab

tidak terlalu jauh, dimana total *error* yang terjadi antara perhitungan manual dengan perhitungan menggunakan *tool* ANFIS di Matlab adalah 1,9774%. Sedangkan rata-rata *error* yang terjadi adalah 0,3955%.

Saran

Setelah penulis menyelesaikan tahap akhir dari penelitian ini, penulis menyadari masih banyak kekurangan-kekurangan yang mesti diperbaiki dan dipenuhi, antara lain:

1. Penelitian ini masih jauh dari sempurna dimana variabel *input* yang digunakan hanyalah menggunakan data beban historis. Diharapkan suatu saat nantinya penelitian ini mungkin bisa dikembangkan lagi menjadi penelitian yang lebih kompleks.
2. Proses perkiraan dengan ANFIS sangat berpengaruh pada banyaknya data yang ada. Jadi, penulis menyadari bahwa proses perkiraan beban listrik yang berbasis ANFIS ini masih sangat sederhana. Jadi, jika ada peneliti lain yang berminat bisa mengembangkan penelitian ini dengan jumlah data yang jauh lebih banyak supaya hasil perkiraan bisa lebih akurat.
3. Penulis juga menyarankan apabila ada yang berminat lebih lanjut untuk meneliti penelitian ini, bisa dilakukan dengan mengganti *membership function* tipe lain selain *gbell*. Kemudian dibandingkan untuk menentukan tipe *membership function* jenis apa yang bisa memberikan tingkat perkiraan yang lebih tepat dan dengan tingkat *error* yang lebih kecil.

DAFTAR PUSTAKA

- Anang, T. 2011. *"Penerapan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Untuk Sistem Pengambilan Keputusan Distribusi Obat Pada Sistem Informasi Terintegrasi Puskesmas dan Dinas Kesehatan"*. Surabaya: Jurnal IES.
- Arna, F., 2007. *"Performansi Neuro Fuzzy Untuk Peramalan Data Time Series"*. Yogyakarta: Jurnal SNATI.
- Buana, S.P. 2011. *"Simulasi Penerapan ANFIS Pada Sistem Lampu Lalu Lintas Enam Ruas"*. Jakarta: Jurnal Cursor.
- Imam, A. 2006. *"Aplikasi Metode Neuro-Fuzzy Pada Sistem Pengendalian Antisurge Kompresor"*. Jurnal ITS: Surabaya.
- Melek, A.B., Derya, A. 2010. An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the Prediction of Stock Market Return : The Case of the Istanbul Stock Exchange, ScienceDirect Expert Systems with Application.
- Mingzhen, W., et.al. 2007. Predicting Injection Profiles using ANFIS, ScienceDirect Information Science
- Muhammad, S. 2006. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Untuk Diagnosa dan Tatalaksana Penyakit Demam Berdarah Dengue, Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor
- Oyas, W. *"Simulasi Aplikasi ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) Tiruan PID Pada Pengendalian Tinggi Permukaan Air"*. Yogyakarta: Jurnal UGM.
- Rajesh, S., et.al. 2011 Estimation of Elastic Constant of Rocks using an ANFIS Approach, Science Direct Applied Soft Computing
- R. Sivakumar, R., Balu, K. 2010. ANFIS based Distillatio Column Control, IJCA Special Issue on" Evolutionary Computation for Optimization Techniques", ECOT 2010