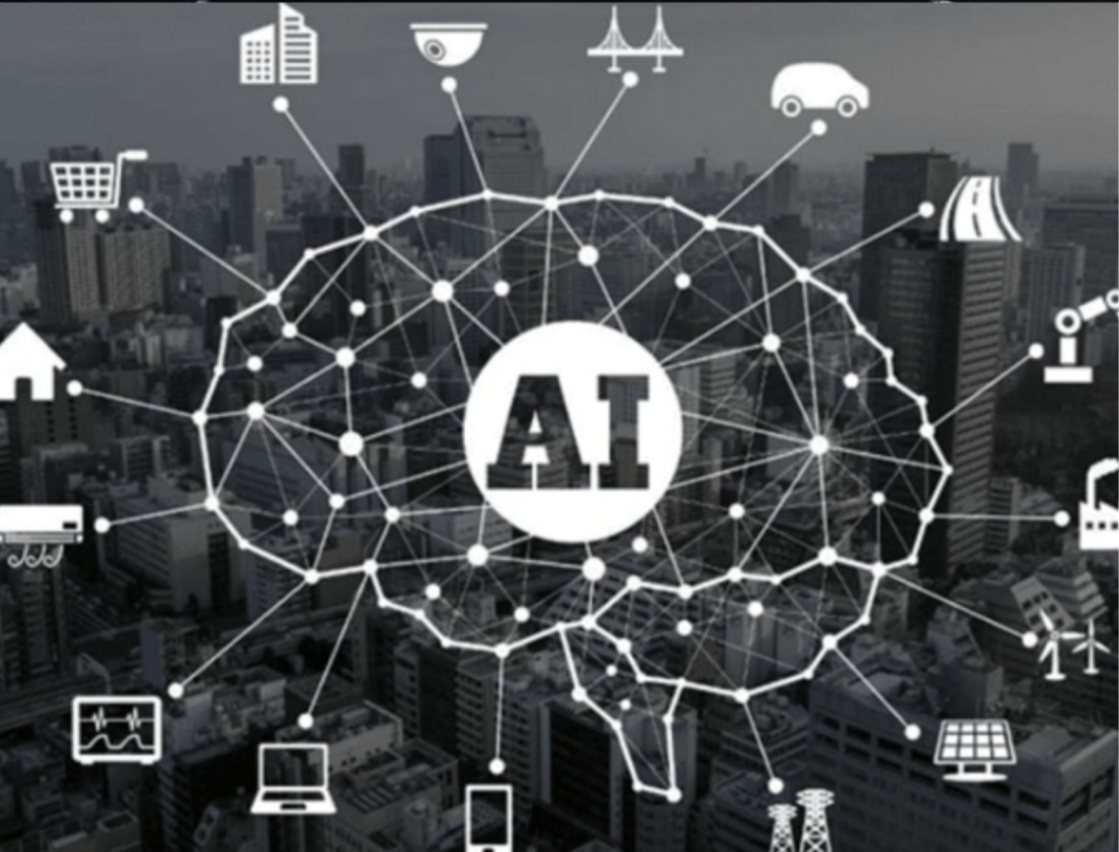


*Penerbit*  
TOHAR MEDIA

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE DALAM PRAKIRAAN BEBAN UNTUK PENGENDALIAN OPERASI SISTEM TENAGA LISTRIK

Muhammad Bachtiar Nappu, Ph.D



~ Buku Referensi ~

**Artificial Intelligence dalam Prakiraan Beban Untuk  
Pengendalian Operasi Sistem Tenaga Listrik**

**Penulis**

Muhammad Bachtiar Nappu, Ph.D

**TOHAR MEDIA**

# **Artificial Intelligence Dalam Prakiraan Beban Untuk Pengendalian Operasi Sistem Tenaga Listrik**

**Penulis :** Muhammad Bachtiar Nappu, Ph.D

**ISBN :** 978-623-8148-54-7

**Desain Sampul dan Tata Letak**

Ai Siti Khairunisa

**Penerbit**

CV. Tohar Media

**Anggota IKAPI No. 022/SSL/2019**

**Redaksi :**

JL. Rappocini Raya Lr 11 No 13 Makassar

JL. Hamzah dg. Tompo. Perumahan Nayla Regency Blok D No.25  
Gowa

Telp. 0852-9999-3635/0852-4352-7215

Email : [toharmedia@yahoo.com](mailto:toharmedia@yahoo.com)

Website : <https://toharmedia.co.id>

**Cetakan Pertama Maret 2022**

**Hak Cipta dilindungi undang-undang.**

Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh isi buku ini dalam bentuk apapun, baik secara elektronik maupun mekanik termasuk memfotocopy, merekam atau dengan menggunakan sistem penyimpanan lainnya, tanpa izin tertulis dari penerbit.

Undang-undang Nomor 19 Tahun 2002 Tentang Hak Cipta

1. Barang siapa dengan sengaja dan tanpa hak mengumumkan atau memperbanyak suatu ciptaan atau memberi izin untuk itu, dipidana dengan pidana penjara paling lama 7 (Tujuh) tahun dan/atau denda paling banyak **Rp. 5.000.000.000,00 (Lima Miliar Rupiah)**
2. Barang siapa dengan sengaja menyiarkan, memamerkan, mengedarkan, atau menjual kepada umum suatu ciptaan atau barang hasil pelanggaran hak cipta atau hak terkait sebagaimana dimaksud pada ayat 1, dipidana paling lama **5 (lima tahun)** dan/atau denda paling banyak **Rp. 500.000.000,00 (Lima Ratus Juta Rupiah)**

## PRAKATA

Assalamu Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Syukur Alhamdulillah Rabbil 'Alamin. Puji syukur kehadirat ALLAH Subhanahu Wata'ala, yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang, atas nikmat dan karunia yang telah banyak diberikan, dan sholawat serta salam untuk junjungan Nabi akhir zaman Muhammad Rasulillahi Sallallahu Alaihi Wasallam. Atas izin ALLAH serta hanya atas Rahmat, Hidayah, Inayah dan Ridho ALLAH yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang, penulis dapat menyelesaikan buku referensi bertajuk **“Artificial Intelligence Dalam Prakiraan Beban Untuk Pengendalian Operasi Sistem Tenaga Listrik”**. Buku ini merupakan salah satu wujud tulisan yang berisi paparan teori, konsep terkait pengoperasian sistem tenaga listrik dalam kaitannya dengan upaya untuk mendapatkan harga energi listrik yang fair dan kompetitif di lingkungan pasar ketengalistrikan yang terderegulasi.

Layaknya gading yang sudah pasti ada retak, penyusunan buku referensi ini tentu tak lepas dari kekurangan baik dari segi isi, tata bahasa, maupun aspek lainnya. Oleh karena itu saran dan kritik membangun senantiasa kami harapkan demi sempurnanya buku ini.

Akhirul kalam, penulis mengharapkan semoga buku ini memberikan hikmah dan manfaat tersendiri sehingga pada akhirnya mampu memperkaya khasanah pengetahuan para pembaca yang budiman.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Makassar, 18 Februari 2022

## DAFTAR ISI

Halaman Depan	_i
Halaman Penerbit	_ii
Kata Pengantar	_iii
Daftar Isi	_iv
Daftar Gambar	_vii
Daftar Tabel	_ix
<b>Bab 1. Pendahuluan</b>	<b>_1</b>
1.1. Latar Belakang	_1
1.2. Hipotesa Awal	_3
1.3. Urgensi dan Manfaat	_4
<b>Bab 2. Oprasi Sistem Tenaga Listrik dan <i>Fuzzy Inference System</i></b>	<b>_5</b>
2.1. Operasi Sistem Tenaga Listrik	_5
2.2. Sistem Penyimpulan Fuzzy (Fuzzy Inference Systems)	_6
2.3. Jaringan Adaptif (Adaptive Networks)	_8
2.4. Arsitektur Jaringan Adaptif	_11
2.5. Klusterisasi Data Untuk Identifikasi Struktur Sistem Fuzzy	_14
<b>Bab 3. <i>Adaptive Neuro-Fuzzy</i> Sebagai Dasar Short-Term Load Forecasting</b>	<b>_21</b>
3.1. Adaptive Neuro-Fuzzy	_21
3.2. Arsitektur Adaptive Neuro Fuzzy dan Parameter	_22
3.3. Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Dalam Prakiraan Beban Elektrik Jangka Pendek	_27
3.4. Identifikasi Awal Sistem Pembebanan Jangka Pendek	_27

3.5. Data Masukan	_29
3.6. Identifikasi Struktur dan Parameter	_30
3.7. Prosedur Teknik Penerapan	_35
<b>Bab 4. Penerapan Teknik Artificial Intelligent dalam Prakiraan Beban Jangka Pendek</b>	<b>_37</b>
3.1. Training Data Set	_37
3.2 Model Adaptive Neuro-Fuzzy	_38
3.3. Test Validasi Model Pembebanan	_43
3.4. Diagram Model Sistem Pembebanan	_43
3.5. Prakiraan Vs Realisasi Pembebanan	_46
3.6. Analisis Hasil Penerapan	_50
<b>Bab 5. Penutup</b>	<b>_61</b>
5.1. Unjuk Kinerja	_61
5.2. Rekomendasi	_62
<b>Daftar Pustaka</b>	<b>_63</b>
<b>Indeks</b>	<b>_66</b>
<b>Profil Penulis</b>	<b>_69</b>

## DAFTAR GAMBAR

- Gambar 1** *Bentuk umum jaringan neural* \_8
- Gambar 2** *Bentuk umum jaringan neural* \_9
- Gambar 3** *Operasi dan fungsi tiap sel jaringan neural* \_10
- Gambar 4** *Blok diagram algoritma backpropagation* \_11
- Gambar 5** *Diagram alir jaringan adaptif* \_12
- Gambar 6** *Model fuzzy dengan dua aturan* \_23
- Gambar 7** *Arsitektur ekivalen model adaptif neuro-fuzzy* \_24
- Gambar 8** *Aplikasi model adaptif neuro-fuzzy dengan normalisasi pembobotan pada layer terakhir* \_24
- Gambar 9** *Kurva beban mingguan* \_28
- Gambar 10** *Kurva beban harian* \_28
- Gambar 11** *Blok diagram prakiraan beban elektrik* \_31
- Gambar 12** *Diagram alir penelitian prakiraan beban Elektrik* \_34
- Gambar 13** *Klasterisasi himpunan DATA Pembebanan* \_38
- Gambar 14** *Fungsi dan derajat keanggotaan HARI pembebanan* \_39
- Gambar 15** *Fungsi dan derajat keanggotaan WAKTU Pembebanan* \_40
- Gambar 16** *Arsitektur pembentukan model SISTEM Pembebanan* \_41
- Gambar 17** *Test validasi model pembebanan terhadap data Latih* \_43
- Gambar 18** *Diagram penyimpulan model sistem Pembebanan* \_44

<b>Gambar 19</b>	<i>Bentuk permukaan R3 model ANFIS untuk prakiraan sistem pembebanan listrik jangka pendek</i>	<i>_45</i>
<b>Gambar 20</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Sabtu</i>	<i>_46</i>
<b>Gambar 21</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Ahad</i>	<i>_47</i>
<b>Gambar 22</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Senin</i>	<i>_47</i>
<b>Gambar 23</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Selasa</i>	<i>_48</i>
<b>Gambar 24</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Rabu</i>	<i>_48</i>
<b>Gambar 25</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Kamis</i>	<i>_49</i>
<b>Gambar 26</b>	<i>Realisasi pembebanan pada hari Jumat</i>	<i>_49</i>
<b>Gambar 27</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Sabtu</i>	<i>_52</i>
<b>Gambar 28</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Ahad</i>	<i>_52</i>
<b>Gambar 29</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Senin</i>	<i>_53</i>
<b>Gambar 30</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Selasa</i>	<i>_53</i>
<b>Gambar 31</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada Hari Rabu</i>	<i>_54</i>
<b>Gambar 32</b>	<i>Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Jumat</i>	<i>_55</i>
<b>Gambar 33</b>	<i>Grafik prakiraan dan realisasi pembebanan selama satu minggu</i>	<i>_55</i>

## DAFTAR TABEL

- Tabel 1.** *Persentase Kesalahan Rata-Rata Prakiraan Model ANFIS* \_50
- Tabel 2.** *Perbandingan Persentase Kesalahan Rata-Rata Hasil Prakiraan* \_56

**Artificial Intelligence dalam Prakiraan Beban Untuk  
Pengendalian Operasi Sistem Tenaga Listrik**

**Penulis**

Muhammad Bachtiar Nappu, Ph.D

**A special gift to Tetta & Intang**  
**I will keep you in my thoughts till the very end**

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### *1.1 Latar Belakang*

Era millenium ketiga sebagai era teknologi informasi telah kita masuki. Kemajuan teknologi informasi dalam kurun waktu 1 dekade terakhir ini begitu pesat. Perkembangannya ditandai dengan makin beragamnya penelitian di berbagai bidang dengan menggunakan metodologi berbasis rekayasa teknologi informasi. Salah satu diantaranya adalah pemakaian teknik 'artificial intelligence' (kecerdasan buatan). Artificial intelligence termasuk didalamnya sistem pakar (expert system), teori logika samar (fuzzy logic theory), jaringan syaraf tiruan (artificial neural network), dan algoritma genetik (genetic algorithm) mengambil peranan yang begitu penting sebagai alternatif dalam upaya mencari terobosan guna mendapatkan solusi pemecahan masalah yang lebih interaktif dan feasible.

Prakiraan beban jangka pendek dewasa ini rata-rata masih menggunakan teknik pendekatan konvensional seperti metode regresi dan metode rata-rata.

Metode-metode yang bersifat klasik tersebut di atas sering memberikan prakiraan yang kurang memuaskan mengingat sifatnya yang terbatas [6]. Padahal prakiraan kebutuhan daya elektrik jangka pendek sangat penting dalam perencanaan pengoperasian optimal suatu pusat pembangkit baik ditinjau dari segi ekonomis maupun dari segi keandalan operasi sistem tenaga [7]. Apalagi berkaitan dengan restrukturisasi kelistrikan yang dalam perkembangannya akan menerapkan adanya operator sistem daya terpisah seperti ISO (Independent System Operator) tentu akan memicu terciptanya pasar energi yang ramai dan kompetitif. Prinsip dasar operator sistem daya ini adalah mengatur transaksi antar pelaku pasar baik pembangkit, konsumen maupun transmisi dengan cara terbuka dan tidak diskriminatif serta menentukan harga jual energi yang dapat berubah secara fluktuatif dan real-time sesuai dengan kondisi pasar spot.

Untuk itu akurasi prakiraan beban secara tepat akan bersifat strategis dan menjadi dasar pijakan penilaian dalam memprediksi untung-rugi yang akan diperoleh oleh setiap pelaku pasar baik di sektor genco, transco maupun sektor distco. Disamping itu juga untuk menentukan jenis peralatan penunjang yang diperlukan dalam menjamin kontinuitas suplai energi elektrik pada setiap saat [5].

Mengingat betapa urgennya penentuan beban jangka pendek, penelitian ke arah prakiraan beban jangka pendek berbasis teknik kecerdasan tiruan pun telah

banyak dilakukan [1-7]. Namun rata-rata metodologi yang dipakai boleh dikatakan bersifat heuristic terutama dalam penentuan fungsi dan derajat keanggotaan parameter-parameter input dan output sehingga mempengaruhi validasi hasil yang dicapai. Pada penelitian ini akan dibahas pemakaian metode yang juga berbasis teknik kecerdasan tiruan namun metodologinya lebih bersifat komprehensif dan sistematis dibanding metode yang telah umum dipakai sebelumnya. Penulis akan menerapkan teknik clustering data set dalam penentuan fungsi dan derajat keanggotaan parameter masukan dan keluaran. Analisis dilakukan memanfaatkan salah satu varian baru teknik kecerdasan tiruan yang dikenal dengan nama metode adaptive neuro-fuzzy [8-10].

## **1.2 Hipotesa Awal**

Penerapan lebih lanjut skema *Short-Term Load Forecasting (STLF)* diharapkan dapat menjadi solusi akan pentingnya prakiraan kebutuhan daya listrik jangka pendek dalam perencanaan pengoperasian optimal suatu pusat pembangkit baik ditinjau dari segi ekonomis maupun dari segi keandalan operasi sistem tenaga. Di samping itu, diperlukan pula adanya teknik baru dalam memprediksi beban jangka pendek yang lebih mumpuni dan akurat untuk mendukung pengoperasian suatu system tenaga listrik yang efektif.

# BAB 2

## OPERASI SISTEM TENAGA LISTRIK DAN FUZZY INFERENCE SYSTEM

### *2.1 Operasi Sistem Tenaga Listrik*

Berhubung energi listrik baik yang berasal dari energi baru dan terbarukan ataupun energi konvensional tidak dapat disimpan dalam jumlah besar, maka daya listrik harus dibangkitkan dan didistribusikan pada saat bersamaan sesuai dengan besarnya beban. Sistem jaringan transmisi dan distribusi kemudian digunakan untuk menjembatani aliran daya listrik dari pembangkit ke beban. Konfigurasi sederhana sebuah sistem tenaga listrik yang terinterkoneksi pada dasarnya mempunyai tiga bagian utama yakni: generator sebagai sumber energi listrik, garis transmisi untuk mentransmisikan daya listrik ke daerah yang jauh, serta beban yang mengkonsumsi daya listrik.

Untuk itu, dibutuhkan operasi sistem tenaga yang efektif, efisien, murah, dan andal dengan mengatur ketersediaan sumber-sumber pembangkitan energi listrik dalam menyuplai kebutuhan beban untuk memastikan penjadwalan pembangkit yang ekonomis (FERC 2005).

Landasan utama akan pentingnya pengoperasian sistem tenaga listrik secara ekonomis adalah untuk meminimalkan total biaya pembangkitan namun tidak melanggar kendala-kendala operasional dari sumber-sumber pembangkitan yang tersedia (Chowdhury and Rahman 1990).

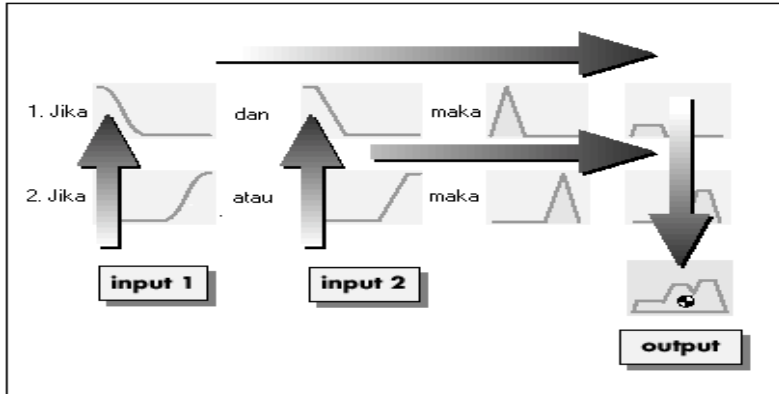
Biaya produksi pembangkitan dianalisa selama proses penjadwalan dengan mempertimbangkan hasil prakiraan beban listrik yang dilakukan sebelumnya.

## 2.2 Sistem Penyimpulan Fuzzy (*Fuzzy Inference Systems*)

Pernyataan kaidah samar *jika-maka* (*Fuzzy IF-THEN Rules*) digunakan untuk memformulasikan pernyataan kondisional yang terdiri dari logika-logika samar dalam bentuk variabel linguistik [10]. Variabel linguistik dihubungkan satu sama lain dalam pernyataan kondisional fuzzy (*fuzzy conditional statements*) atau pernyataan implikasi fuzzy. Implikasi-implikasi tersebut kemudian dihubungkan secara kompleks untuk menyelesaikan persoalan-persoalan melalui algoritma atau penarikan kesimpulan fuzzy. Algoritma fuzzy merupakan runtun perintah-perintah berurutan yang berisi kesepakatan fuzzy (*fuzzy assignment*) dan pernyataan-pernyataan kondisional yakni ungkapan dalam bentuk kaidah samar:

*Jika x adalah A, maka y adalah B*

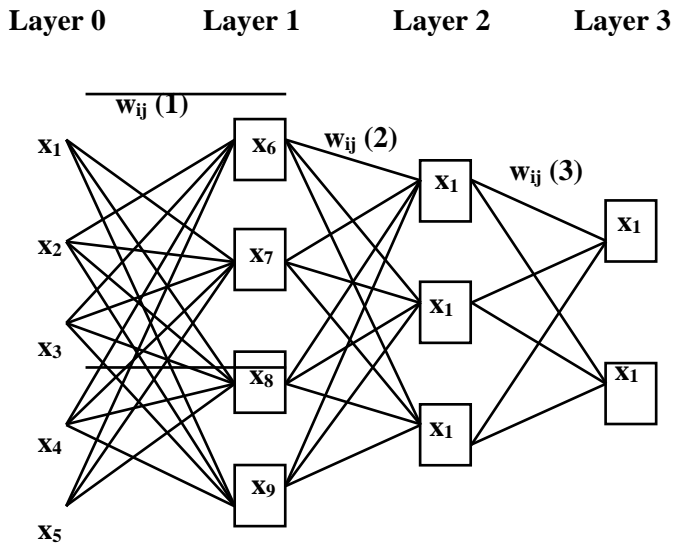
A dan B adalah variabel linguistik yang ditentukan oleh himpunan samar pada semesta pembicaraan X dan Y.



**Gambar 1** Bentuk umum jaringan neural

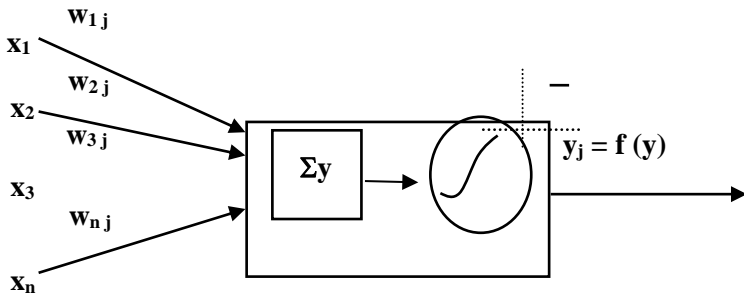
### 2.3 Jaringan Adaptif (Adaptive Networks)

Jaringan neural terdiri atas elemen-elemen sederhana yang dioperasikan secara paralel. Jaringan neural diatur berdasarkan perbandingan antara keluaran dan target hingga jaringan tersebut menghasilkan keluaran yang sesuai dengan target [13]. Bentuk umum serta fungsi tiap sel jaringan neural diberikan pada Gambar 2 dan 3 sebagai berikut:



**Gambar 2** Bentuk umum jaringan neural

Dimana keluaran setiap simpul atau sel merupakan fungsi dari penjumlahan semua masukan yang telah dibobotkan sebagaimana terlihat pada gambar dibawah ini:



**Gambar 3** Operasi dan fungsi tiap sel jaringan neural

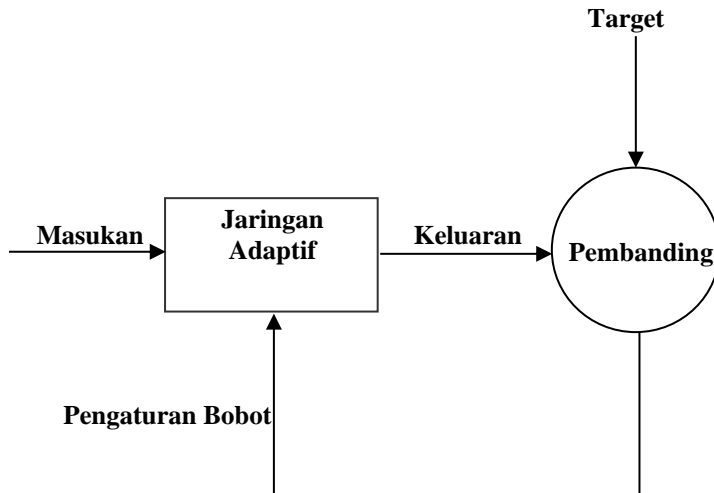
Pasangan data masukan-keluaran digunakan pada fase belajar untuk melatih jaringan. Jaringan neural yang telah dilatih mempunyai beragam fungsi dalam banyak medan aplikasi termasuk didalamnya pengenalan pola, identifikasi, klasifikasi, bahasa, penginderaan, dan sistem kontrol.

Metode pembelajaran dalam melatih jaringan neural terdiri atas dua jenis, yakni:

- *pembelajaran yang disupervisi* (supervised learning)
- *pembelajaran yang tidak disupervisi* (unsupervised learning)

Metode yang umum dipakai adalah teknik yang disupervisi. Metode belajar yang disupervisi inilah yang membuat jaringan bersifat adaptif sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 4. Teknik pembelajaran menentukan bagaimana parameter ini di-update guna meminimalkan tingkat error/kesalahan yang secara

matematis mencerminkan ketidakcocokan antara keluaran aktual jaringan dan keluaran yang diinginkan.

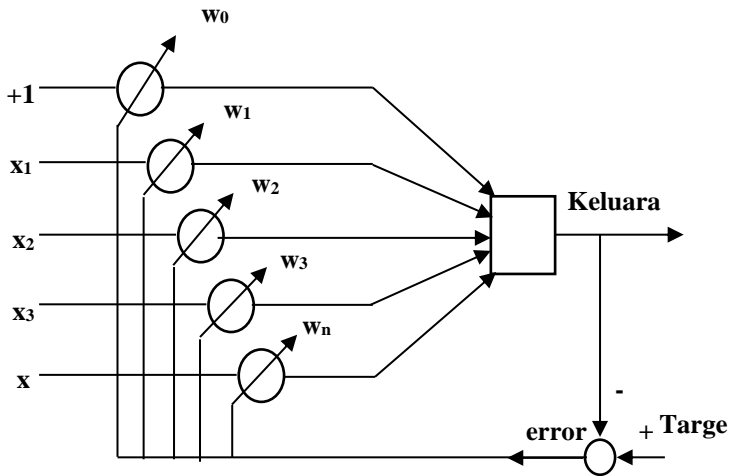


**Gambar 4** Blok diagram algoritma *backpropagation*

## 2.4 Arsitektur Jaringan Adaptif

Jaringan adaptif adalah sebuah struktur jaringan yang keseluruhan tingkah laku masukan-keluarannya ditentukan oleh kumpulan parameternya yang dapat dimodifikasi. Konfigurasi jaringan adaptif seperti ditunjukkan pada Gambar 5 terdiri atas beberapa simpul yang dihubungkan lewat suatu sambungan langsung dimana masing-masing simpul berperan sebagai *fungsi simpul* (node function) dari sinyal-sinyal yang masuk untuk selanjutnya membangkitkan suatu keluaran simpul dan masing-masing sambungan menentukan arah aliran

sinyal dari satu simpul ke simpul yang lain. Biasanya fungsi simpul adalah fungsi peubah dengan parameter-parameter yang dapat dimodifikasi. Melalui perubahan parameter ini berarti kita mengubah fungsi simpul sesuai dengan seluruh tingkah laku jaringan adaptif.



**Gambar 5** Diagram alir jaringan adaptif

Diagram skematik jaringan adaptif di atas mempunyai keluaran  $y_i$  sebagai fungsi dari semua sinyal masukan yang dibobotkan :

$$y = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0 \tag{1}$$

dalam usaha meminimalkan E, bobot  $w$  *up-date* sekarang menjadi:

$$w^{(m+1)} = w^{(m)} + \Delta w^{(m)}$$

$$w^{(m+1)} = w^{(m)} + \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_i^{(m)}} \quad 5$$

dimana:

$\eta$  = learning rate, umumnya bernilai 0.2

## 2.5 Klasterisasi Data Untuk Identifikasi Struktur Sistem Fuzzy

*Bezdek* [1981] memperkenalkan metode klasterisasi yang sangat berguna untuk mengakomodasi kumpulan titik-titik data. Klasterisasi digunakan tidak hanya untuk mengorganisasi dan mengkategorisasi data, tapi juga berguna untuk kompresi data dan konstruksi model. Metode ini membagi himpunan data ke dalam beberapa grup sehingga kesamaan dalam suatu grup data lebih besar daripada grup data yang lainnya. Mengingat kebanyakan kesamaan ukuran sensitif terhadap jarak elemen-elemen dalam vektor input, masing-masing variabel input harus dinormalkan kedalam sebuah unit dengan harga [0,1]. Metode klasterisasi data *Bezdek* dikenal dengan nama K-Means Clustering [11,12]. Algoritma K-means membagi koleksi  $n$  vektor  $x_j$ ,  $j = 1, \dots, n$ , ke dalam  $c$  kelompok  $G_i$ ,  $i=1, \dots, c$  dan mendapatkan sebuah pusat cluster pada masing-masing grup sehingga

*fungsi objektif* ketidaksamaan ukuran (atau jarak) diminimalkan. Ketika jarak Euclidan dipilih sebagai ketidaksamaan ukuran antara vektor  $x_k$  dalam grup  $j$  dan pusat cluster yang berkaitan  $c_i$ , fungsi objektifnya dapat didefinisikan sebagai:

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \left( \sum_{k, x_k \in G_i} \|x_k - c_i\|^2 \right), \quad 6$$

dimana  $J_i = \sum_{k, x_k \in G_i} \|x_k - c_i\|^2$  adalah *fungsi objektif* dalam grup  $i$ , sementara harga  $J_i$  tergantung pada sifat geometris  $G_i$  dan lokasi  $c_i$ .

Secara umum, fungsi jarak  $d(x_k, c_i)$  dapat diterapkan untuk vektor  $x_k$  dalam grup  $i$ ; hubungan seluruh fungsi objektif dinyatakan sebagai berikut:

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \left( \sum_{k, x_k \in G_i} d(x_k - c_i) \right), \quad 7$$

untuk kesederhanaan, jarak Euclidan digunakan sebagai ketidaksamaan ukuran dan semua fungsi objektifnya yang dinyatakan pada persamaan (21).

grup-grup yang dibagi berdasarkan jenisnya ditetapkan melalui sebuah matriks keanggotaan  $U$  berukuran  $c \times n$ , dimana element  $u_{ij}$  bernilai 1 jika titik data ke- $j$  anggota grup  $i$  dan bernilai 0 jika sebaliknya. Sekali pusat cluster  $c_i$  ditetapkan, minimisasi  $u_{ij}$  untuk persamaan (21) dapat diturunkan sebagai berikut:

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{jika } \left\| x_j - c_i \right\|^2 \leq \left\| x_j - c_k \right\|^2, \text{ untuk masing-masing } k \neq i, \\ 0 & \text{jika sebaliknya.} \end{cases} \quad 8$$

$x_j$  anggota grup  $i$  jika  $c_i$  adalah pusat akhir diantara seluruh pusat. Karena sebuah titik data yang diberikan hanya terdapat dalam sebuah grup, matriks keanggotaan  $U$  mempunyai sifat sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j=1, \dots, n \quad ; \quad \text{dan} \quad \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} = n$$

pada sisi lain, jika  $u_{ij}$  ditetapkan, maka pusat optimal  $c_i$  yang meminimumkan persamaan (21) adalah rata-rata seluruh vektor dalam grup  $i$ :

$$c_i = \frac{1}{|G_i|} \sum_{k, x_k \in G_i} x_k \cdot u_{ik} \quad 9$$

dimana  $|G_i|$  adalah ukuran  $G_i$  atau  $|G_i| = \sum_{j=1}^n u_{ij}$ .

## 2.2 Least Square Method sebagai dasar Model Regresi

Dalam metode kuadrat terkecil [14-15], keluaran model linier  $y$  diberikan oleh persamaan-persamaan yang terdiri atas parameter linier, sebagai berikut:

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u) \quad 10$$

Dimana  $u = [u_1, \dots, u_p]^T$  adalah vektor masukan model;  $f_1, \dots, f_n$  merupakan fungsi  $u_1$ , serta  $\theta_1, \dots, \theta_n$  adalah parameter-parameter yang tidak diketahui dan

# BAB 3

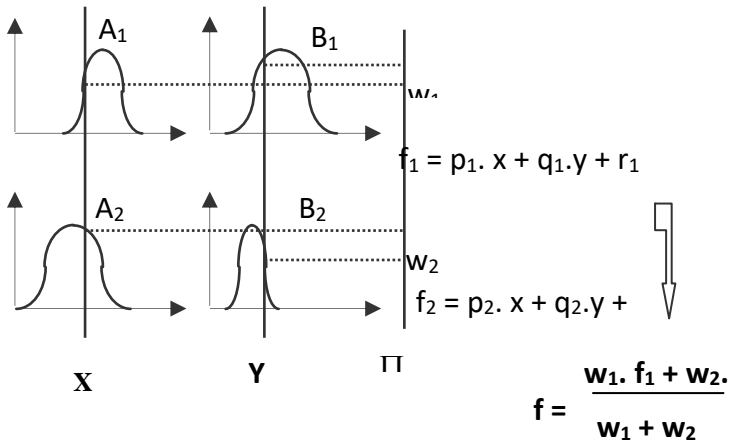
## ADAPTIF NEURO-FUZZY SEBAGAI DASAR SHORT-TERM LOAD FORECASTING

### *3.1 Adaptive Neuro-Fuzzy*

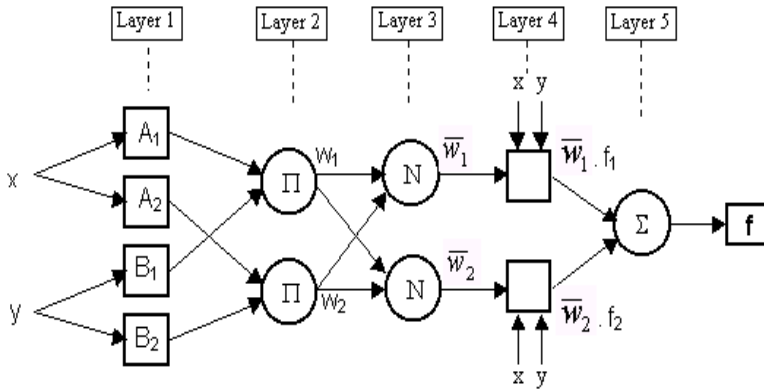
Pada kesempatan ini akan dikemukakan suatu pengembangan terbaru jaringan adaptif yang secara fungsional ekuivalen dengan sistem penyimpulan secara fuzzy. Arsitektur yang diperkenalkan di sini disebut ANFIS yang merupakan singkatan dari *adaptive network-based fuzzy inference system* atau secara semantik ekuivalen dengan singkatan *adaptive neuro fuzzy inference system* [10]. Ide dasar teknik pembelajaran anfis sangat sederhana. Teknik ini menyediakan suatu prosedur metode pemodelan fuzzy untuk belajar informasi mengenai himpunan data, dalam usaha untuk menghitung parameter fungsi keanggotaan terbaik yang akan diterapkan pada sistem penyimpulan fuzzy dengan mengikuti jejak masukan/keluaran data yang diberikan.

digunakan untuk menginterpretasikan pemetaan masukan/keluaran.

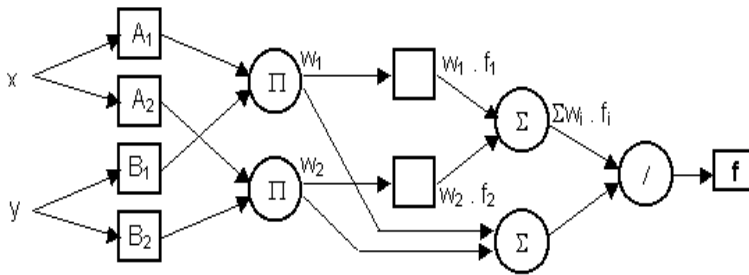
Parameter-parameter yang berkaitan dengan fungsi keanggotaan akan berubah-ubah selama proses pembelajaran. Perhitungan (pengaturan) parameter dilakukan dengan teknik klusterisasi/ pengelompokan data. Hal ini memungkinkan sistem penyimpulan fuzzy dapat dimodelkan lebih baik dengan data masukan/keluaran yang didasarkan pada parameter yang diberikan. Sistem penyimpulan berdasarkan model adaptif neuro-fuzzy menggunakan *back propagation* atau kombinasi estimator kuadrat terkecil dan *back propagation* untuk menentukan parameter fungsi keanggotaan.



Gambar 6 Model fuzzy dengan dua aturan



**Gambar 7** Arsitektur ekuivalen model adaptif neuro-fuzzy



**Gambar 8** Aplikasi model adaptif neuro-fuzzy dengan normalisasi pembobotan pada layer terakhir

### Layer 1

Setiap simpul  $i$  pada layer ini adalah simpul adaptif dengan sebuah simpul fungsi

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

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x), \quad \text{untuk } i = 3, 4 \quad 20$$

Dimana  $x$  (atau  $y$ ) adalah input pada simpul  $i$  dan  $A_i$  (atau  $B_{i-2}$ ) yang merupakan variabel linguistik (seperti; tinggi atau rendah, dll) digabungkan dengan simpul ini. Dengan kata lain,  $O_{1,i}$  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.

### Layer 2

Setiap simpul pada layer ini diberi label  $\Pi$  dimana keluarannya berupa perkalian semua sinyal yang masuk, yakni:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad 21$$

Masing-masing keluaran simpul menyatakan kekuatan/bobot sebuah aturan. Umumnya operasi AND digunakan sebagai simpul fungsi pada layer ini.

### Layer 3

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

### ***3.2 Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Dalam Prakiraan Beban Elektrik Jangka Pendek***

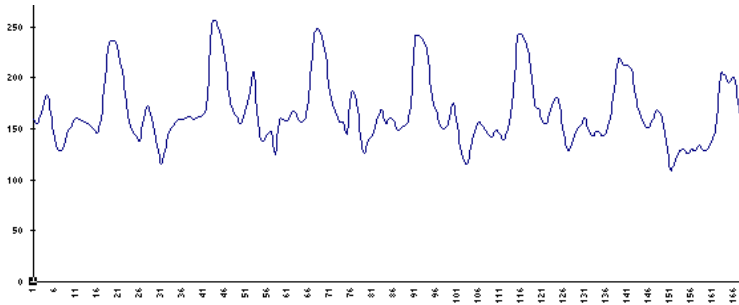
Masalah penentuan model matematika untuk suatu sistem yang belum diketahui atau sering diistilahkan *target system* melalui pengamatan pasangan data input-output dari sistem yang ditinjau dikenal dengan sebutan identifikasi sistem [8]. Identifikasi sistem ini bertujuan :

- Memprediksi tingkah laku sistem.
- Menjelaskan proses interaksi dan hubungan antara input dan output sistem yang ditinjau.
- Mampu mendesain alat kontrol yang didasarkan pada model sebuah sistem.

### ***3.4 Identifikasi Awal Sistem Pembebanan Jangka Pendek***

- Klasifikasi Profil Beban Mingguan

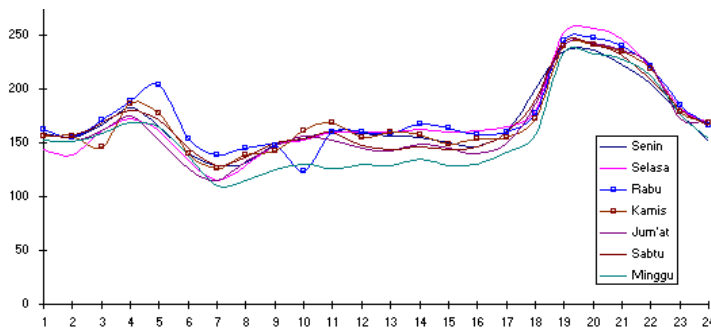
Hasil studi awal tentang profil beban mingguan diperlihatkan pada Gambar 9, diketahui bahwa secara garis besar pola pembebanan pada hari-hari kerja cenderung untuk serupa pada jam yang sama [5]. Karakteristik beban pada hari sabtu dan minggu juga cenderung berbeda dari hari-hari kerja. Dengan demikian beban dapat diklasifikasikan dalam dua pola yang berbeda; yakni pola untuk hari-hari kerja (workday) dan pola untuk akhir pekan (weekend).



**Gambar 9** Kurva beban mingguan

- Klasifikasi Profil Beban Harian

Gambar 10 memperlihatkan kurva pembebanan harian. Dari kurva beban harian ini, terlihat bahwa pola pembebanan secara umum dapat diklasifikasikan ke dalam tiga kelompok besar, yakni pembebanan pada waktu pagi (00.00-06.00), siang (06.00-18.00) dan malam hari (18.00-24.00)



**Gambar 10** Kurva beban harian

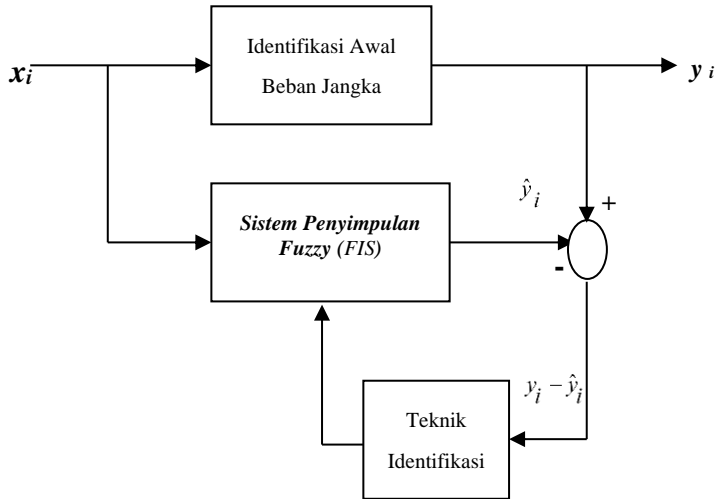
### 3.5 Data Masukan

Dari identifikasi awal pola sistem pembebanan, masukan himpunan data terdiri atas data; beban, jam pembebanan (1-24), dan hari pembebanan (senin-minggu). Untuk seluruh simulasi yang dilakukan, data yang dimasukkan untuk proses *training data set* adalah data-data historis pembebanan pada Gardu Induk. Untuk keperluan *training data set* tersebut, himpunan data historis beban yang dimasukkan idealnya adalah data selama 1-2 tahun terakhir [1], [3], [5], [7]. Model pola prediksi beban elektrik selama satu hari kedepan, dipetakan dalam bentuk:

$$y(i) = F_p(W_i, x(i-1)), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad 25$$

Dimana:

- $y(i)$  :  $\{y(k, i, t) : t = 1, 2, 3, \dots, 24\}$   
: vektor beban aktual untuk hari  $i$  jam  $t$
- $x(i-1)$  :  $[y(i-1)^T, y(i-2)^T, \dots, y(i-n)^T]^T$
- $n$  : indeks untuk jumlah data
- $W_{ii}$  : vektor pembobotan
- $F_p(.,.)$  : vektor fungsi aktivasi untuk pola  $p$
- $P$  : jumlah pola pembebanan



**Gambar 11** Blok diagram prakiraan beban elektrik

Selanjutnya, proses identifikasi sistem terdiri atas dua tahap, yakni:

- Identifikasi Struktur

Identifikasi struktur menentukan kelas model pengamatan yang paling memungkinkan. Identifikasi struktur dilakukan dengan teknik *clustering data set* atau pengelompokan data. Tujuan klasterisasi data untuk mengidentifikasi pengelompokan data secara alamiah dari sebuah himpunan/kumpulan data yang besar untuk menghasilkan gambaran ringkas mengenai tingkah laku sistem. Pengelompokan data numeris merupakan dasar bagi banyak klasifikasi dan algoritma pemodelan sistem. Informasi klaster data pembebanan ini selanjutnya

digunakan untuk menentukan lokasi awal serta jenis fungsi keanggotaan (proses fuzzifikasi) dalam pembuatan sistem penyimpulan secara fuzzy.

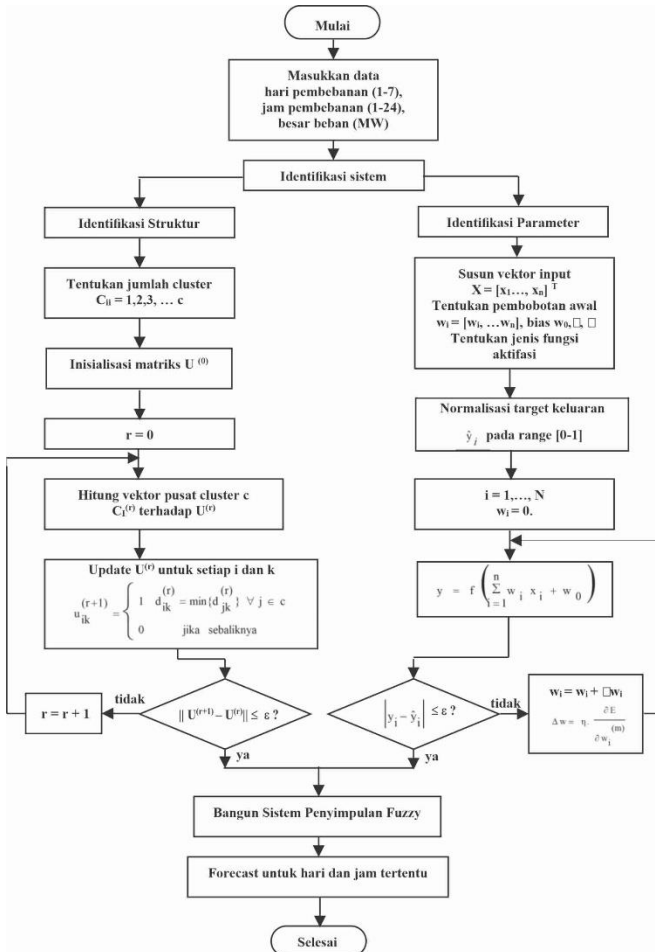
- Identifikasi parameter

Pada tahap kedua, struktur model telah diketahui dan dibutuhkan teknik optimisasi untuk menentukan vektor pembobotan  $W = \hat{w}$  sehingga menghasilkan model  $\hat{y} = f(\hat{W}, x)$  yang dapat menggambarkan perilaku sistem pembebanan secara tepat. Identifikasi parameter dilakukan melalui jaringan adaptif memakai teknik algoritma error backpropagation atau *delta rule* sebagaimana telah dijelaskan sebelumnya. Pembobotan *fixed* yang diperoleh selanjutnya diintegrasikan dalam proses *inferensi fuzzy*.

Hasil prakiraan selanjutnya dianalisis didasarkan pada persentase kesalahan relatif dan standar deviasi [15]. Tingkat kesalahan hasil prediksi dihitung berdasarkan rata-rata persentase kesalahan absolut MAPE (Mean Absolut Percentage Error), dengan rumus:

$$\begin{aligned} \text{MAPE} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\text{aktual}_i - \text{prakiraan}_i}{\text{aktual}_i} \right| \times 100\% \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y(i, t)_i - \hat{y}(i, t)_i}{y(i, t)_i} \right| \times 100\% \end{aligned} \quad 26$$

Diagram alir penelitian selengkapnya diberikan pada Gambar 12.



Gambar 12 Diagram alir penelitian prakiraan beban elektrik

### *3.7 Prosedur Teknik Penerapan*

Rancangan metodologi terapan teknologi yang dapat digunakan sebagai prosedur urutan langkah implementasi adalah sebagai berikut:

1. Pembuatan model, perhitungan dan pengolahan data
2. Metode perhitungan yang dipakai adalah dengan memanfaatkan teknik Direct Current Optimal Power Flow (DC-OPF).
3. Metode analisa data adalah dengan menggunakan data pada sistem tiga bus yang terdiri dari:
  - a. Data pembangkitan
  - b. Data jaringan transmisi
  - c. Data pembebanan system
4. Analisis hasil
5. Penarikan kesimpulan

# BAB 4

## PENERAPAN TEKNIK ARTIFICIAL INTELLIGENT DALAM PRAKIRAAN BEBAN JANGKA PENDEK

### 4.1 *Training Data Set*

Pada bagian ini akan dipaparkan hasil riset yang dilakukan melalui penerapan teknik *artificial intelligent* berbasis model adaptive neuro fuzzy. Perhitungan prakiraan beban elektrik jangka pendek dalam tesis ini dilaksanakan dengan mengambil kasus pembebanan harian pada unit penyaluran dan pengatur beban sistem Sulawesi Bagian Selatan, PT. PLN (Persero)

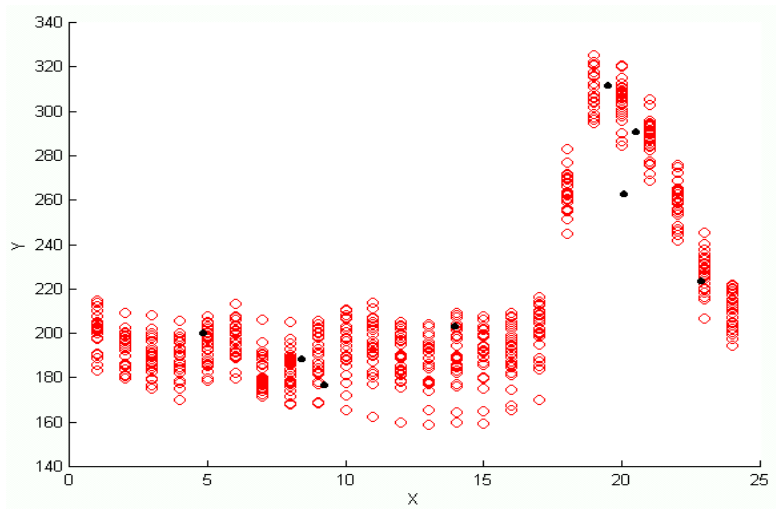
Analisis didasarkan pada hasil eksperimen yang dilakukan dimana prakiraan menggunakan metode adaptif neuro-fuzzy akan dibandingkan dengan prakiraan menggunakan teknik konvensional dalam hal ini metode regresi linier serta teknik analisis statistik yakni metode rata-rata.

Banyak himpunan data dalam proses pembelajaran himpunan data latih (*training data set*) khusus untuk model adaptif neuro-fuzzy dalam penelitian ini adalah 18 bulan. Untuk keperluan himpunan data latih tersebut, maka

dilakukan pengambilan data pembebanan harian selama satu setengah tahun terakhir terhitung dari tanggal 1 Januari 1999 sampai tanggal 30 Juni 2000.

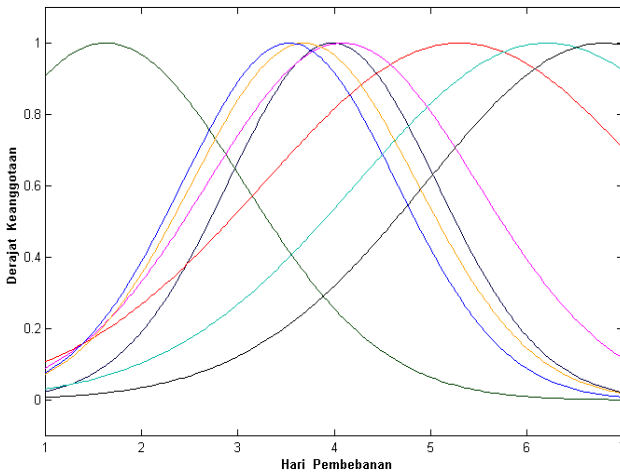
#### 4.2 Model Adaptive Neuro-Fuzzy

Pembuatan model adaptive neuro-fuzzy terdiri atas identifikasi struktur dan parameter. Proses identifikasi struktur mempergunakan teknik klusterisasi himpunan data latih untuk menghasilkan gambaran ringkas mengenai tingkah laku sistem. Titik-titik pusat kluster pembebanan yang diperoleh diperlihatkan pada gambar 13.

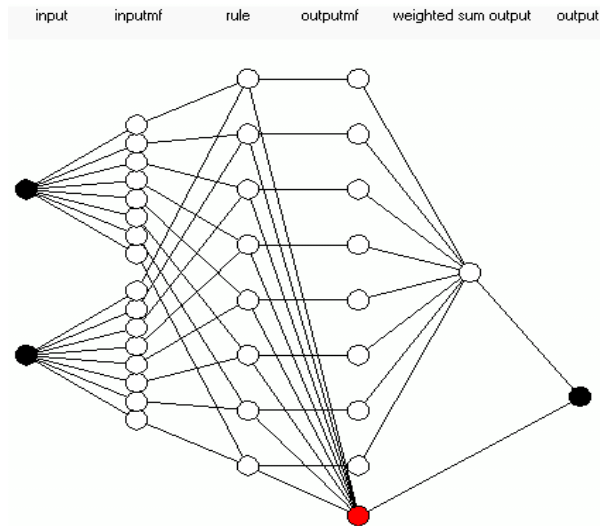


**Gambar 13** Klusterisasi himpunan DATA pembebanan

Dari hasil eksperimen diperoleh jumlah kluster sebanyak 8 buah dimana titik-titik pusat kluster diperlihatkan pada gambar di atas. Hasil klasterisasi tersebut didapatkan setelah mencapai kekonvergenan dengan jumlah iterasi sebanyak 52 kali. Dengan menggunakan hasil klasterisasi data pembebanan yang diperoleh melalui penentuan titik-titik pusat kluster, informasi ini selanjutnya digunakan dalam proses fuzzifikasi. Pada proses fuzzifikasi inilah lokasi awal serta jenis fungsi keanggotaan variabel masukan ditentukan. Bentuk fuzzifikasi variabel masukan diperlihatkan pada Gambar 14 dan Gambar 15 berikut :



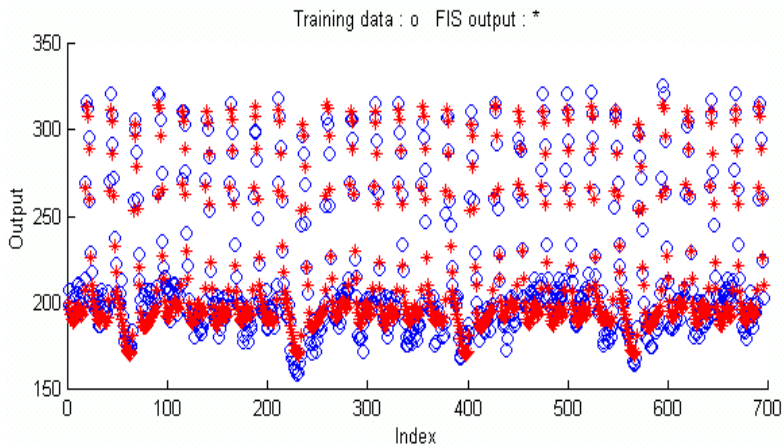
**Gambar 14** Fungsi dan derajat keanggotaan HARI pembebanan



**Gambar 16** *Arsitektur pembentukan model SISTEM pembebanan*

Struktur model sistem pembebanan yang ditunjukkan pada Gambar 16 pada dasarnya merupakan pengembangan model arsitektur dari Gambar 8. Secara prinsip, struktur tersebut mencerminkan mekanisme pengambilan keputusan secara fuzzy, dimana simpul-simpul pada layer yang sama mempunyai kesamaan fungsi. Seluruh masukan dipetakan kedalam fungsi keanggotaan kemudian keluarannya disesuaikan dengan parameter pembobotan.

Setelah struktur model diketahui, proses selanjutnya adalah identifikasi parameter. Identifikasi parameter



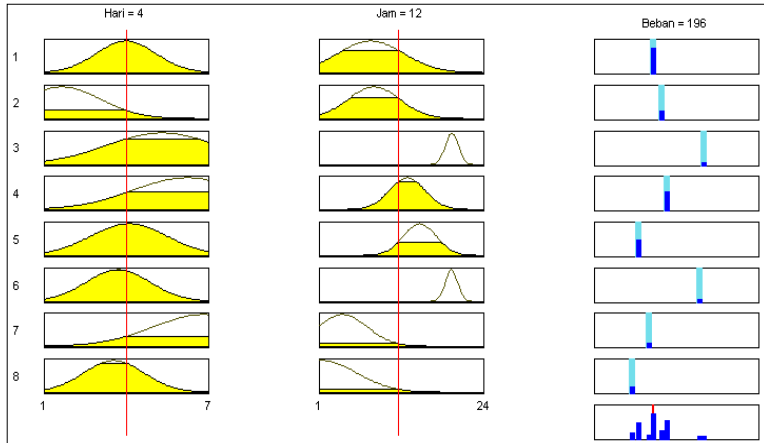
**Gambar 17** *Test validasi model pembebanan terhadap data latihan*

Test validasi ini terutama untuk melihat apakah model yang telah diidentifikasi merespon secara tepat himpunan data baru. Untuk itu, test validasi data training dilakukan terhadap keluaran yang dihasilkan oleh model adaptif neuro-fuzzy yang telah terbentuk. Dari gambar tersebut terlihat bahwa keluaran model adaptif neuro-fuzzy mampu untuk mengikuti jejak-jejak pembebanan yang terjadi. Hal ini menandakan bahwa model yang terbentuk mampu mengestrak dengan baik data-data pembebanan himpunan data latihan pada proses training/pembelajaran.

#### **4.4 Diagram Model Sistem Pembebanan**

Faktor kemampuan untuk mengikuti fluktuasi pembebanan inilah yang menjadi kelebihan dari model adaptive neuro-fuzzy dibandingkan dengan metode analisis regresi linier maupun metode rata-rata. Analisis

perbandingan hasil ketiga metode ini akan dipaparkan kemudian. Gambar 18 berikut menampilkan proses pengambilan keputusan secara samar (*fuzzy*) dari model adaptif neuro-fuzzy dalam memprakirakan beban elektrik yang akan terjadi selama satu minggu.

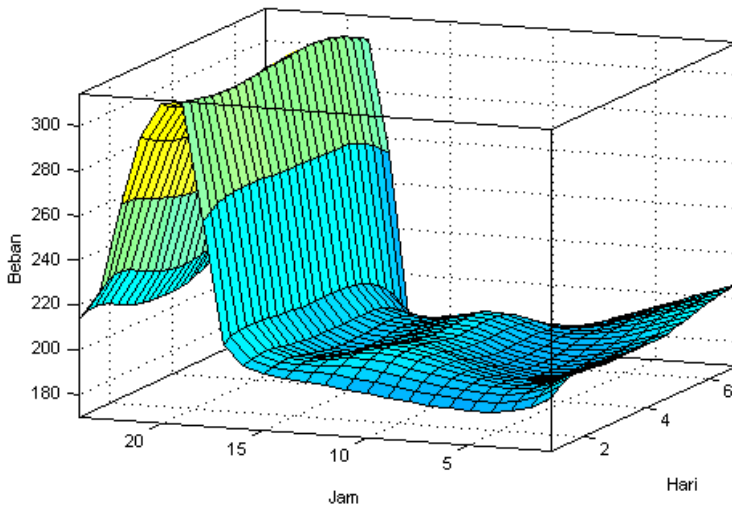


**Gambar 18** Diagram penyimpulan model sistem pembebanan

Proses pengambilan keputusannya terdiri atas lima tahap, yaitu: fuzzifikasi variabel masukan, pemakaian operator- operator samar pada anteseden, implikasi dari anteseden pada konsekwen, penyatuan keluaran seluruh aturan-aturan, dan terakhir defuzzifikasi. Untuk lebih jelasnya dapat diperhatikan diagram penyimpulan samar pada gambar 18. Dengan mengacu pada gambar 2, terlihat bagaimana seluruh bagian proses penyimpulan dilakukan secara simultan dengan mempergunakan delapan aturan (*rule*). Perhatikan pula bagaimana flow mengalir naik dari masukan pada sebelah kiri bagian bawah, lalu melewati

masing-masing baris atau aturan pada anteseden, dan kemudian turun ke aturan konsekwen hingga finish pada ujung bawah sebelah kanan.

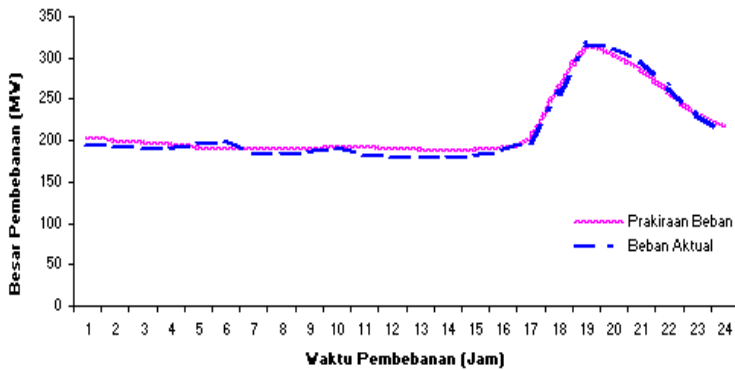
Diagram ini memperlihatkan suatu jalan yang sangat kompak, dari fuzzifikasi variabel masukan berupa hari dan jam pembebanan hingga defuzzifikasi keluaran yang telah disatukan (aggregated output) berupa besar beban yang akan terjadi sesuai dengan hari dan jam masukan. Adapun bentuk permukaan (*surface*) dalam ruang tiga dimensi antara masukan dan keluaran dari model adaptive neuro fuzzy untuk prakiraan sistem pembebanan elektrik ini diperlihatkan pada Gambar 19 sebagai berikut:



**Gambar 19** Bentuk permukaan R3 model ANFIS untuk prakiraan sistem pembebanan listrik jangka pendek

#### 4.5 Prakiraan Vs Realisasi Pembebanan

Selanjutnya model adaptif neuro-fuzzy yang dihasilkan dipergunakan dalam prakiraan beban elektrik selama satu minggu ke depan yakni tanggal 1-7 Juli 2000. Untuk lebih jelasnya, berikut akan ditampilkan grafik perbandingan hasil prakiraan terhadap realisasi pembebanan (Gambar 20-26). Persentase rata-rata kesalahan absolut dan standar deviasi diperlihatkan pada Tabel 1.



Gambar 20 Realisasi pembebanan pada hari Sabtu

**Tabel 1.** *Persentase Kesalahan Rata-Rata Prakiraan Model ANFIS*

<b>Hari</b>	<b>MAPE (%)</b>	<b>Standar Deviasi</b>
Sabtu	3.13316539531100	6.60903608386337
Minggu	2.45357776745131	6.44802504020513
Senin	3.22435970115047	8.06094909547486
Selasa	4.21407643230165	3.49466045734081
Rabu	2.62103419522029	5.44903901822659
Kamis	2.77495778468757	7.08900401338023
Jum'at	2.50508209331922	6.27880929154144
<b>TOTAL</b>	<b>2.98946476706307</b>	<b>6.82122228797337</b>

#### **4.6 Analisis Hasil Penerapan**

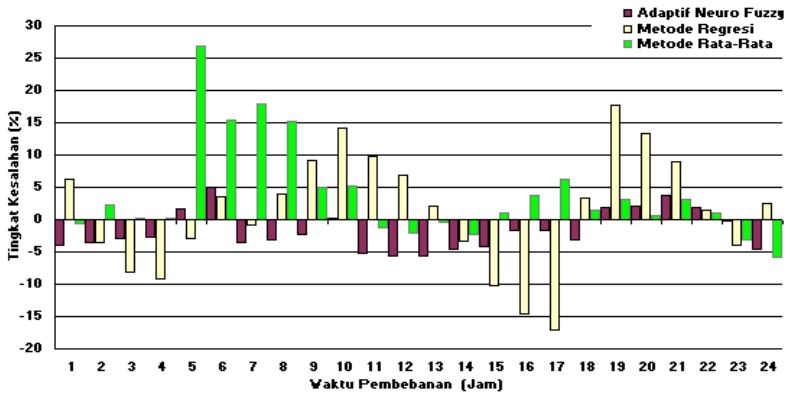
Dari kurva realisasi pembebanan harian, terlihat bahwa metode prakiraan menggunakan model adaptive neuro-fuzzy mampu mengikuti fluktuasi beban elektrik setiap saat selama 24 jam sebagaimana diperlihatkan grafik pada Gambar 20-26. Unjuk kerja hasil prediksi dapat dikategorikan sangat memuaskan.

Hal ini tercermin dari persentase rata-rata kesalahan absolut prakiraan yang ditunjukkan pada Tabel 1 dimana total MAPE yang dihasilkan sebesar 2.9895 dengan

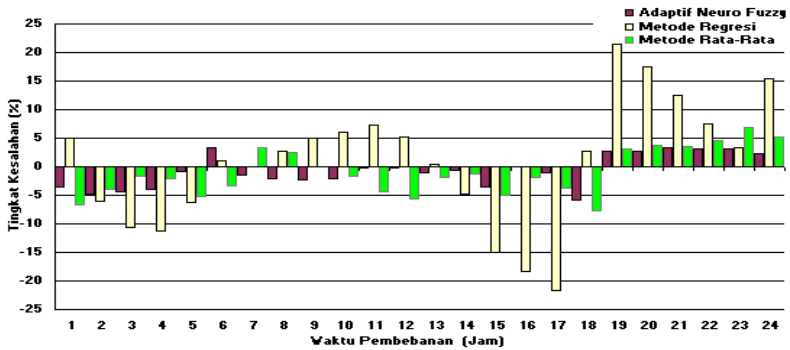
standar deviasi sebesar 6.8212. Tingkat kesalahan prakiraan MAPE tertinggi terjadi pada hari Selasa 4 Juli 2000 yakni sebesar 4.2141 dengan standar deviasi sebesar 3.4947. Sementara tingkat kesalahan prakiraan terendah terjadi pada hari Minggu 2 Juli 2000 dengan MAPE sebesar 2.4536 dan standar deviasi sebesar 6.4480.

Terdapatnya selisih antara beban aktual dan hasil prakiraan disebabkan karena faktor perubahan kecil pola pemakaian energi elektrik. Hal ini mengingat prakiraan yang dilakukan sepenuhnya tergantung pada kecenderungan/tingkah laku konsumsi energi elektrik pada masa lalu. Namun di sisi lain, pola pemakaian energi elektrik ke depan sangat dipengaruhi oleh situasi dan kondisi pada masa itu sehingga tidak ada jaminan bahwa konsumen akan konsisten dengan pola pemakaian sebelumnya. Dengan mengacu pada tingkat kesalahan yang ditunjukkan pada Tabel 1, terlihat bahwa selisih yang terjadi masih berada dalam batas toleransi.

Selanjutnya, hasil prakiraan di atas akan dibandingkan dengan teknik konvensional yakni metode regresi linier serta teknik analisis statistik yakni metode rata-rata. Perbandingan ketiganya dapat dilihat pada Gambar 27 sampai Gambar 34 berikut ini :



Gambar 27 Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Sabtu



Gambar 28 Persentase tingkat kesalahan prakiraan pada hari Ahad

teknik perata-rataan beban yang terjadi pada hari senin hingga minggu selama kurun waktu tertentu. Pembebanan yang telah dirata-ratakan inilah yang digunakan sebagai dasar dalam memprakirakan beban yang akan terjadi selama satu minggu ke depan.

Gambar 15 hingga 21 memperlihatkan diagram perbandingan persentase tingkat kesalahan hasil prakiraan terhadap realisasi pembebanan harian yang terjadi selama satu minggu yakni antara hari sabtu 1 Juli 2000 sampai Jum'at 7 Juli 2000. Terlihat bahwa metode regresi linier mempunyai tingkat kesalahan yang terbesar. Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Tabel 2 diketahui bahwa persentase rata-rata kesalahan (MAPE) dari metode regresi linier berkisar antara 7.3576 hingga 9.3540, sedangkan standar deviasi yang dihasilkan berkisar pada harga 17.2776 hingga 25.2078.

Metode rata-rata ternyata mempunyai hasil yang lebih baik dari metode regresi linier. Persentase kesalahan dari metode rata-rata berkisar antara 3.1806 hingga 6.7805 dengan standar deviasi yang dihasilkan berkisar pada 6.3179 sampai 14.7556. Dari tabel yang sama, dapat pula kita lihat bahwa hasil prakiraan dengan menggunakan model adaptive neuro-fuzzy ternyata jauh lebih baik dari kedua metode pembanding.

Metode adaptive neuro-fuzzy mempunyai selisih total persentase rata-rata kesalahan absolut MAPE sebesar 5.26111 terhadap metode regresi linier, serta sebesar 1.58433 terhadap metode rata-rata. Dengan tingkat

# BAB 5

## PENUTUP

### 5.1 UNJUK KINERJA

Hasil unjuk kinerja dari penerapan metode kecerdasan buatan dalam prakiran beban listrik jangka pendek ini memberikan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari dua metode perbandingan yang digunakan, terbukti unjuk kerja model adaptif neuro-fuzzy memiliki kemampuan prediksi yang paling baik. Total persentase rata-rata kesalahan absolut MAPE model adaptif neuro-fuzzy 2.9895 % sedangkan metode rata-rata sebesar 4.5738 % dan untuk metode regresi linier sebesar 8.2505 %.
2. Hasil penelitian layak digunakan untuk memprakirakan beban elektrik jangka pendek di Sulawesi Selatan. Perangkat lunak hasil penelitian ini dapat dijalankan pada semua komputer yang berbasis windows.
3. Teknik adaptif neuro-fuzzy yang diterapkan dalam riset ini mempunyai metodologi yang lebih sistematis dan komprehensif dibandingkan

teknik artificial intelligent yang telah umum dipakai.

## 5.2 REKOMENDASI

Adapun beberapa saran dan rekomendasi terkait yang dapat diperhatikan agar unjuk kinerja yang dicapai dapat lebih optimal adalah sebagai berikut:

- Salah satu faktor yang turut mempengaruhi besar-kecilnya konsumsi energi elektrik adalah temperatur cuaca (suhu) pada waktu pembebanan. Oleh karena itu untuk lebih meningkatkan keakuratan hasil prakiraan, unsur temperatur sebagai tambahan variabel masukan diharapkan untuk menjadi bahan kajian dalam penelitian berikutnya.
- Model adaptive neuro-fuzzy sangat cocok diterapkan oleh pihak *genco*, *transco*, dan *distco* sebagai antisipasi ramainya pasar energi listrik dalam era restrukturisasi kelistrikan.

## DAFTAR PUSTAKA

1. Harytoniuk, W., Mo-Shing Chen, " Very Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks", IEEE Transaction On Power Systems, Vol 15, No.1, pp. 263-268, February 2000.
2. Sinha, A.K., Mondal, J.K., "Dynamic State Estimator Using Artificial Neural Network Based Bus Load Prediction ", IEEE Transaction On Power Systems, Vol 14, No. 4, pp.1219-1225, November 1999.
3. Drezga, Rahman, S., " Short-Term Load Forecasting With Local Artificial Neural Network Predictors ", IEEE Transactions On Power Systems, Vol 14, No. 3, pp. 844-850, August 1999.
4. Nazarko, J., Zalewski, W., " The Fuzzy Regression Approach to Peak Load Estimation in Power Distribution Systems", IEEE Transaction On Power Systems, Vol.14, No.3, pp.809-814, August 1999.
5. Mastorocostas, P.A., Theocharis, J.B., Bakirtzis, A.G., " Fuzzy Modeling for Short Term Load Forecasting Using the Orthogonal Least Squares Method ", IEEE Transactions on Power Systems, Vol 14, No. 1, pp. 29-36, February 1999.
6. Srinivasan, Dipti., Tan, Swee Sien., Chang, A.S., Chang, Eng Kiat., " Parallel Neural Network-Fuzzy Expert System Strategy For Short-Term Load

## INDEX

---

### A

*acak* · 18  
*adaptif* · 9, 10, 11, 19, 21,  
22, 23, 24, 30, 34, 39,  
40, 41, 43, 54  
*adaptive* · 2, 3, 19, 20, 34,  
35, 39, 40, 42, 47, 55,  
56, 58, 59  
*adaptive neuro fuzzy* · 19,  
34, 42  
*aktioasi* · 27  
*algoritma* · 0, 5, 10, 20, 29,  
30, 39  
*anteseden* · 6, 41  
*artificial intelligent* · 3, 34,  
56, 59  
*artificial neural network* · 0

### B

*bahasa* · 9  
*beban* · 0, 1, 2, 3, 4, 5, 25,  
26, 27, 28, 29, 32, 34,  
41, 42, 43, 47, 48, 54, 58

---

### D

*data* · 2, 9, 12, 13, 14, 15,  
16, 17, 18, 19, 20, 21,

25, 27, 28, 29, 33, 34,  
35, 36, 39, 40

*defuzzifikasi* · 41, 42

---

### E

*energi* · 1, 4, 48, 59  
*error* · 9, 12, 18, 30, 39  
*expert system* · 0

---

### F

*fungsi* · 2, 6, 7, 8, 9, 10, 11,  
12, 14, 16, 19, 20, 21,  
23, 24, 27, 30, 36, 37,  
38, 39  
*fuzzifikasi* · 30, 36, 37, 41,  
42  
*fuzzy* · 0, 2, 3, 5, 6, 19, 20,  
21, 22, 30, 34, 35, 38,  
39, 40, 43, 47, 54, 55,  
56, 58, 59

---

### G

*genetic algorithm* · 0

---

### H

*hari* · 25, 26, 27, 28, 42, 43,  
44, 45, 46, 48, 49, 50,  
51, 52, 54, 55

## PROFIL PENULIS



**Muhammad Bachtiar Nappu** meraih gelar Sarjana Teknik dengan predikat *Cum Laude* dari Universitas Hasanuddin pada tahun 1999 dan gelar Magister Teknik dari Institut Teknologi Bandung pada tahun 2001. Sejak 2007, dia melanjutkan pendidikan

di The University of Queensland, Brisbane, Australia di bidang *Power Systems Engineering and Competitive Electricity Market* dan berhasil menyabet gelar M.Phil dan Ph.D masing-masing pada tahun 2009 dan 2013.

Dr Bachtiar telah menerbitkan lebih dari 100 publikasi dalam bentuk laporan penelitian, buku, makalah jurnal dan artikel konferensi internasional. Pada tahun 2019, ia dianugerahi sebagai tokoh akademisi berprestasi kategori Sains dan Teknologi oleh Rektor Universitas Hasanuddin. Menjabat sebagai Kepala Pusat Penelitian dan Pengembangan Energi dan Ketenagalistrikan tahun 2015-2022, ia terlibat dalam sejumlah proyek infrastruktur ketenagalistrikan dengan mitra utama Perusahaan Listrik Negara Indonesia, PT PLN (Persero).

Dalam lima tahun terakhir, Dr Bachtiar juga bekerja sebagai konsultan senior *The United States Agency for International Development* (USAID) untuk mendukung program *Indonesian Clean Energy Development* (ICED) dan proyek *Scaling-Up Renewable Energy* (SURE) di Indonesia. Beliau juga menjabat sebagai konsultan senior untuk *Asian Development Bank* (ADB) untuk memberikan technical assistance dalam mendukung proyek akses energi listrik yang berkelanjutan dan universal di Indonesia sebagai bagian dari program pengembangan jaringan ketenagalistrikan untuk pulau Sumatera, Kalimantan, Nusa Tenggara, Sulawesi, Maluku dan Papua.

Saat ini Dr Bachtiar terlibat sebagai mitra peneliti dalam proyek penelitian kolaboratif internasional dengan lembaga riset dan industri terkemuka Australia melalui program *Reliable, Affordable, Clean Energy for 2030* (RACE for 2030). Minat penelitiannya meliputi operasi dan analisis sistem tenaga listrik, peramalan, perencanaan dan integrasi energi terbarukan serta optimalisasi pasar ketenagalistrikan yang kompetitif.

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE DALAM PRAKIRAAN BEBAN

UNTUK PENGENDALIAN OPERASI SISTEM TENAGA LISTRIK

Sistem ketenagalistrikan di berbagai belahan dunia telah membawa transformasi menyeluruh baik aspek manajemen maupun aspek teknis. Salah satu aspek teknis yang turut menunjang perencanaan pengoperasian optimal suatu pusat pembangkit baik ditinjau dari segi efektifitas, ekonomis maupun dari segi keandalan operasi sistem tenaga adalah masalah prakiraan kebutuhan beban listrik jangka pendek

Buku ini dapat digunakan sebagai referensi dalam mengkaji permasalahan prakiraan beban listrik jangka pendek di unit penyaluran dan pengatur beban pada suatu operator sistem ketenagalistrikan. Simulasi dan analisis *Short-Term Load Forecasting (STLF)* dilakukan dengan menggunakan suatu varian artificial intelligent yaitu metode Adaptive Neuro-Fuzzy memakai teknik klasterisasi himpunan data. Untuk proses belajar digunakan data pembebanan selama delapan belas bulan. Evaluasi dilakukan untuk pembebanan selama satu minggu ke depan.

**TOHAR MEDIA**

No Anggota IKAPI : 022/SSL/2019  
Workshop : JL. Rappocini Raya Lr.II A No 13 Kota Makassar  
Redaksi : JL. Muhktar dg Tompo Kabupaten Gowa  
Perumahan Nayla Regency Blok D No 25  
Telp. (0411) 8987659 Hp. 085299993635  
<https://toharmedia.co.id>

