

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Perkembangan Penelitian *Short Term Load Forecasting* (STLF)

Peramalan beban listrik tidaklah mudah dan sangat kompleks. Oleh karena itu, menemukan model peramalan yang sesuai dengan jenis jaringan listrik tertentu bukanlah tugas yang mudah. Meskipun metode peramalan banyak dikembangkan, tidak bisa dipakai untuk semua jenis permintaan. Sehingga dalam risetnya pada tahun 2011, Hassan Soltan, dkk, menyajikan metodologi pragmatis yang dapat digunakan sebagai panduan dalam memprediksi beban listrik. Pada metodologi ini didasarkan kepada *load time series* dan menggabungkan beberapa teknik pendekatan statistik seperti *moving average*, dan kebisingan beban. Data harian di Kuwait digunakan pada penelitian ini [1].

Pada tahun 2009, Nanhay Sing, dkk, dalam risetnya mengatakan bahwa peramalan beban listrik yang akurat memegang peranan yang sangat vital dan bisa menghasilkan penghematan yang luar biasa. Karena dengan peramalan beban listrik yang akurat maka perusahaan listrik bisa mengatur penjadwalan, perawatan dengan baik. Pada penelitiannya menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dan algoritma genetik dalam memprediksi beban listrik 3 hari ke depan, dan membandingkan hasilnya [7].

Pada tahun 2008, Lacir J. Soares, dkk, melakukan penelitian untuk peramalan beban listrik per jam di sebuah daerah di Brazil. Tiap model dibangun

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

dengan metode yang berbeda setiap hari. Pada penelitian ini didasarkan pada 2 faktor yaitu *determinic* meliputi tren, musim, dan efek hari-hari khusus, kemudian faktor yang kedua adalah *stochastic* dan mengikuti model *autoregressive linear*. Dan hasilnya bahwa metode tersebut cocok untuk daerah tropis [8].

Pada tahun 2005, Taylor, J.,W, dkk, melakukan penelitian dengan membandingkan keakuratan antara enam *univariate methods* untuk memprediksi beban listrik jangka pendek sehari kedepan. Secara keseluruhan hasil terbaik didapat dengan metode *exponential smoothing methods* dan mengatakan bahwa metode ini lebih sederhana dan mudah. Dan tidak membutuhkan pengetahuan yang sangat kompleks [5].

Pada Tahun 2003, Tetsuro Matsui, dkk, dalam risetnya tentang prediksi beban jangka pendek dengan pendekatan metoda *Artificial Neural Networks (ANN)*. Metode yang diusulkan terdiri dari dua langkah, pada langkah pertama, jenis beban semua data dari tiga zona waktu untuk mengkarakterisasi beban harian yang diperkirakan secara terpisah menggunakan model prakiraan jaringan syaraf. Beban total diperoleh dengan penjumlahan dari semua jenis beban. Kurva beban harian untuk hari berikutnya diperoleh dengan menggunakan jaringan syaraf untuk peramalan kurva beban. Beban yang diperkirakan dari tiga zona waktu yang diperoleh pada langkah pertama dan data lainnya adalah input ke dalam jaringan syaraf untuk peramalan kurva beban. Hasil simulasi yang ditunjukkan metoda ini sangat efektif terutama di hari libur dibandingkan dengan metode konvensional [10].

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

Pada tahun 2002, Muhammad Riaz Khan, dkk, dalam risetnya memprediksi beban listrik jangka pendek dengan pendekatan metode *Recurrent Neural Network (RNN)*, yang kemudian dibandingkan dengan metode *Multilayer Perceptron (MLP)*. Menjelaskan bahwa beban dapat dimodelkan sebagai output daripada beberapa sistem dinamik, yang dipengaruhi oleh cuaca, waktu dan variabel lingkungan lainnya. Mereka mengusulkan bahwa metoda ini sangat baik digunakan untuk peramalan beban pada sistem yang dinamis [11].

## 2.2 Metoda Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek

Berbagai teknik kecerdasan buatan dan statistik telah dikembangkan untuk peramalan beban jangka pendek. Diantaranya yaitu [12] :

1. *Similar-day Approach* ( Pendekatan hari yang sama)

Pendekatan ini didasarkan kepada mencari sejarah data untuk hari dalam satu, dua atau tiga tahun yang memiliki karakteristik serupa sampai hari perkiraan. Karakteristik serupa termasuk cuaca, hari minggu dan tanggal. Beban dari hari yang sama dianggap sebagai ramalan. Bahkan beban hari yang sama, ramalan bisa menjadi kombinasi linear atau prosedur regresi yang dapat mencakup hari yang serupa. Koefisien tren dapat digunakan untuk hari yang sama di tahun sebelumnya.

2. *Regression Methods* ( Metode regresi)

Regresi adalah salah satu teknik statistik yang paling banyak digunakan.

Untuk metoda regresi pada kasus peramalan beban listrik biasanya digunakan

memodelkan hubungan konsumsi beban dan lainya seperti faktor cuaca, jenis hari dan kelas pelanggan.

### 3. *Time Series* (Metoda Deret Waktu)

Metoda ini didasarkan pada asumsi bahwa, data memiliki struktur internal, seperti autokorelasi, tren atau variasi musiman. Metoda ini mendeteksi dan mengeksplorasi struktur seperti itu. Metoda ini telah dipakai sejak lama terutama pada bidang-bidang seperti ekonomi, pemrosesan sinyal digital, serta peramalan beban listrik. Secara khusus, ARMA (*autoregressive moving average*), ARIMA (*autoregressive integrated moving average*), ARMAX (*autoregressive moving average with exogenous variable*), dan ARIMAX (*autoregressive interated moving average with exogenous variable*) adalah metode yang paling sering menggunakan *time series* klasik.

### 4. *Neural Networks* (Jaringan Syaraf Tiruan)

Jaringan Syaraf Tiruan adalah sistem pemrosesan informasi yang dimodelkan berdasarkan jaringan syaraf biologi. Jaringan Syaraf Tiruan melakukan peniruan aktivitas-aktivitas yang terjadi di dalam sebuah jaringan syaraf biologi otak manusia. Pada jaringan syaraf biologi terjadi berbagai aktivitas yang sangat kompleks dan rumit. Beberapa diantaranya adalah mengingat, memahami, menyimpan, dan memanggil kembali informasi yang pernah dipelajari.

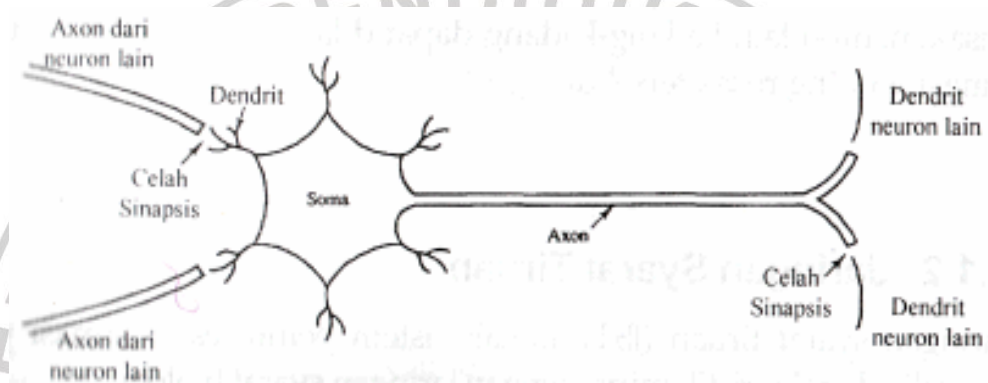
Otak manusia memiliki struktur yang sangat kompleks dan memiliki kemampuan yang luar biasa. Otak terdiri dari neuron-neuron dan penghubung yang disebut sinapsis. Neuron bekerja berdasarkan

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

impuls/sinyal yang diberikan pada neuron. Neuron meneruskannya pada neuron lain. Diperkirakan manusia memiliki  $10^{12}$  neuron dan  $6 \cdot 10^{18}$  sinapsis. Dengan jumlah yang begitu banyak, otak mampu mengenali pola, melakukan perhitungan, dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dibandingkan komputer digital [13].



**Gambar 2.1** Jaringan Syaraf Pada Manusia

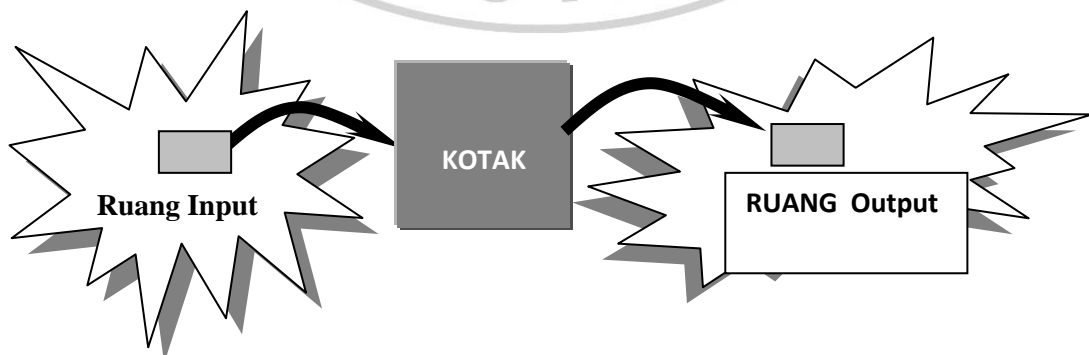
Neuron memiliki 3 komponen penting yaitu dendrit, soma dan axon. Dendrit menerima sinyal dari neuron lain. Sinyal tersebut berupa impuls elektrik yang dikirim melalui celah sinaptik melalui proses kimiawi. Sinyal tersebut dimodifikasi (diperkuat/diperlemah) di celah sinaptik. Berikutnya, soma menjumlahkan semua sinyal-sinyal yang masuk. Kalau jumlahan tersebut cukup kuat dan melebihi batas ambang (*threshold*), maka sinyal tersebut akan diteruskan ke sel lain melalui axon. Frekuensi penerusan sinyal berbeda-beda antara satu sel dengan yang lain. Beberapa metoda yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk peramalan beban listrik adalah *Backpropogation*, *Multilayer Perceptron*, *Kohonen Map*, *ANN (Artificial*

*Neural Networks*) [14].

## 5. *Fuzzy Logic* ( Logika Fuzzy)

Logika fuzzy pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lofti Zadeh, pada tahun 1965, orang berkebangsaan Iran yang menjadi guru besar di University of California at Berkeley USA. Pada kesempatan itu pula sebuah paper dibuatnya dengan memaparkan ide dasar *fuzzy set* yang meliputi *inclusion*, *union*, *intersection*, *complement*, *relation*, dan *conversity*. Pelopor aplikasi fuzzy set dalam bidang kontrol adalah Prof. Ebrahim Mamdani dkk dari Queen Mary College London (masih dalam skala lab). Penerapan nyata di Industri banyak dipelopori oleh para ahli dari Jepang misalnya Prof. Sugeno dkk dari *Tokyo Institute of Technology* [14].

Logika fuzzy adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang input ke dalam ruang output. Salah satu contoh pemetaan suatu input-output dalam bentuk grafis seperti terlihat dalam gambar 2.2. Antara input dan output terdapat satu kotak hitam yang harus memetakan input ke output yang sesuai.



Anwar Peranginangin, 2012

Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

### **Gambar 2.2** *Pemetaan input output*

Logika fuzzy berbeda dengan logika digital biasa, dimana logika digital biasa hanya mengenal dua keadaan yaitu: Ya - Tidak atau ON - OFF atau High - Low atau "1" - "0". Sedangkan Logika Fuzzy meniru cara berpikir manusia dengan menggunakan konsep sifat kesamaran suatu nilai. Pada Logika Fuzzy dapat memberikan suatu nilai dari nol secara kontinyu sampai nilai satu.

Perkembangan teori logika fuzzy telah menarik para ahli sistem kendali untuk memanfaatkannya dalam pengendalian suatu sistem dalam bentuk algoritma-algoritma otomatis yang dapat dinyatakan, seperti dalam pemakaian pengaturan lalu lintas, sistem transmisi otomatis, alat rumah tangga, industri dan lain-lainnya. Penggunaan pengendali logika fuzzy dilaporkan sangat sesuai untuk sistem-sistem yang sulit dipahami atau diwakilkan dengan suatu model matematik yang teliti, tetapi harus ada suatu operator, dalam hal ini manusia yang telah berpengalaman dan mampu mengendalikan sistem tersebut secara baik dan memuaskan, serta dapat memberikan aturan-aturan pengendalian secara kualitatif dalam bentuk kalimat-kalimat fuzzy [14].

#### 6. *Support Vector Machine* ( Dukungan Mesin Vector)

Teknik ini adalah salah satu yang baik pada penerapannya untuk mengatasi masalah klasifikasi dan regresi. Tidak seperti jaringan syaraf tiruan, yang mencoba mendefinisikan secara kompleks fungsi ruang fitur input, metoda

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

ini melakukan pemetaan non linear dengan menggunakan apa yang disebut fungsi kernel, dari data ke dalam sebuah dimensi yang tinggi (fitur) ruang. Kemudian menggunakan fungsi linear yang sederhana, untuk membuat batas-batas keputusan linear dalam ruang yang baru [12].

## 2.3 Sistem Inferensi Fuzzy

### 2.3.1 Metoda Mamdani

Metode Mamdani sering juga dikenal dengan nama metode Max – Min. metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Untuk mendapatkan output, diperlukan empat tahapan [15] :

1. Pembentukan himpunan fuzzy

Pada metode Mamdani ini, baik variabel input maupun variabel output dibagi menjadi satu atau lebih himpunan fuzzy.

2. Aplikasi fungsi implikasi

Fungsi implikasi yang digunakan adalah min.

3. Komposisi aturan

Apabila sistem terdiri dari beberapa aturan, maka inferensi diperoleh kumpulan dan korelasi antar aturan. Ada tiga metode yang digunakan dalam melakukan inferensi sistem fuzzy, yaitu : max, additive, dan Probabilistik OR (Probor).

4. Penegasan (*defuzzy*)

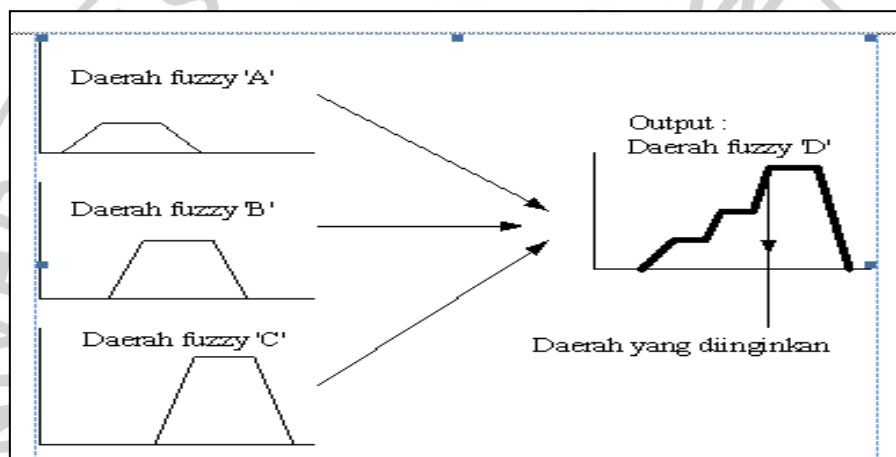
Anwar Peranginangin, 2012

Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu



Input dari proses defuzzifikasi adalah suatu himpunan himpunan fuzzy yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan fuzzy, sedangkan output yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan fuzzy tersebut. Sehingga jika diberikan suatu himpunan fuzzy dalam range tertentu, maka harus dapat diambil suatu nilai crisp tertentu sebagai output seperti gambar dibawah ini.



**Gambar 2.3 Proses Defuzzyfikasi**

### 2.3.2 Metoda Sugeno

Penalaran dengan metode Sugeno hampir sama dengan penalaran Mamdani, hanya saja output (konsekuen) sistem tidak berupa himpunan fuzzy, melainkan berupa konstanta atau persamaan linier. Metode ini diperkenalkan oleh Takagi-Sugeno Kang pada tahun 1985. Ada dua model Metode Sugeno yaitu [15]:

1. Model fuzzy Sugeno orde nol

Secara umum bentuk model fuzzy sugeno orde nol adalah :

IF  $(x_1 \text{ is } A_1) \cdot (x_2 \text{ is } A_2) \cdot (x_3 \text{ is } A_3) \cdot \dots \cdot (x_n \text{ is } A_n)$  THEN  $x = k$

Dengan  $A_i$  adalah himpunan fuzzy ke-i sebagai anteseden, dan  $k$  adalah suatu konstanta (tegas) sebagai konsekuen.

## 2. Model fuzzy Sugeno orde satu

Secara umum bentuk model fuzzy sugeno orde satu adalah :

IF  $(x_1 \text{ is } A_1) \cdot \dots \cdot (x_n \text{ is } A_n)$  THEN  $z = p_1 \cdot x_1 + \dots + p_n \cdot x_n + q$

Dengan  $A_i$  adalah himpunan fuzzy ke-i sebagai anteseden, dan  $p_i$  adalah konstanta (tegas) ke-i dan  $q$  juga merupakan konstanta dalam konsekuen.

Apabila komposisi aturan menggunakan aturan sugeno, maka defuzzifikasi dilakukan dengan cara mencari rata-rata.

### 2.4 Indeks kekaburan

Indeks kekaburan adalah jarak antara suatu himpunan fuzzy  $A$  dengan himpunan crisp  $C$  yang terdekat. Himpunan crisp  $C$  terdekat dari himpunan fuzzy  $A$  dinotasikan sebagai  $\mu_C[x] = 0$ , jika  $\mu_A[x] \leq 0.5$ , dan  $\mu_C[x] = 1$ , jika  $\mu_A[x] \geq 0.5$ . Ada tiga kelas yang paling sering digunakan dalam mencari indeks kekaburan, yaitu :

#### 1. Hamming distance

$$f(A) = \sum | \mu_A[x] - \mu_C[x] | \text{ atau}$$

$$f(A) = \sum \min [ \mu_A[x], 1 - \mu_A[x] ]$$

#### 2. Euclidean distance

Anwar Peranginangin, 2012

Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

$$f(A) = \{\sum [\mu_A[x] - \mu_C[x]]^2\}^{1/2}$$

### 3. Minkowski distance

$$f(A) = \{\sum [\mu_A[x] - \mu_C[x]]^w\}^{1/w} \text{ dengan } w \in [1, \infty]$$

## 2.5 Fuzzy Clustering

Cluster dikatakan fuzzy jika tiap-tiap objek dihubungkan dengan menggunakan derajat keanggotaan (bukan dengan keanggotaan crisp). Pada prakteknya, biasanya perlu dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu. Akan tetapi lebih menguntungkan apabila data yang akan diolah dalam keadaan normal, misalkan pada interval [0 1]. Dengan demikian kita perlu melakukan normalisasi untuk suatu nilai  $u$ , menjadi  $u$  normal ( $\hat{u}$ ) dengan rumus [6]:

$$\hat{u} = \frac{u - u_{\min}}{u_{\max} - u_{\min}}$$

Dengan  $u_{\min}$  adalah nilai terkecil yang terukur dan  $u_{\max}$  adalah nilai terbesar yang terukur. Dengan melakukan standardisasi, dapat mentransformasikan nilai rata-rata (mean) tiap variabel menjadi nol, dan deviasi standar menjadi 1. Jika data distribusi normal dengan mean  $m$  dan deviasi standar  $\sigma$ , maka akan kita dapatkan nilai standar [6]:

$$u^* = \frac{u - m}{\sigma}$$

Kita juga perlu melakukan penskalaan nilai pada interval tertentu. Apabila penskalaan dilakukan secara linier pada interval  $[u_1 u_2]$ , maka :

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

$$u' = \frac{u - u_1}{u_2 - u_1} (u_2 - u_1) + u_1$$

### 2.5.1 Subtractive Clustering

Subtractive clustering didasarkan atas ukuran densitas (potensi) titik-titik data dalam suatu ruang (variabel). Konsep dasar dari subtractive clustering adalah menentukan daerah-daerah dalam suatu variabel yang memiliki densitas tinggi terhadap titik-titik disekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai pusat cluster kemudian akan dikurangi densitasnya. Selanjutnya algoritma akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan pusat cluster yang lain. Hal ini akan dilakukan berulang-ulang hingga semua titik diuji [6].

Apabila terdapat N buah data :  $u_1, u_2, \dots, u_N$  dan dengan menganggap bahwa data-data sudah dalam keadaan keadaaan normal, maka densitas titik uk dapat dihitung sebagai berikut [6] :

$$D_k = \sum_{j=1}^N \exp \left( - \frac{\|u_k - u_j\|}{\left(\frac{ra}{2}\right)^2} \right)$$

Dengan  $r_a$  adalah konstanta positif. Dengan demikian, suatu titik data akan memiliki densitas yang besar jika dia memiliki banyak tetangga.

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

Setelah menghitung densitas tiap-tiap titik, maka titik dengan densitas tertinggi akan dipilih sebagai pusat cluster. Misalkan  $u_{c1}$  adalah titik yang dipilih terpilih sebagai pusat cluster, sedangkan  $d_{c1}$  adalah ukuran densitasnya. Selanjutnya densitas dari titik disekitarnya akan dikurangi menjadi :

$$D'_k = D_k - D_{c1} * \exp\left(-\frac{\|u_k - u_{c1}\|}{\left(\frac{r_b}{2}\right)^2}\right)$$

Dengan  $r_b$  adalah konstanta positif. Hal ini berarti bahwa titik-titik yang berada dekat dengan pusat cluster  $u_{c1}$  akan mengalami pengurangan densitas besar-besaran. Hal ini akan berakibat titik-titik tersebut akan sangat sulit untuk menjadi pusat cluster berikutnya. Nilai  $r_b$  menunjukkan suatu lingkungan yang mengakibatkan titik-titik berkurang densitasnya.  $r_b$  bernilai lebih besar dibanding dengan  $r_a$ .  $r_b = \text{squash\_factor} * r_a$  (biasanya  $\text{squash\_factor} = 1.5$ )

Setelah densitas tiap-tiap titik diperbaiki, maka selanjutnya akan dicari pusat cluster yang kedua yaitu  $u_{c2}$ . sesudah  $u_{c2}$  didapat, ukuran densitas setiap titik data akan diperbaiki kembali, demikian seterusnya.

### 2.5.2 Membentuk FIS dengan Subtractive Clustering

Sistem ini dibentuk dengan menggunakan metode Sugeno orde satu. Pada metode ini, kumpulan aturan akan terbentuk [15]:

$$[R1] \text{ IF } (x_1 \text{ is } A_{11}) \cdot (x_2 \text{ is } A_{12}) \cdot \dots \cdot (x_n \text{ is } A_{1m}) \text{ THEN } (z = k_{11} * x_1 + \dots + k_{1m} * x_m + k_{10});$$

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

[R2] IF  $(x_1 \text{ is } A_{21}) \bullet (x_2 \text{ is } A_{22}) \bullet \dots \bullet (x_n \text{ is } A_{2m})$  THEN  $(z = k_{21} * x_1 + \dots + k_{2m} * x_m + k_{r0})$ ;

...

[R3] IF  $(x_3 \text{ is } A_{m1}) \bullet (x_2 \text{ is } A_{m2}) \bullet \dots \bullet (x_n \text{ is } A_{rm})$  THEN  $(z = k_{r1} * x_1 + \dots + k_{rm} * x_m + k_{r0})$ ;

Dengan  $A_{ij}$  adalah himpunan fuzzy aturan ke-i variabel ke-j sebagai anteseden,  $k_{ij}$  adalah koefisien persamaan output fuzzy aturan ke-i variabel ke-j ( $i = 1, 2, \dots, r$ ;  $j = 1, 2, \dots, m$ ) dan  $k_{i0}$  adalah konstanta persamaan output fuzzy aturan ke-i; tanda  $\bullet$  menunjukkan operator yang digunakan dalam anteseden.

Untuk mempermudah komputasi, matrik  $K$  :

$$K = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \dots & k_{1m} & k_{1(m+1)} \\ k_{21} & k_{22} & \dots & k_{2m} & k_{2(m+1)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ k_{r1} & k_{r2} & \dots & k_{rm} & k_{r(m+1)} \end{bmatrix}$$

Disusun menjadi satu vektor  $k$  :

$$k = [k_{11} \ k_{12} \ \dots \ k_{1m} \ k_{1(m+1)} \ k_{21} \ k_{22} \ \dots \ k_{2m} \ k_{2(m+1)} \ \dots \ k_{r1} \ k_{r2} \ \dots \ k_{rm} \ k_{r(m+1)}]^T$$

untuk  $n$  titik data, diperoleh matriks  $U$  dalam bentuk :

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1m} & u_{1(m+1)} & u_{1(m+2)} & \dots & u_{1(r*(m+1))} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2m} & u_{2(m+1)} & u_{2(m+2)} & \dots & u_{2(r*(m+1))} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \dots & u_{nm} & u_{n(m+1)} & u_{n(m+2)} & \dots & u_{n(r*(m+1))} \end{bmatrix}$$

Dengan setiap aturan ke-i :

**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu

- $u_{k((i-1)+j)} = x_{kj} * w_k; k = 1,2,\dots,n; \text{ dan } j = 1,2,\dots,m$
- $u_{k(r(m+1))} = w_k; k = 1,2,\dots,n$
- $w = e^{-\sum_{j=1}^m \left( \frac{x_{kj} - center_{ij}}{\sqrt{2\sigma_j}} \right)^2}; k = 1,2,\dots,n$

Diperoleh :

- $Q_k = \sum_{i=1}^r w_j; k = 1,2,\dots,n$
- $u_{kj} = u_{kj}/Q_k; k = 1,2,\dots,n \text{ dan } j = 1,2,\dots,r*(m+1)$

vektor z, sebagai vektor output berbentuk :

$$z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n]^T$$

dari vektor k, matriks U, dan vektor x ini dapat dibentuk suatu sistem persamaan linier yang berbentuk :

$$U * k = z$$

Untuk mencari nilai koefisien output tiap-tiap aturan pada setiap variabel ( $k_{ij}$ ). Matriks X bukan matriks bujursangkar, sehingga untuk menyelesaikan persamaan ini digunakan metode kuadrat terkecil.

Adapun beberapa batasan yang diberikan adalah sebagai berikut :

1. Jumlah aturan yang terjadi sebanyak jumlah cluster yang diberikan dari algoritma *subtractive clustering*.
2. Metode penalaran menggunakan Sugeno.

3. Banyaknya himpunan fuzzy tiap dimensi data (variabel) sama dengan jumlah aturan.
4. Fungsi keanggotaan menggunakan Gauss, dengan dimensi ke-i aturan ke-j memiliki parameter :  $[\sigma_i \ C_{ij}]$

## 2.6 Toolbox Matlab Genfis 2

Fungsi ini menggunakan fungsi subclust untuk melakukan clustering data, melatih input-output data, dan membangkitkan penalaran fuzzy dengan metode Sugeno [16].

### Sintaks :

fismat = genfis2(xin,xout,Radius,xBounds,Options)

Dengan :

fismat = fis matriks

Xin = matriks data yang tiap baris menunjukkan satu titik data input

Xout = matriks data yang tiap baris menunjukkan satu titik data output

Radius = *influence factor*, vektor yang menspesifikasikan jangkauan pengaruh suatu pusat cluster terhadap tiap-tiap dimensi data, diasumsikan data berada pada unit hiperbox, jika radiusnya



kecil maka jumlah cluster yang dihasilkan akan semakin banyak.

$x$ Bounds = matriks berukuran  $2 \times N$  yang akan memetakan data  $x$  ke dalam unit hiperbox;  $N$  adalah jumlah dimensi data =  $[-10 \ 5; 10 \ 5]$  pada dimensi pertama diskala dari range  $[-10 \ 10]$  ke  $[0 \ 1]$  dan data pada dimensi kedua diskala dari range  $[-5 \ 5]$  ke  $[0 \ 1]$

Options :

Options 1 = *squash factor*, digunakan untuk mengalihkan nilai radius, untuk menentukan pusat cluster yang ada di dekatnya yang mana keberadaannya terhadap pusat cluster yang lainnya akan dikurangi (default = 1.25)

Options 2 = *accept ratio*, mengatur potensial (fraksi potensi pusat cluster pertama), yang mana jika ada titik-titik data lainnya yang memiliki potensi di atasnya akan diharapkan untuk menjadi pusat cluster (default = 0.5)

Options 3 = *reject ratio*, mengatur potensial (fraksi potensi pusat cluster pertama), yang mana jika ada titik-titik data yang lainnya memiliki potensi dibawahnya akan diapkir untuk menjadi pusat cluster (default = 0.15)

Options 3 = *verbose*, jika tidak nol maka informasi pembuatan proses clustering akan dicetak (default = 0.15)

Contoh :

```
>> fismat = genfis2(x,y,0.5)
```

```
% argumen minimum yang dibutuhkan oleh fungsi ini, radius semua dimensi sama yaitu 0.5
```

```
>> fismat = genfis2(x,y,[0.5 0.25 0.1])
```

```
% argumen minimum yang dibutuhkan oleh fungsi ini, radius input data 2 kolom adalah 0.5 (kolom pertama) dan 0.25 (kolom kedua), sedangkan radius output data (satu kolom) adalah 0.1.
```



**Anwar Peranginangin, 2012**

**Optimasi Influence Range Algoritma Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Peramalan Beban Dasar Dan Beban Puncak Harian**

Universitas Pendidikan Indonesia | [repository.upi.edu](http://repository.upi.edu)