

# MODUL PRAKTIKUM KOMPUTASI CERDAS

NAMA MAHASISWA  
NIM MAHASISWA

LABORATORIUM TEKNIK ELEKTRO  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MALANG  
2018



## DAFTAR ISI

|  |     |
|--|-----|
| DAFTAR ISI.....  | iii |
| DAFTAR GAMBAR .....  | v   |
| DAFTAR TABEL.....  | vii |
| BAB 1 OPTIMASI MENGGUNAKAN PSO .....                                     | 1   |
| 1.1 Latar Belakang .....   | 1   |
| 1.2 Tujuan .....   | 1   |
| 1.3 Dasar Teori.....   | 1   |
| 1.3.1 Algoritma PSO .....  | 2   |
| 1.3.2 Contoh Implementasi PSO.....                                       | 2   |
| 1.3.3 Implementasi PSO dengan Matlab:.....                               | 5   |
| BAB 2 Artificial Neural Network .....                                    | 8   |
| 2.1 Tujuan .....   | 8   |
| 2.2 Dasar Teori.....   | 8   |
| 2.2.1 Jenis Jenis hidden layer .....                                     | 9   |
| 2.2.2 Multilayer Neural Network (Backpropagation) .....                  | 10  |
| 2.2.3 Pelatihan bobot pada multilayer neural network.....                | 11  |
| 2.2.4 Backpropagation Pada Permasalahan Prakiraan Cuaca dengan Matlab 12 |     |
| 2.2.5 Langkah Langkah Percobaan .....                                    | 13  |
| BAB 3 FUZZY LOGIC .....  | 16  |
| 3.1 Tujuan .....   | 16  |
| 3.2 Dasar Teori.....   | 16  |
| 3.2.1 Fuzzification.....   | 16  |
| 3.2.2 Rule Base .....  | 18  |
| 3.2.3 Inference Mechanism (Operasi Himpunan).....                        | 19  |
| 3.2.4 Defuzzification .....  | 19  |
| 3.3 Fuzzy Logic Control .....  | 19  |
| 3.4 Pemrograman Fuzzy pada contoh 3.3.....                               | 23  |
| DAFTAR PUSTAKA .....   | 27  |



## DAFTAR GAMBAR

|  |    |
|--|----|
| Gambar 2.1 neuron pada jaringan syaraf biologis .....                  | 8  |
| Gambar 2.2 Model neuron pada ANN .....                                 | 9  |
| Gambar 2.3 grafik nilai keluaran fungsi aktivasi sigmoid.....          | 9  |
| Gambar 2.4 Struktur Multilayer Neural Network .....                    | 10 |
| Gambar 3.1 Struktur Sistem Fuzzy .....                                 | 16 |
| Gambar 3.2 Perbandingan keanggotaan boolean dan fuzzy .....            | 17 |
| Gambar 3.3 grafik fungsi keanggotaan segitiga.....                     | 18 |
| Gambar 3.4 block diagram Fuzzy logic control.....                      | 20 |
| Gambar 3.5 membership function error .....                             | 21 |
| Gambar 3.6 membership function delta error .....                       | 21 |
| Gambar 3.7 membership function sinyal control.....                     | 21 |
| Gambar 3.8 blok Simulink fuzzy logic control pada kecepatan motor..... | 24 |

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR TABEL

|  |    |
|--|----|
| Tabel 1.1 Hasil Percobaan 1.1.....                                   | 6  |
| Tabel 1.2 Hasil Percobaan 1.2.....                                   | 6  |
| Tabel 2.1 Tabel kriteria cuaca didaerah X [].....                    | 12 |
| Tabel 2.2 Ketentuan data input unsur cuaca dengan input neuron ..... | 12 |
| Tabel 2.3 Data output hasil modifikasi .....                         | 12 |
| Tabel 2.4 Data Training .....  | 12 |
| Tabel 2.5 Data Hasil Percobaan 1 .....                               | 15 |
| Tabel 3.1 Derajat keanggotaan boolean dan fuzzy .....                | 17 |
| Tabel 3.2 contoh tabel basis aturan fuzzy .....                      | 19 |
| Tabel 3.3 Tabel basis aturan fuzzy logic control .....               | 21 |

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



# BAB 1

## OPTIMASI MENGGUNAKAN PSO

### 1.1 Latar Belakang

Pengertian optimasi secara umum yaitu proses pencarian satu atau beberapa variable agar tercapai suatu tujuan optimal (maks/min). Permasalahan optimasi merupakan permasalahan yang sering kita hadapi khususnya dalam bidang teknik. Contoh-contoh permasalahan optimasi yang umum sering ditemui seperti pencarian jalur terdekat, dan penjadwalan. Sedangkan contoh-contoh permasalahan optimasi pada bidang Teknik seperti pembangkitan daya generator, penjadwalan daya energi terbarukan (hybrid), dan pencarian parameter pada sebuah system.

Terdapat beberapa metode penyelesaian optimasi seperti penyelesaian secara matematis (gradien), metode klasik (numerik) seperti Newton Raphson, dan penyelesaian dengan metode heuristic atau metode cerdas. Metode heuristic saat ini telah banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimisasi dikarenakan penyelesaian secara matematis tidak mungkin dilakukan dikarenakan keterbatasan dalam proses turunan, kemudian keterbatasan pada metode numerik yang hanya dapat menyelesaikan permasalahan linear.

### 1.2 Tujuan

Mahasiswa dapat mengimplementasikan PSO sebagai metode penyelesaian permasalahan optimisasi.

### 1.3 Dasar Teori

PSO atau particle swarm optimization merupakan salah satu algoritma cerdas atau metode heuristic yang terinspirasi oleh burung atau ikan yang sedang bermigrasi. Proses pencarian variable dalam PSO diibaratkan dengan sekumpulan burung atau ikan yang dalam pso disebut sebuah particle yang terbang atau berenang menyusuri area atau ruang yang selanjutnya diibaratkan dengan ruang permasalahan (fungsi tujuan). Saat sekumpulan burung terbang atau sekumpulan ikan sedang berenang memiliki beberapa sifat berikut:

- a. Meskipun berpindah secara bersama tetapi tidak saling bertabrakan atau bersinggungan (sparasi).
- b. Pencarian Bersama (Kohesi)
- c. Penyesuaian (Aligment)

Pada PSO particle berpindah dengan menggunakan persamaan berikut:

$$V_{i,d}(t + 1) = V_{i,d}(t) + c_1 r_1 (P_{i,d}(t) - X_{i,d}(t)) + c_2 r_2 (G_d(t) - X_{i,d}(t)) \quad (1)$$

dengan perpindahan posisi partikel menggunakan persamaan berikut:

$$X_{i,d}(t + 1) = X_{i,d}(t) + V_{i,d}(t + 1) \quad (2)$$

### 1.3.1 Algoritma PSO

Algoritma PSO dijabarkan dalam listing program berikut:

```

Start
Inisialisasi posisi particle awal  $X_{i,d}$  sejumlah  $N$ 
Inisialisasi kecepatan particle awal  $V_{i,d}$ 
Inisialisasi parameter  $c_1$  dan  $c_2$ 
Evaluasi  $X_{i,d}(0)$  terhadap fungsi tujuan  $f(X_{i,d}(0))$ 
 $P_{i,d}(0) = X_{i,d}(0)$ 
Cari Particle terbaik  $G_d(0)$  dari kumpulan particle
While (Iterasi < Max Iterasi)
  For  $i=1:N$ 
    For  $d=1:D$ 
      Hitung kecepatan dan posisi partikel dengan pers (1) dan pers (2)
       $V_{i,d}(t + 1) = V_{i,d}(t) + c_1r_1(P_{i,d}(t) - X_{i,d}(t)) + c_2r_2(G_d(t) - X_{i,d}(t))$ 
       $X_{i,d}(t + 1) = X_{i,d}(t) + V_{i,d}(t + 1)$ 
    End
  End
Evaluasi  $X_{i,d}(t + 1)$  terhadap fungsi tujuan  $f(X_{i,d}(t + 1))$ 
Cari indeks pengalaman terbaik partikel  $P_{i,d}(t + 1)$ 
Cari indeks partikel terbaik  $G_d(t + 1)$ 
End

```

### 1.3.2 Contoh Implementasi PSO

Misal kita mempunyai sebuah permasalahan optimasi dengan fungsi tujuan berikut:

$$\begin{aligned} & \text{minimasi } f(x) \\ & f(x) = (100 - x)^2 \\ & \text{dimana } 60 \leq x \leq 120 \end{aligned}$$

Iterasi 0:

1. Tentukan jumlah populasi particle  $N=4$
2. Tentukan populasi awal secara random sesuai dengan batas atas dan batas bawah  $60 \leq x \leq 120$

$$X_{i,d}(0) = \begin{bmatrix} 80 \\ 90 \\ 110 \\ 75 \end{bmatrix}$$

3. Tentukan Kecepatan awal

$$V_{i,d}(0) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

4. Tentukan  $c_1 = c_2 = 1$   
 5. Evaluasi  $X_{i,d}(0)$  terhadap  $f(x)$

$$f(80) = (100 - 80)^2 = 400$$

$$f(90) = (100 - 90)^2 = 100$$

$$f(110) = (100 - 110)^2 = 100$$

$$f(75) = (100 - 75)^2 = 625$$

6. Tentukan  $P_{i,d}(0) = X_{i,d}(0)$   
 7. Dari evaluasi no 4 cari  $G_d(0)$

Dikarenakan pada contoh ini permasalahan merupakan minimasi maka particle terbaik adalah yang menghasilkan nilai fungsi tujuan terkecil

$$G_d(0) = 90$$

Iterasi 1:

1. Hitung kecepatan dan posisi partikel. Missal nilai random yang didapat adalah  $r_1 = 0.4; r_2 = 0.5$

$$v_1(1) = 0 + 1(0.4)(80 - 80) + 1(0.5)(90 - 80) = 5$$

$$v_2(1) = 0 + 1(0.4)(90 - 90) + 1(0.5)(90 - 90) = 0$$

$$v_3(1) = 0 + 1(0.4)(110 - 110) + 1(0.5)(90 - 110) = -10$$

$$v_4(1) = 0 + 1(0.4)(75 - 75) + 1(0.5)(90 - 75) = 7.5$$

sehingga posisi partikel adalah:

$$x_1(1) = 80 + 5 = 85$$

$$x_2(1) = 90 + 0 = 90$$

$$x_3(1) = 110 - 10 = 100$$

$$x_4(1) = 75 + 7.5 = 82.5$$

2. Evaluasi  $X_{i,d}(1)$  terhadap  $f(x)$

$$f(85) = (100 - 85)^2 = 225$$

$$f(90) = (100 - 90)^2 = 100$$

$$f(100) = (100 - 0)^2 = 0$$

$$f(82.5) = (100 - 75)^2 = 306.25$$

3. Tentukan  $P_{i,d}(1)$

Pada persoalan minimasi untuk mencari  $P_{i,d}(t)$  maka dilakukan perbandingan antara  $f(X_{i,d}(t))$  dengan  $f(X_{i,d}(t+1))$  apakah  $f(X_{i,d}(t+1))$  lebih kecil dibanding  $f(X_{i,d}(t))$  dengan ketentuan sebagai berikut:

$$P_{i,d}(t) = \begin{cases} X_{i,d}(t+1) & \text{if } f(X_{i,d}(t+1)) < f(P_{i,d}(t)) \\ P_{i,d}(t) & \text{else if } f(X_{i,d}(t+1)) \geq f(P_{i,d}(t)) \end{cases}$$

$$P_{i,d} = \begin{bmatrix} 85 \\ 90 \\ 100 \\ 82.5 \end{bmatrix}$$

4. Dari evaluasi no 3 cari  $G_d(1)$

$$G_d(1) = 100$$

Iterasi 2:

1. Hitung kecepatan dan posisi partikel. Missal nilai random yang didapat adalah  $r_1 = 0.3; r_2 = 0.6$

$$v_1(2) = 5 + 1(0.3)(85 - 85) + 1(0.6)(100 - 80) = 14$$

$$v_2(2) = 0 + 1(0.3)(90 - 90) + 1(0.6)(100 - 90) = 6$$

$$v_3(2) = -10 + 1(0.3)(100 - 100) + 1(0.6)(100 - 100) = -10$$

$$v_4(2) = 7.5 + 1(0.3)(82.5 - 82.5) + 1(0.6)(100 - 82.5) = 18$$

sehingga posisi partikel adalah:

$$X_{i,d}(2) = \begin{bmatrix} 99 \\ 96 \\ 90 \\ 100.5 \end{bmatrix}$$

2. Evaluasi  $X_{i,d}(2)$  terhadap  $f(x)$

$$f(X_{i,d}(2)) = \begin{bmatrix} 1 \\ 16 \\ 100 \\ 0.25 \end{bmatrix}$$

3. Tentukan  $P_{i,d}(2)$

$$P_{i,d}(2) = \begin{bmatrix} 99 \\ 96 \\ 100 \\ 100.5 \end{bmatrix}$$

4. Dari evaluasi no 3 cari  $G_d(2)$

$$G_d(2) = 100$$

### 1.3.3 Implementasi PSO dengan Matlab:

Pada subbab ini PSO diimplementasikan untuk mengoptimalkan sebuah fungsi tujuan (*Fitness*) agar fungsi tersebut bernilai minimum.

$\min f(x)$ ; dimana

$$f(x) = 3x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 - 3x_1x_2 - 2x_1x_3 - 3x_2x_3 - 5x_1 - 4x_2 - 6x_3$$

Dengan

$$0 \leq x_1, x_2, x_3 \leq 15$$

Langkah Langkah Percobaan:

1. Membuat source code fungsi tujuan pada matlab sebagai berikut:

```
function f=fitness(x)
a=3*(x(1,1))^2+4*(x(1,2))^2+2*(x(1,3))^2;
b=-3*x(1,1)*x(1,2)-2*x(1,1)*x(1,3)-3*x(1,2)*x(1,3);
c=-5*x(1,1)-4*x(1,2)-6*x(1,3);
f=a+b+c;
end
```

2. Simpan dengan nama fitness.m

3. Membuat source code program utama PSO pada matlab sebagai berikut:

```
%%Inisialisasi PSO%%
jumlah_particle=20;%%20-30 particle
D=3;
batas_atas=15;
batas_bawah=0;
x=(batas_atas-batas_bawah).*rand(jumlah_particle,D)...
+repmat(batas_bawah,jumlah_particle,D)
v=zeros(jumlah_particle,D)
P=zeros(jumlah_particle,D)

f=zeros(jumlah_particle,1)
Max_Iter=10000
c1=1;%%0-2
c2=1;%%0-2
minftot=[];%%index Nilai fungsi paling minimum
%%Iterasi Ke-0%%
for i=1:jumlah_particle
    f(i,:)=fitness(x(i,:));
end
P=x;
fbest=f;
[minf,idk]=min(f);
G=x(idk,:);

for t=1:Max_Iter
```

```

for d=1:D
    for i=1:jumlah_particle
        v(i,d)=v(i,d)+(c1*rand)*(P(i,d)-x(i,d)) ...
            +(c2*rand)*(G(:,d)-x(i,d));
        x(i,d)=v(i,d)+x(i,d);
    end
end
for i=1:jumlah_particle
    f(i,:)=fitness(x(i,:));
end
changerow=f<fbest;
fbest=fbest.*(1-changerow)+f.*changerow;
P(changerow,:)=x(changerow,:);
[minf,idk]=min(fbest);
minftot=[minftot;minf];
G=P(idk,:);
end
x_optimal=G
minimum_f=minf
plot(minftot)

```

4. Simpan dengan nama PSO.m
5. Run program PSO.m
6. Catat hasil pada table berikut:

Tabel 1.1 Hasil Percobaan 1.1

| $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ | $f(x)$ |
|-------|-------|-------|--------|
|       |       |       |        |

7. Pada source code program utama PSO ubah persamaan kecepatan menjadi:

```

v(i,d)=0.75*v(i,d)+(c1*rand)*(P(i,d)-x(i,d)) ...
    +(c2*rand)*(G(:,d)-x(i,d));

```

8. Run kembali program PSO.m
9. Catat hasil pada table berikut:

Tabel 1.2 Hasil Percobaan 1.2

| $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ | $f(x)$ |
|-------|-------|-------|--------|
|       |       |       |        |

10. Analisa hasil percobaan pada Tabel 1.1 dan Tabel 1.2 dengan menggunakan metode matematis

#### 1.4 Data Hasil Percobaan

Tabel 1.1 Hasil Percobaan 1.1

| $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ | $f(x)$ |
|-------|-------|-------|--------|
|       |       |       |        |

Tabel 1.3 Hasil Percobaan 1.2

| $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ | $f(x)$ |
|-------|-------|-------|--------|
|       |       |       |        |

#### 1.5 Analisa Data

#### 1.6 Kesimpulan

## BAB 2

### Artificial Neural Network

#### 2.1 Tujuan

Mahasiswa dapat mengimplementasikan ANN sebagai metode penyelesaian permasalahan identifikasi, estimasi, dan prediksi dari sebuah system.

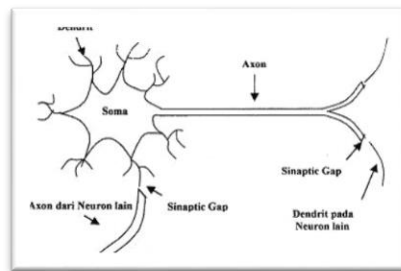
#### 2.2 Dasar Teori

Artificial Neural Network (ANN) atau sering disebut juga dengan jaringan syaraf tiruan adalah system pemroses informasi yang memiliki karakteristik menyerupai dengan karakteristik jaringan syaraf biologi.

ANN dibentuk dengan generalisasi model dari jaringan syaraf biologi dengan asumsi sebagai berikut:

- Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron)
- Sinyal dikirimkan diantara neuron neuron melalui penghubung penghubung
- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal

Pada neuron jaringan syaraf biologis terdapat tiga komponen penyusun utama yaitu *Dendrit*, *Soma*, dan *Axon*. *Dendrit* berperan sebagai bagian penerima informasi yang bisa saja berasal dari neuron yang lain. *Soma* berfungsi sebagai penampung atau pengolah sinyal, sedangkan *Axon* berfungsi sebagai penerus signal. Struktur neuron pada jaringan syaraf biologis ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 neuron pada jaringan syaraf biologis

Struktur neuron pada jaringan biologis tersebut kemudian digeneralkan dalam sebuah model matematika dengan asumsi asumsi yang sudah dijelaskan dijabarkan pada persamaan (3) dan (4):

$$z = \sum_{i=1}^N w_i \cdot x_i + b \quad (3)$$

$$y_n = f(z) \quad (4)$$

Dimana:

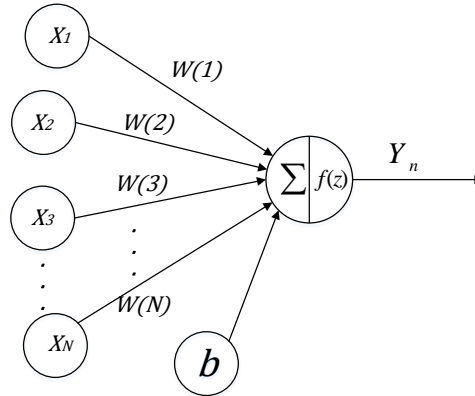
$x_i$  : input neuron

$w_i$  : bobot neuron



$b$  : bias  $y_n$  : output neuron  
 $f(z)$  : fungsi aktivasi  $N$  : jumlah input

Model matematika pada persamaan (3) dan (4) jika digambarkan memiliki struktur yang menyerupai jaringan syaraf biologis, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.2



Gambar 2.2 Model neuron pada ANN

### 2.2.1 Jenis Jenis hidden layer

- a. Fungsi Aktivasi Threshold  
 Persamaan fungsi aktivasi:

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{if } z \geq a \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

- b. Fungsi Aktivasi Linear  
 Persamaan fungsi aktivasi:

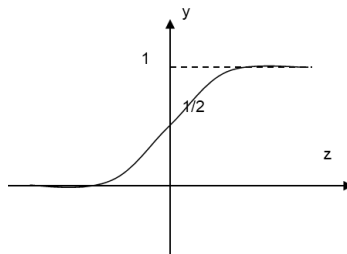
$$f(z) = \alpha z$$

Turunan fungsi aktivasi:

$$f'(z) = \alpha$$

- c. Fungsi Aktivasi Sigmoid  
 Persamaan fungsi aktivasi:

$$f(z) = \frac{1}{(1 + e^{-z})}$$

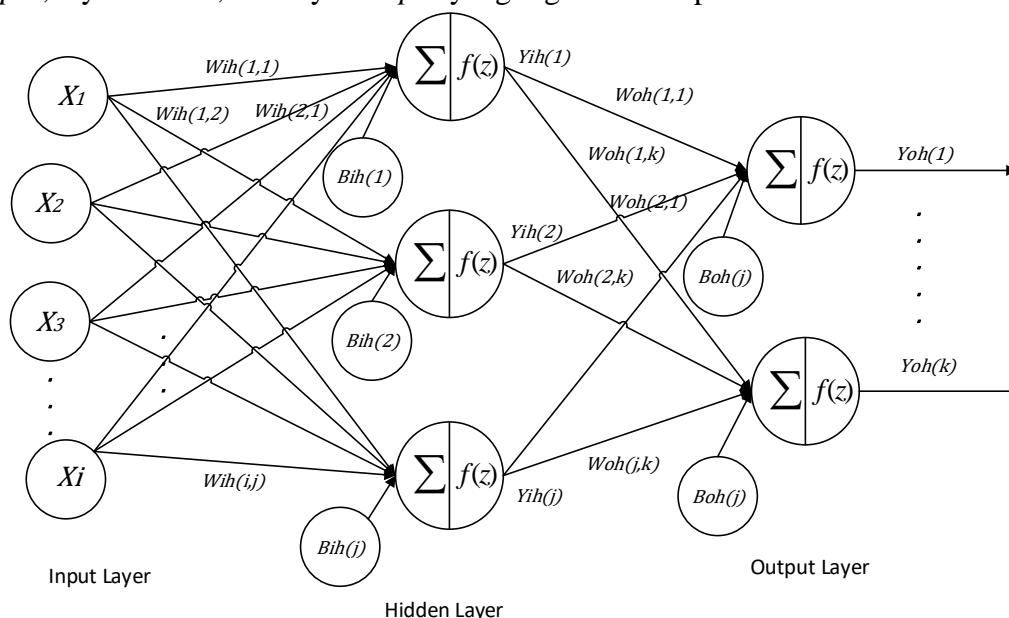


Gambar 2.3 grafik nilai keluaran fungsi aktivasi sigmoid  
 Turunan fungsi aktivasi:

$$f'(z) = (1 - f(z))(f(z))$$

## 2.2.2 Multilayer Neural Network (Backpropagation)

Multilayer neural network merupakan ANN yang terdapat banyak neuron pada strukturnya. Neuron tersebut disusun secara umum menjadi 3 bagian layer yaitu layer *input*, layer *hidden*, dan layer *output* yang digambarkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Struktur Multilayer Neural Network

Multilayer neural network memiliki model matematis yang dijabarkan pada persamaan (5) hingga persamaan (8). Dimana persamaan *forward* dari input ke *hidden layer* dijabarkan pada persamaan (5) dan (6)

$$zih(j) = \sum_{i=1}^{jmlh\_input} wih(i, j) \cdot (x(l, i)) + bih(j) \quad (5)$$

$$Yih(j) = f(zih(j)) \quad (6)$$

Kemudian persamaan forward dari *hidden layer* ke *output layer* dijabarkan pada persamaan (7) dan (8)

$$zoh(k) = \sum_{i=1}^{jmlh\_hidden} woh(j, k) \cdot (Yih(l, k)) + boh(k) \quad (7)$$

$$Yoh(k) = f(zoh(k)) \quad (8)$$

Dengan

- $wih(i, j)$  : Bobot input ke *hidden layer* pada input  $i$  dan *hidden layer* ke  $j$
- $x(l, k)$  : Nilai input ke  $i$  dan pada data ke  $l$
- $bih(j)$  : Bobot bias input ke *hidden layer* ke  $j$
- $Yih(j)$  : Output pada *hidden layer* ke  $j$
- $woh(j, k)$  : Bobot *hidden* ke *output layer* pada *hidden* ke  $j$  dan *output* ke  $k$
- $boh(k)$  : Bobot bias input ke *output layer* ke  $k$
- $Yoh(k)$  : Output ke  $k$

$f(zih(j))$  : Fungsi aktivasi pada *hidden layer* ke j  
 $f(zoh(k))$  : Fungsi aktivasi pada *output layer* ke k

### 2.2.3 Pelatihan bobot pada multilayer neural network

Pelatihan bobot pada multilayer neural network menggunakan metode *least square* dimana bobot pada *hidden* ke *output layer* dilatih terlebih dahulu berdasarkan error yang terjadi pada perbandingan nilai antara output layer dengan output pada data target atau data *training*.

Setelah proses pelatihan bobot pada *hidden* ke *output layer* dilakukan maka kemudian proses pelatihan bobot pada input ke *hidden layer* dilakukan dengan asumsi bahwa error yang terjadi pada output layer merambat (*propagate*) secara merata pada hidden layer.

Persamaan perubahan bobot pada *hidden* ke *output layer* dijabarkan pada persamaan (9) dan (10):

$$dwoh(j, k) = \lambda(error(k)) \cdot (f'(zoh)) \cdot Yih(j) \quad (9)$$

$$woh(j, k)_{baru} = woh(j, k)_{lama} + dwoh(j, k) \quad (10)$$

dengan persamaan perubahan bias pada *output layer* dijabarkan pada persamaan (11) dan (12):

$$dboh(k) = \lambda(error(k)) \cdot (f'(zoh(k))) \quad (11)$$

$$boh(k)_{baru} = boh(k)_{lama} + dboh(k) \quad (12)$$

Sedangkan persamaan perubahan bobot pada input ke *hidden* dijabarkan pada persamaan (13) dan (14):

$$dwih(i, j) = \lambda(errh(j)) \cdot (f'(zih(j))) \cdot x(l, i) \quad (13)$$

$$wih(i, j)_{baru} = wih(i, j)_{lama} + dwih(i, j) \quad (14)$$

dengan persamaan perubahan bias pada *hidden layer* dijabarkan pada persamaan(15) dan (16):

$$dbih(j) = \lambda(errh(j)) \cdot (f'(zih(j))) \quad (15)$$

$$bih(j)_{baru} = bih(j)_{lama} + dbih(j) \quad (16)$$

dimana

$dwih(i, j)$  : Perubahan Bobot pada input ke i dan *hidden layer* ke j  
 $dwoh(j, k)$  : Perubahan Bobot *hidden* ke j dan *output* ke k  
 $dbih(j)$  : Perubahan Bobot bias pada *hidden layer* ke j  
 $error(k)$  :  $(Yt(l, k) - Yoh(k))$   
 $boh(k)$  : Bobot bias input pada *output layer* ke k  
 $\lambda$  : Learning rate  
 $f'(zih(j))$  : Turunan Fungsi aktivasi pada *hidden layer* ke j  
 $f'(zoh(k))$  : Turunan Fungsi aktivasi pada *output layer* ke k

## 2.2.4 Backpropagation Pada Permasalahan Prakiraan Cuaca dengan Matlab

Pada Implementasi ini kita akan memodelkan system prakiraan cuaca secara sederhana. Dari data suhu, arah angin, kelembaban, dan tekanan udara diklasifikasikan pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Tabel kriteria cuaca didaerah X []

| Unsur Cuaca            | Keadaan Cuaca |           |           |             |
|------------------------|---------------|-----------|-----------|-------------|
|                        | Cerah         | Berawan   | Hujan     | Hujan Lebat |
| Arah Angin (degree)    | <150          | 150-200   | >200      | >200        |
| Suhu (Derajat Celcius) | >29           | 26-29     | 26-29     | <26         |
| Kelembaban(%)          | <70           | 70-85     | >80       | >80         |
| Tekanan Udara          | >1010         | 1007-1010 | 1007-1010 | <1007       |

Pada Tabel 2.1 input merupakan unsur cuaca dan output yang dihasilkan adalah keadaan cuaca. Data input meliputi arah angin, suhu, kelembaban, dan tekanan udara. Sehingga input pada neural network berjumlah 4 buah dan output 1 buah yaitu keadaan cuaca. Agar proses learning lebih mudah untuk membuat system prakiraan cuaca dengan Neural Network berdasarkan karakteristik tersebut terlebih dahulu data dimodifikasi dengan ketentuan sebagai berikut:

Tabel 2.2 Ketentuan data input unsur cuaca dengan input neuron

| Unsur Cuaca | Rentang Variable |           |       |
|-------------|------------------|-----------|-------|
| Arah Angin  | <150             | 150-200   | >200  |
| X1          | -1               | 0         | 1     |
| Suhu        | <26              | 26-29     | >29   |
| X2          | -1               | 0         | 1     |
| Kelembaban  | <70%             | 70%-85%   | >85%  |
| X3          | -1               | 0         | 1     |
| Tekanan     | <1007            | 1007-1010 | >1010 |
| X4          | -1               | 0         | 1     |

Untuk data output yaitu keadaan cuaca terdapat 4 kondisi dimana pada NN fungsi aktifasi memiliki rentang output 0-1 sehingga output neuron memiliki rentang nilai  $\frac{1}{4}$  sehingga data output sebagai berikut:

Tabel 2.3 Data output hasil modifikasi

| Keadaan Cuaca | Cerah | Berawan | Hujan | Hujan Lebat |
|---------------|-------|---------|-------|-------------|
| yt            | 0.25  | 0.5     | 0.75  | 1           |

Sehingga data training keseluruhan disajikan pada

Tabel 2.4 Data Training

| Input Neuron    |           |                 |                    | Output |
|-----------------|-----------|-----------------|--------------------|--------|
| Arah Angin (X1) | suhu (X2) | Kelembaban (X3) | Tekanan Udara (X4) |        |
| -1              | 1         | -1              | 1                  | 0.25   |
| 0               | 0         | 0               | 0                  | 0.5    |

|   |    |   |    |      |
|---|----|---|----|------|
| 1 | 0  | 1 | 0  | 0.75 |
| 1 | -1 | 1 | -1 | 1    |

## 2.2.5 Langkah Langkah Percobaan

1. Buat program pada matlab dengan listing sebagai berikut

*Listing program ANN untuk permasalahan Prakiraan Cuaca*

```

clear
clc
%=====Inisialisali Parameter NN=====
jmlh_input=4;
jmlh_hidden=15;
jmlh_output=1;
wih=zeros(jmlh_input,jmlh_hidden);
woh=zeros(jmlh_hidden,jmlh_output);
bih=zeros(1,jmlh_hidden);
boh=zeros(1,jmlh_output);
max_iter=10000;
lamdha=0.4;
jmlh_data=4;
%=====Inisialisali Parameter NN=====
x=[-1  1  -1  1;
    0  0  0  0;
    1  0  1  0;
    1 -1  1 -1;];
yt=[0.25; %cerah 0-0.25
    0.5; %berawan 0.25-0.5
    0.75; %Hujan 0.5 - 0.75
    1;] %Hujan Lebat0.75-1
max_error=[];
for t=1:max_iter
    for l=1:jmlh_data
        for j=1:jmlh_hidden
            zih(j)=0;
            for i=1:jmlh_input
                zih(j)=zih(j)+wih(i,j)*x(l,i);
            end
            yih(j)=1/(1+exp(-(zih(j)+bih(j))));
        end
        for k=1:jmlh_output
            zoh(k)=0;
            for j=1:jmlh_hidden
                zoh(k)=zoh(k)+woh(j,k)*yih(1,j);
            end
            yoh(k)=1/(1+exp(-(zoh(k)+boh(k))));
        end
        %Perhitungan Backward
        for k=1:jmlh_output
            error(k)=yt(l,k)-yoh(k)
            dboh(1,k)=lamdha*(error(k))*(1-yoh(k))*yoh(k);
            boh(1,k)=boh(1,k)+dboh(1,k); %Menghitung Bias baru
            for j=1:jmlh_hidden
                dwoh(j,k)=lamdha*(error(k))*(1-yoh(k))*yoh(k)*yih(j); %% Perubahan
            end
            bobot
            woh(j,k)=woh(j,k)+dwoh(j,k); %% Menghitung Bobot baru
            errh(j,k)=error(k)/jmlh_hidden;
        end

        for j=1:jmlh_hidden
            bih(j)=bih(j)+lamdha*errh(j,k)*(1-yih(j))*yih(k);
            for i=1:jmlh_input
                dwih(i,j)=lamdha*errh(j,k)*(1-yih(j))*yih(j)*x(l,i);
                wih(i,j)=wih(i,j)+dwih(i,j);
            end
        end
    end
end

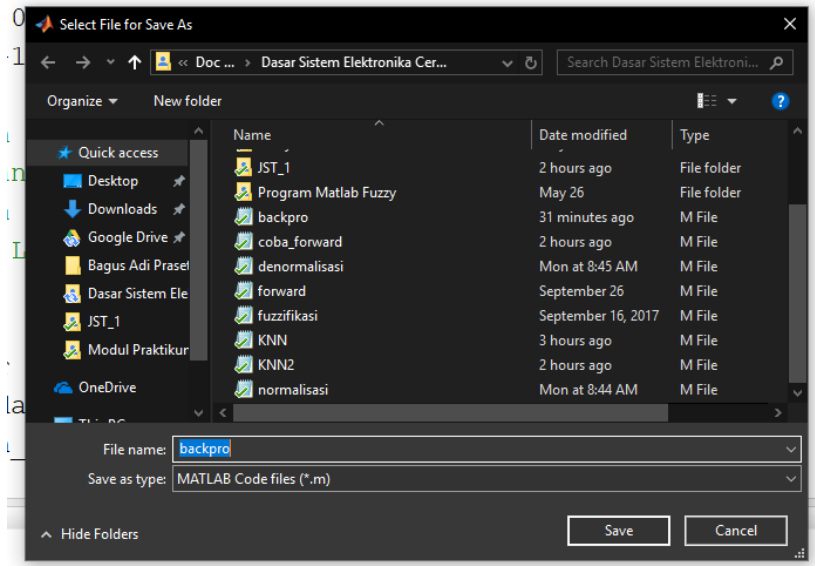
```

```

        end
    end
end
end
max_error=[max_error,max(error)];%% Mengindexkan nilai error tiap iterasi
end
plot(max_error)

```

2. Simpan Listing program dengan nama *backpropagation*



3. Buka tab baru untuk membuat listing baru
4. Buat program pada matlab dengan listing sebagai berikut

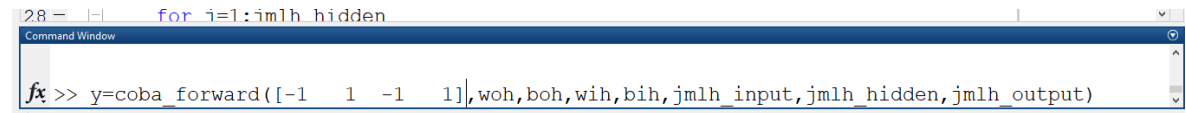
*Listing program ANN untuk test data*

```

function y=coba_forward(x,woh,boh,wih,bih,jmlh_input,jmlh_hidden,jmlh_output)
for j=1:jmlh_hidden
    zih(j)=0;
    for i=1:jmlh_input
        zih(j)=zih(j)+wih(i,j)*x(1,i);
    end
    yih(j)=1/(1+exp(-(zih(j)+bih(j))));
end
for k=1:jmlh_output
    zoh(k)=0;
    for j=1:jmlh_hidden
        zoh(k)=zoh(k)+woh(j,k)*yih(1,j);
    end
    yoh(k)=1/(1+exp(-(zoh(k)+boh(k))));
    y(k)=yoh(k);
end
end

```

5. *Run* listing program backpropagation dan simpan data grafik error pada hasil percobaan
6. Uji data output pada neural network dengan data training dengan mengetikkan listing berikut pada *Command Window*



7. Tekan Enter dan Catat hasil keluaran neural network pada Tabel 2.5

Tabel 2.5 Data Hasil Percobaan 1

| Input Neuron    |           |                 |                    | y    |
|-----------------|-----------|-----------------|--------------------|------|
| Arah Angin (X1) | suhu (X2) | Kelembaban (X3) | Tekanan Udara (X4) |      |
| -1              | 1         | -1              | 1                  | ...  |
| 0               | 0         | 0               | 0                  | .... |
| 1               | 0         | 1               | 0                  | .... |
| 1               | -1        | 1               | -1                 | ...  |

8. Ulangi langkah 6-7 untuk data masukan lain sehingga Tabel 2.5 terpenuhi  
 9. Jika y bernilai 0-0.25 adalah nilai **cerah(C)**, **berawan(B)** y bernilai 0.25-0.5, **Hujan(H)** y bernilai 0.5 - 0.75, **Hujan Lebat(HL)** ulangi langkah 6-7 untuk data input berikut

| Input Neuron    |           |                 |                    | y    | C/B/H/HL |
|-----------------|-----------|-----------------|--------------------|------|----------|
| Arah Angin (X1) | suhu (X2) | Kelembaban (X3) | Tekanan Udara (X4) |      |          |
| 0               | 1         | -1              | 1                  | ...  | ....     |
| 1               | 0         | 0               | 0                  | .... | ....     |
| 0               | 0         | 1               | 0                  | .... | ....     |
| 1               | 1         | 1               | 0                  | ...  | ....     |

10. Ubah nilai lamdha menjadi 0.6 dan run kembali listing backpropagation, Simpan dan amati data grafik error.

### 2.3 Data Hasil Percobaan

Tabel 2.6 Data Hasil Percobaan 1

| Input Neuron    |           |                 |                    | y    |
|-----------------|-----------|-----------------|--------------------|------|
| Arah Angin (X1) | suhu (X2) | Kelembaban (X3) | Tekanan Udara (X4) |      |
| -1              | 1         | -1              | 1                  | ...  |
| 0               | 0         | 0               | 0                  | .... |
| 1               | 0         | 1               | 0                  | .... |
| 1               | -1        | 1               | -1                 | ...  |

Tabel 2.6 Data Hasil Percobaan 2

| Input Neuron    |           |                 |                    | y    | C/B/H/HL |
|-----------------|-----------|-----------------|--------------------|------|----------|
| Arah Angin (X1) | suhu (X2) | Kelembaban (X3) | Tekanan Udara (X4) |      |          |
| 0               | 1         | -1              | 1                  | ...  | ....     |
| 1               | 0         | 0               | 0                  | .... | ....     |
| 0               | 0         | 1               | 0                  | .... | ....     |
| 1               | 1         | 1               | 0                  | ...  | ....     |

### 2.4 Analisa Data

### 2.5 Kesimpulan

## BAB 3

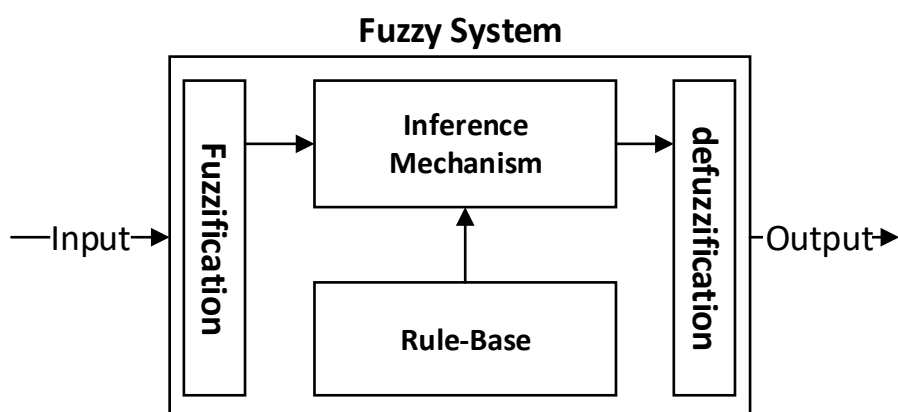
### FUZZY LOGIC

#### 3.1 Tujuan

Mahasiswa dapat mengimplementasikan PSO sebagai metode penyelesaian permasalahan optimisasi.

#### 3.2 Dasar Teori

Fuzzy Logic merupakan peningkatan dari logika boolean, dimana pada logika boolean keanggotaan hanya dinyatakan dengan “iya” dan “tidak”. Fuzzy Logic salah satu pendekatan dimana representasi suatu kejadian didistribusikan kedalam sejumlah istilah bahasa (yang menyatakan level kualitatif). Fuzzy logic memiliki pendekatan kepada intuisi manusia yang menyatakan sesuatu dengan tingkatan seperti menyatakan kondisi suhu dengan tingkatan “sangat dingin”, “dingin”, “sedang”, “tidak dingin”, “panas”. Sistem fuzzy logic digambarkan dalam diagram pada Gambar 3.1, dimana pada digram tersebut terdapat 4 bagian utama yaitu 1). Fuzzification 2). Inference Mechanism 3). Rule-Base 4). Defuzzification.



Gambar 3.1 Struktur Sistem Fuzzy

##### 3.2.1 Fuzzification

Fuzzifikasi merupakan proses penggolongan atau perubahan nilai pada variable input kedalam fuzzy set (himpunan fuzzy). Input pada fuzzy bisa terdiri dari banyak variable, dimana pada masing masing variable akan digolongkan pada masing masing himpunan fuzzy. Contoh 3.1:

Masukan fuzzy berupa variable suhu dan kecepatan motor, dengan himpunan variable input tersebut adalah sebagai berikut:

$suhu = \{ "sangat dingin", "dingin", "sedang", "panas", "sangat panas" \}$

$kecepatan\ motor = \{ "sangat\ cepat", "cepat", "sedang", "lambat", "sangat\ lambat" \}$

##### a. Fuzzy Set

Fuzzy set atau himpunan fuzzy adalah suatu himpunan yang beranggotakan sejumlah istilah dalam pengertian bahasa yang menyatakan level kualitatif dari semesta pembicaraan X, seperti pada contoh 3.1 semesta suhu digolongkan menjadi 5 tingkatan himpunan. Keanggotaan dalam fuzzy set dengan logika manusia sangat kompleks, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam bentuk tertentu dan berbeda untuk tiap individu.



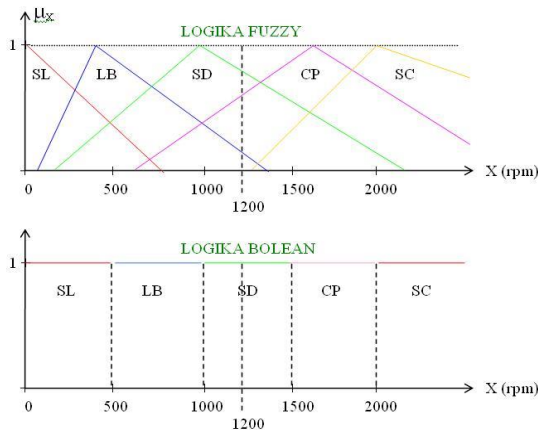
**b. Fuzzy Membership function**

Fungsi keanggotaan fuzzy adalah suatu fungsi yang didefinisikan untuk suatu anggota himpunan fuzzy yang menggambarkan derajat kebenaran suatu kejadian dalam semesta pembicaraan X, dinyatakan dalam tingkat keanggotaan (grade of membership) dengan nilai antara 0 s/d 1. Untuk menggambarkan bagaimana fungsi keanggotaan fuzzy perhatikan contoh 3.2:

Perbandingan Nilai Kebenaran antara Logika Bolean dengan Logika Fuzzy dalam kasus kejadian tertentu.

X: Semesta Pembicaraan “Kecepatan Putaran Motor (rpm)”

Kejadian x: kecepatan 1200 rpm



Gambar 3.2 Perbandingan keanggotaan boolean dan fuzzy

Tabel 3.1 Derajat keanggotaan boolean dan fuzzy

| Himpunan Pendukung | Tingkat Keanggotaan |              |
|--------------------|---------------------|--------------|
|                    | Logika Bolean       | Logika Fuzzy |
| Sangat Lambat (SL) | 0                   | 0.0          |
| Lambat (LB)        | 0                   | 0.2          |
| Sedang (SD)        | 1                   | 0.8          |
| Cepat (CP)         | 0                   | 0.6          |
| Sangat Cepat (SC)  | 0                   | 0.0          |

Pada Gambar 3.2 dan Tabel 3.1 menggambarkan perbandingan keanggotaan dari logika boolean dan fuzzy dimana pada kejadian kecepatan motor berputar 1200 nilai derajat keanggotaan sedang pada boolean bernilai 1 sedangkan pada fuzzy dinyatakan dalam tingkatan derajat keanggotaan yang berbeda. Pada kondisi tersebut nilai derajat keanggotaan 0.8 pada himpunan sedang, 0.2 pada keanggotaan lambat dan 0.6 pada keanggotaan lambat.

**c. Fuzzy Membership function Representation**

Dalam bentuk representasi umum Himpunan dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut:

$$S : \{ \text{himpunan fuzzy semesta pembicaraan} \}$$

Si E S, i=1,2 ..n ; Si : himpunan pendukung ke i, dan n jumlah himpunan pendukung.

Nilai Logika Fuzzy X dapat dinyatakan dalam representasi umum himpunan:

$$X = \{ \mu_{x1}/S1; \mu_{x1}/S1 \dots\dots ; \mu_{xn}/Sn \}$$

Pada contoh 3.2 Kecepatan Putaran Motor dinyatakan dalam 5 keanggotaan

$$\text{kecepatan motor} = \{ \text{"sangat cepat", "cepat", "sedang", "lambat", "sangat lambat"} \}$$

Dimana pada kondisi 1200 nilai keanggotaanya adalah sebagai berikut:

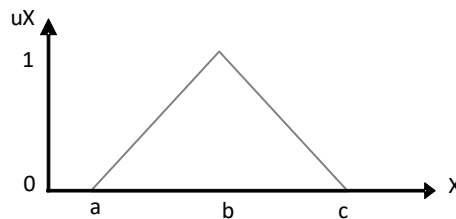
$$x(1200) = \{ 0.0, 0.2, 0.8, 0.6, 0.0 \}$$

**d. Bentuk-Bentu Fungsi Keanggotaan**

Fungsi keanggotaan fuzzy memiliki bentuk yang beragam. Meskipun beragam fungsi keanggotaan tersebut tetap menyatakan derajat keanggotaan pada nilai 0 s/d 1. Bentuk bentuk fungsi keanggotaan tersebut diantaranya:

1. Distribusi-s
2. Distribusi-Z
3. Distribusi-Pi
4. Distribusi Trapesium
5. Distribusi Segitiga
6. Distribusi Gaussian

Fungsi keanggotaan dengan distribusi segitiga adalah yang paling umum digunakan karena kemudahannya. Fuzzifikasi dengan fungsi keanggotaan dengan distribusi segitiga dilakukan dengan persamaan :



Gambar 3.3 grafik fungsi keanggotaan segitiga

$$\mu_x = \begin{cases} \frac{(x-a)}{b-a} & \text{if } (a < x \leq b) \\ \frac{(c-x)}{c-b} & \text{elif } (b < x \leq c) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

Contoh 3.3:

Berikut perhitungan pada fungsi keanggotaan LB, SD, dan CP pada contoh 3.2, dimana kondisi  $x=1200$

$$\begin{aligned} \mu_{x_1} &= 0; \text{ karena diluar keanggotaan} \\ \mu_{x_2} &= \frac{1400 - x}{1400 - 400} = \frac{1400 - 1200}{1000} = \frac{200}{1000} = 0.2 \\ \mu_{x_3} &= \frac{2000 - x}{2000 - 1000} = \frac{2000 - 1200}{1000} = \frac{800}{1000} = 0.8 \\ \mu_{x_4} &= \frac{x - 600}{1600 - 600} = \frac{1200 - 600}{1000} = \frac{600}{1000} = 0.6 \\ \mu_{x_5} &= 0; \text{ karena diluar keanggotaan} \end{aligned}$$

### 3.2.2 Rule Base

Basis Aturan fuzzy menyatakan hubungan kejadian yang ada pada input fuzzy dengan keputusan apa yang ada pada output fuzzy. Hubungan tersebut dapat dinyatakan dengan hubungan “jika” “maka” atau “if” “then”. Contoh 3.4, sebuah system control fuzzy dengan input fuzzy berupa nilai error ( $e$ ) dan nilai delta error ( $de$ ) dan output berupa sinyal control ( $u$ )

jika istilah istilah dalam nilai error dan delta error

$$\begin{aligned} \{"nb", "n", "z", "p", "pb"\} &= \{"negatif besar", "negatif", "zero", "positif", "positif besar"\} \\ error &= \{"nb", "n", "z", "p", "pb"\} \\ delta\ error &= \{"nb", "n", "z", "p", "pb"\} \end{aligned}$$

Dengan himpunan output sinyal control adalah sebagai berikut:

$$\text{sinyal control} = \{ "NB", "N", "Z", "P", "PB" \}$$

Maka basis aturan dari hubungan input dan output dapat dinyatakan dengan fungsi berikut:

$$\text{if } e \text{ is nb and de is nb than } u \text{ is NB} \quad (18)$$

$$\text{if } e \text{ is nb and de is n than } u \text{ is NB} \quad (19)$$

Dan seterusnya hingga semua kondisi terpenuhi.

Selain disajikan dengan logika “if” “then”, basis aturan juga dapat disajikan dengan table sebagai berikut:

Tabel 3.2 contoh tabel basis aturan fuzzy  
Error

|             |    |    |    |    |    |    |
|-------------|----|----|----|----|----|----|
|             | nb | n  | z  | p  | pb |    |
| Delta error | nb | NB | NB | NB | N  | Z  |
|             | n  | NB | NB | N  | Z  | P  |
|             | z  | NB | N  | Z  | P  | PB |
|             | p  | N  | Z  | P  | PB | PB |
|             | pb | Z  | P  | PB | PB | PB |

### 3.2.3 Inference Mechanism (Operasi Himpunan)

Infrensi fuzzy dilakukan untuk menghitung berapa nilai keanggotaan output berdasarkan nilai keanggotaan input dan basis aturan yang didefinisikan. Terdapat beberapa metode infrensi fuzzy diantaranya sebagai berikut:

- Metode Generalize Modul Ponens (GMP) atau metode Mamdani:

$$\mu u(k) = \max[\mu u(k), \min\{\mu e(j), \mu de(i)\}] \quad (20)$$

- Metode Larsent

$$\mu u(k) = 0.5[\mu u(k) + \{\mu e(j) \cdot \mu de(i)\}] \quad (21)$$

### 3.2.4 Defuzzification

Defuzzifikasi adalah bagian terakhir dari system fuzzy yang digunakan untuk menghitung besar nilai nyata berdasarkan hasil perhitungan infrensi dan membership output yang didefinisikan terdapat beberapa metode defuzzifikasi diantaranya Maximum of Mean (MOM), Center of Area (COA) atau center of gravity (COG). Metode COG diskrit sering digunakan untuk defuzzifikasi karena mudah dalam mengimplementasikan dalam bahas a pemrograman. Persamaan defuzzifikasi COG dinyatakan dalam persamaan

$$u = \frac{\sum_{k=1}^m b(k) \cdot \mu u(k)}{\sum_{k=1}^m \mu u(k)} \quad (22)$$

$b$  = nilai tengah keanggotaan output

## 3.3 Fuzzy Logic Control

Pada sub bab ini akan menjelaskan bagaimana implementasi fuzzy untuk permasalahan control. Sebagai contoh fuzzy digunakan untuk mengontrol kecepatan putar motor DC dimana model motor dc dijabarkan dalam persamaan berikut

$$J\ddot{\theta} + b\dot{\theta} = Ki \quad (23)$$

$$L \frac{di}{dt} + Ri = V - K\dot{\theta} \quad (24)$$

Hasil transformasi laplace dari persamaan (23) dan (24)

$$s(Js + b)\theta = Ki \quad (25)$$

$$sLi + Ri = V - Ks\theta \quad (26)$$

Untuk menghilangkan  $i$  pada model substitusi  $i$  pada persamaan (25) ke persamaan (26)

$$\left( \frac{(sL + R)(Js + b)\dot{\theta}}{K} \right) = V - K\dot{\theta} \quad (27)$$

Kumpulkan variable sehingga menjadi

$$\left[ \left( \frac{(sL + R)(Js + b)}{K} \right) + \frac{K^2}{K} \right] \dot{\theta} = V \quad (28)$$

Dari persamaan (28) didapatkan transfer function:

$$\frac{\dot{\theta}}{V} = \frac{K}{(sL + R)(Js + b) + K^2} = (LJ + (RJ + LB) + K^2 + RB) \quad (29)$$

Dimana:

$$K = K_e = K_t$$

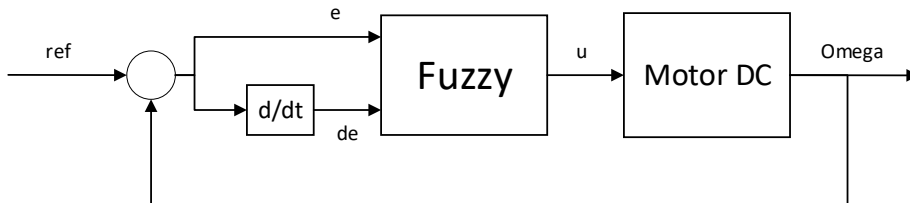
$$\omega = \dot{\theta}$$

| Symbol   | keterangan                      | Nilai parameter          |
|----------|---------------------------------|--------------------------|
| (J)      | moment of inertia of the rotor  | 0.0167 kg.m <sup>2</sup> |
| (b)      | motor viscous friction constant | 0.0167 N.m.s             |
| (Ke)     | electromotive force constant    | 0.2 V/rad/sec            |
| (Kt)     | motor torque constant           | 0.2 N.m/Amp              |
| (R)      | electric resistance             | 0.6 Ohm                  |
| (L)      | electric inductance             | 0.012 H                  |
| $\omega$ | Motor angular velocity          | rad/s                    |

Sehingga didapatkan transfer function pada persamaan (30) berikut:

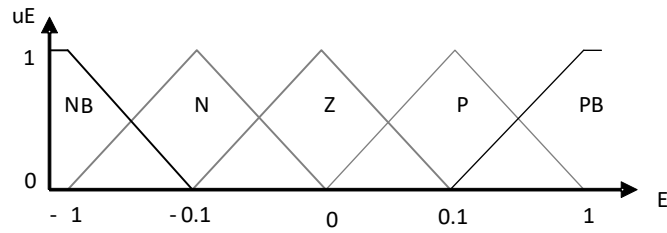
$$\frac{\omega}{V} = \frac{0.2}{0.0002004s^2 + 0.01022s + 0.05} \quad (30)$$

Pada model motor tersebut masukan berupa tegangan dan keluaran berupa kecepatan angular motor. Motor tersebut memiliki tegangan kerja maksimum 24 volt dan kecepatan maksimum 96 rad/s atau 916 rpm. Pada contoh ini menggunakan struktur fuzzy dengan pendekatan control PD yaitu error dan delta error sebagai masukan system fuzzy yang digambarkan pada blok diagram control fuzzy berikut:

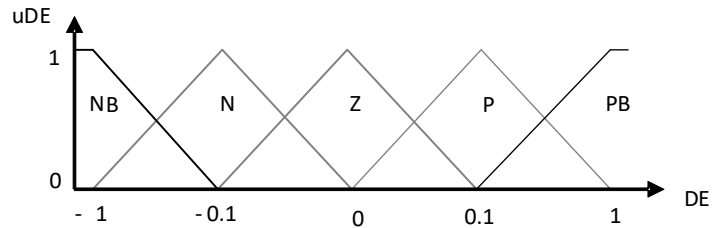


Gambar 3.4 block diagram Fuzzy logic control

Sehingga membership fuzzy input fuzzy terdiri dari dua membership yaitu error dan delta error:

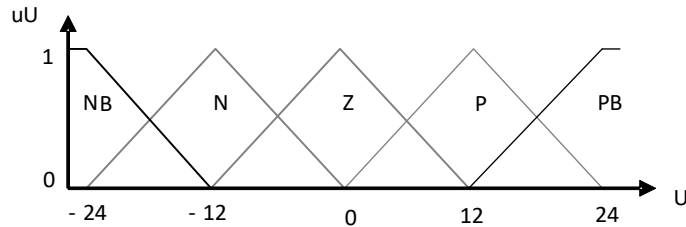


Gambar 3.5 membership function error



Gambar 3.6 membership function delta error

Dengan satu variable membership output yaitu sinyal control u.



Gambar 3.7 membership function sinyal control

Pada input maupun output jumlah membership yaitu 5 buah, sehingga basis aturan dari system fuzzy tersebut memiliki 25 kemungkinan seperti pada table berikut:

Tabel 3.3 Tabel basis aturan fuzzy logic control

|             |    | Error |    |    |    |    |
|-------------|----|-------|----|----|----|----|
|             |    | nb    | n  | z  | p  | pb |
| Delta error | nb | NB    | NB | NB | N  | Z  |
|             | n  | NB    | NB | N  | Z  | P  |
|             | z  | NB    | N  | Z  | P  | PB |
|             | p  | N     | Z  | P  | PB | PB |
|             | pb | Z     | P  | PB | PB | PB |

Dengan metode infrensi yaitu menggunakan metode Mamdani karena memiliki perhitungan yang lebih mudah serta defuzzifikasi menggunakan metode COG. Sebagai contoh untuk mensimulasikan system fuzzy perhatikan contoh berikut:

Saat waktu t nilai error = 0.06 dan nilai delta error adalah -0.2 maka kita hitung dulu nilai keanggotaan pada masing masing membership function:

$$\mu_{E_1}(0.06) = 0$$

$$\mu_{E_2}(0.06) = 0$$

$$\mu_{E_3}(0.06) = \frac{(0.1-0.06)}{0.1-0} = \frac{0.04}{0.1} = 0.4$$

$$\mu_{E_4}(0.06) = \frac{(0.06-0)}{0.1-0} = \frac{0.06}{0.1} = 0.6$$

$$\mu_{E_5}(0.06) = 0$$

$$\mu DE_1(-0.2) = 1$$

$$\mu DE_2(-0.2) = 0$$

$$\mu DE_3(-0.2) = 0$$

$$\mu DE_4(-0.2) = 0$$

$$\mu E_5(-0.2) = 0$$

Sehingga  $\mu E(0.06) = \{0, 0, 0.4, 0.6, 0\}$  &  $\mu DE(-0.2) = \{1, 0, 0, 0, 0\}$ ;

Setelah itu kita hitung nilai keanggotaan berdasarkan rule base menggunakan inferensi Mamdani, diawali dengan menghitung operasi minimum pada nilai keanggotaan input

|             |           | Error               |                     |                         |                        |                     |
|-------------|-----------|---------------------|---------------------|-------------------------|------------------------|---------------------|
|             |           | nb<br>(0)           | n<br>(0)            | z<br>(0.4)              | p<br>(0.6)             | pb<br>(0)           |
| Delta error | nb<br>(1) | NB<br>$\min(0,1)=0$ | NB<br>$\min(0,1)=0$ | NB<br>$\min(0.4,1)=0.4$ | N<br>$\min(0.6,1)=0.6$ | Z<br>$\min(0,1)=0$  |
|             | n<br>(0)  | NB<br>$\min(0,0)=0$ | NB<br>$\min(0,0)=0$ | N<br>$\min(0.4,0)=0$    | Z<br>$\min(0.6,0)=0$   | P<br>$\min(0,0)=0$  |
|             | z<br>(0)  | NB<br>$\min(0,0)=0$ | N<br>$\min(0,0)=0$  | Z<br>$\min(0.4,0)=0$    | P<br>$\min(0.6,0)=0$   | PB<br>$\min(0,0)=0$ |
|             | p<br>(0)  | N<br>$\min(0,0)=0$  | Z<br>$\min(0,0)=0$  | P<br>$\min(0.4,0)=0$    | PB<br>$\min(0.6,0)=0$  | PB<br>$\min(0,0)=0$ |
|             | pb<br>(0) | Z<br>$\min(0,0)=0$  | P<br>$\min(0,0)=0$  | PB<br>$\min(0.4,0)=0$   | PB<br>$\min(0.6,0)=0$  | PB<br>$\min(0,0)=0$ |

Menghitung nilai keanggotaan output dengan operasi max

$$\mu U_1 = \max(0, 0, 0.4, 0, 0) = 0.4$$

$$\mu U_2 = \max(0.6, 0, 0, 0, 0) = 0.6$$

$$\mu U_3 = \max(0, 0, 0, 0, 0) = 0$$

$$\mu U_4 = \max(0, 0, 0, 0, 0) = 0$$

$$\mu U_5 = \max(0, 0, 0, 0, 0) = 0$$

Sehingga  $\mu U = \{0.4, 0.6, 0, 0, 0\}$

Selanjutnya proses terakhir pada system fuzzy adalah defuzzifikasi untuk menghitung nilai output nyata:

$$u = \frac{\sum_{k=1}^m b(k) \cdot \mu u(k)}{\sum_{k=1}^m \mu u(k)} = \frac{-24 * 0.4 + (-12 * 0.6) + 0 * 0 + (12 * 0) + (24 * 0)}{0.4 + 0.6 + 0 + 0 + 0}$$

$$u = \frac{-9.6 + (-7.2) + 0 + 0 + 0}{0.4 + 0.6 + 0 + 0 + 0} = -16.8$$

### 3.4 Pemrograman Fuzzy pada contoh 3.3

Langkah percobaan:

#### 1. Membuat listing Fuzzifikasi:

```
function xf=fuzzifikasi(x,b_mf)
xf=[0,0,0,0,0];
mf=[b_mf(1),b_mf(2),b_mf(3),b_mf(4),b_mf(5)];
    if (x <=mf(1))
        xf(1)=1;
    elseif (mf(1)< x && x<=mf(2))
        xf(1)=(mf(2)-x)/(mf(2)-mf(1));
        xf(2)=(x-mf(1))/(mf(2)-mf(1));
    elseif (mf(2)< x && x<=mf(3))
        xf(2)=(mf(3)-x)/(mf(3)-mf(2));
        xf(3)=(x-mf(2))/(mf(3)-mf(2));
    elseif (mf(3)< x && x<=mf(4))
        xf(3)=(mf(4)-x)/(mf(4)-mf(3));
        xf(4)=(x-mf(3))/(mf(4)-mf(3));
    elseif (mf(4)< x && x<=mf(5))
        xf(4)=(mf(5)-x)/(mf(5)-mf(4));
        xf(5)=(x-mf(4))/(mf(5)-mf(4));
    elseif x >= mf(5)
        xf(5)=1;
    end
end
```

#### 2. Simpan dengan nama fuzzifikasi.m

#### 3. Membuat listing inferensi fuzzy:

```
function uU=infuzz(in1,in2)
uE=[in1(1),in1(2),in1(3),in1(4),in1(5)];
uDE=[in2(1),in2(2),in2(3),in2(4),in2(5)];
uU=[0,0,0,0,0];
rbf=[1 1 1 2 3;
     1 1 2 3 4;
     1 2 3 4 5;
     2 3 4 5 5;
     3 4 5 5 5;];
for i=1:5
    for j=1:5
        k=rbf(i,j);
        uU(k)=max(uU(k),min(uE(i),uDE(j)));
    end
end
end
```

#### 4. Simpan dengan nama infuzz.m

5. Membuat listing defuzzifikasi:

```
function u=defuzzifikasi(in)
uU=[in(1),in(2),in(3),in(4),in(5)];
B=[-24,-12,0,12,24];
num=B(1)*uU(1)+B(2)*uU(2)+B(3)*uU(3)+B(4)*uU(4)+B(5)*uU(5);
denom=uU(1)+uU(2)+uU(3)+uU(4)+uU(5);
u=num/denom;
end
```

6. Simpan dengan nama defuzzifikasi.m

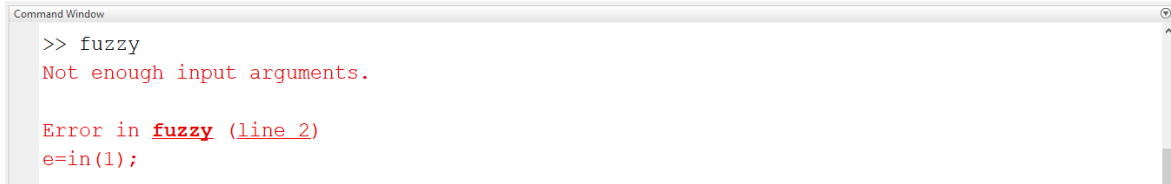
7. Membuat Program utama fuzzy

```
function u=fuzzy(in)
e=in(1);
de=in(2);
mE=[-1,-0.1,0,0.1,1];%membership Error
mDE=[-1,-0.1,0,0.1,1];%membershib delta Error
uE=fuzzifikasi5(e,mE);
uDE=fuzzifikasi5(de,mDE);
uU=infuz(uE,uDE);
u=defuzzifikasi(uU);
end
```

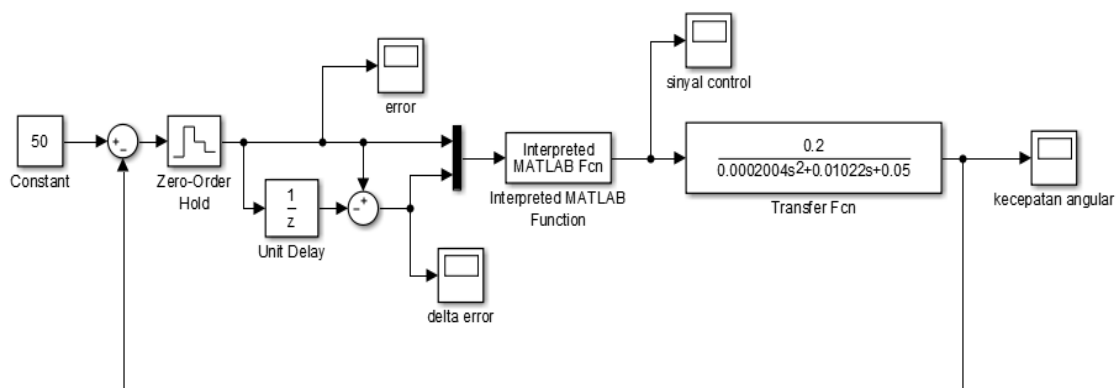
8. Simpan dengan nama fuzzy.m

9. Run program utama fuzzy.m

10. Abaikan jika muncul hasil running sebagai berikut:



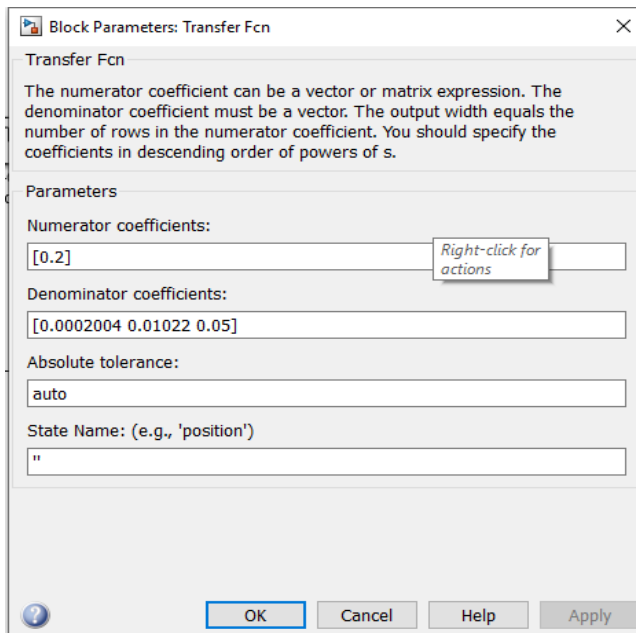
11. Buat Simulink sebagai berikut:



Gambar 3.8 blok Simulink fuzzy logic control pada kecepatan motor

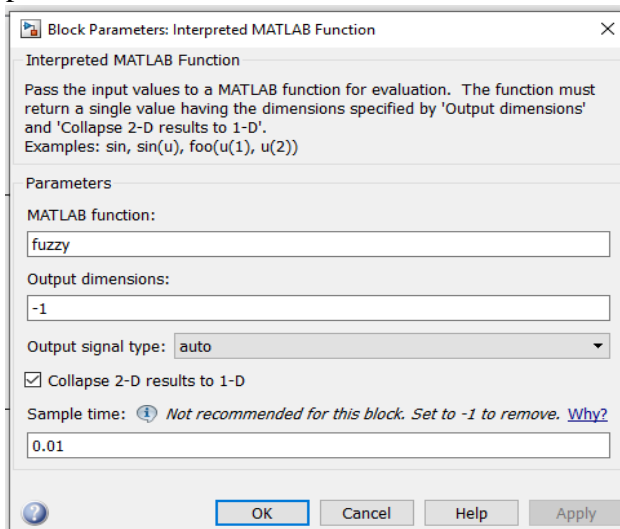
12. Pada blok transfer fcn double click dan isikan dengan parameter berikut:





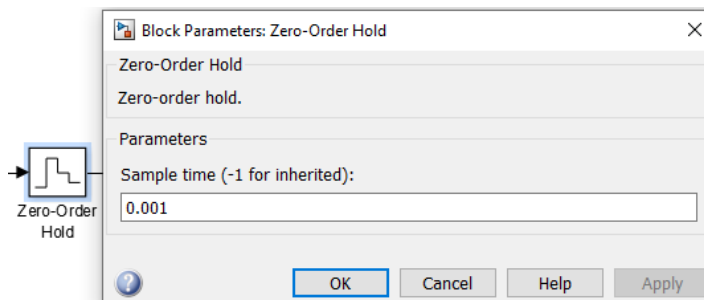
13. Click Ok

14. Pada Block *Interpreted MATLAB Function* double click dan isikan dengan parameter berikut:



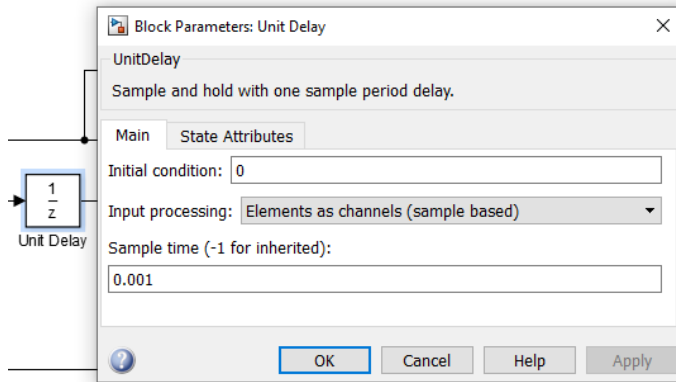
15. Click Ok

16. Pada block *zero order hold* double click dan isi time sampling seperti gambar berikut:



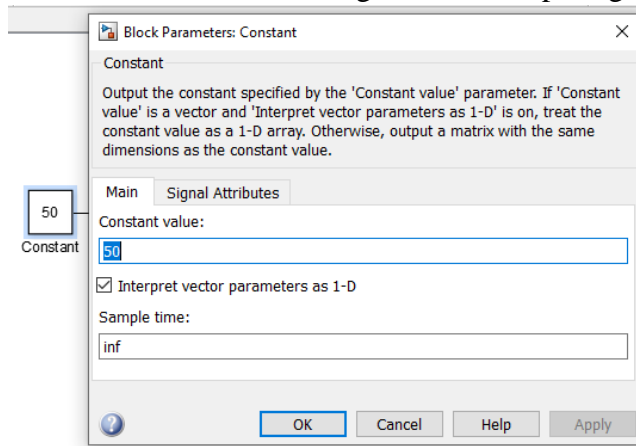
17. Click Ok

18. Pada block *unit delay* double click dan isi time sampling seperti gambar berikut:



19. Click Ok

20. Pada block constant isi dengan nilai 50 seperti gambar berikut:



21. Click ok

22. Run program dan simpan hasil grafik pada kecepatan, sinyal control, error, delta error

23. Pada listing program utama fuzzy rubah batas nilai keanggotaan dengan nilai berikut:

```
mE = [-1, -0.05, 0, 0.05, 1]; %  
mDE = [-1, -0.05, 0, 0.05, 1];
```

24. Run program kembali dan simpan hasil grafik pada kecepatan, sinyal control, error, delta error

25. Analisa dari perubahan tersebut

### 3.5 Data Hasil Percobaan

### 3.6 Analisa Data

### 3.7 Kesimpulan

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Santosa, B, "Metode Metaheuristic", Guna Widya, Surabaya, 2011 .
- [2] Siang, JJ, " Jaringan Syaraf Tiruan", Andi, 2004.
- [3] Pasino, K, "Fuzzy Logic", Adison Wesley, 1997.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*