

## BAB 4 PERANCANGAN SISTEM

### 4.1 Formulasi Permasalahan

Pada bab ini dibahas proses perancangan algoritme untuk memperoleh solusi keluaran yang terbaik. Langkah awal proses ini adalah melakukan perhitungan data yang terdiri dari Umur, Kolesterol Total, *HDL*, *LDL*, Trigliserida. Data tersebut nantinya akan diklasifikasikan untuk mengetahui bahwa orang tersebut apakah mempunyai risiko untuk terkena penyakit stroke secara rendah, sedang, atau tinggi. Pengklasifikasian risiko stroke menggunakan inferensi *Fuzzy Tsukamoto* memerlukan fungsi keanggotaan dan sejumlah aturan (*rule*). Proses klasifikasi risiko stroke menggunakan inferensi *Fuzzy Tsukamoto* adalah sebagai berikut:

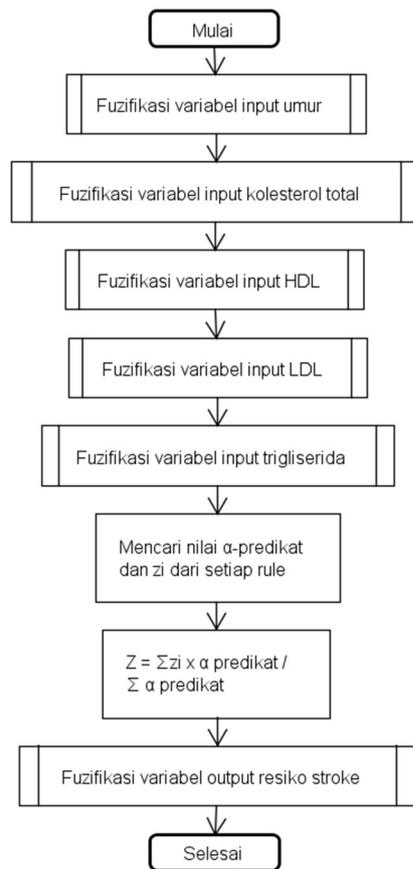
1. Menentukan parameter inferensi *Fuzzy Tsukamoto* yang meliputi:
  - a. Fungsi derajat keanggotaan.
  - b. Aturan *Fuzzy*
2. Melakukan inferensi *Fuzzy Tsukamoto* dengan langkah sebagai berikut:
  - a. Menghitung fuzzifikasi terhadap semua variabel *input* sesuai dengan fungsi derajat keanggotaannya
  - b. Melakukan inferensi dengan memasukkan semua data derajat keanggotaan ke dalam *rule* yang sesuai dengan metode OR yang akan menghasilkan nilai minimal dari  $\alpha$ -predikat yang sesuai. Setelah itu mencari nilai  $z_i$  untuk setiap variabel *output* Risiko Stroke dengan nilai  $\alpha$ -predikat yang didapatkan sesuai dengan *rule* yang ada.
  - c. Menghitung nilai *Crisp Z* dengan melakukan defuzzifikasi variabel *output* menggunakan metode *Weighted Average* untuk mendapatkan nilai *Crisp* dari inferensi *Fuzzy*.
  - d. Menghitung fuzzifikasi variabel *output* untuk menentukan hasil klasifikasi risiko Stroke.

*Flowchart* untuk proses inferensi *Fuzzy Tsukamoto* dapat dilihat pada Gambar 4.1. Berikut adalah contoh beberapa inferensi *Fuzzy Tsukamoto* dengan menggunakan parameter yang telah ditentukan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1 Data Risiko Stroke**

Umur	Cholesterol Total	<i>HDL</i>	<i>LDL</i>	Trigliserida	Kelompok
71	150	34.5	134.6	138	1
42	242	42.5	162.5	185	2
51	253	39.3	162.5	256	3

Pada tabel 4.1 diketahui terdapat kolom umur, kolesterol total, *HDL*, *LDL*, Trigliserida serta kelompok, yang dimana kelompok tersebut adalah hasil dari pakar. Untuk keterangan kelompok 1 adalah tingkat penyakit stroke rendah, untuk kelompok 2 adalah tingkat penyakit stroke sedang dan kelompok 3 yaitu untuk tingkat penyakit stroke tinggi.



**Gambar 4.1 Flowchart Inferensi Fuzzy Tsukamoto pada Klasifikasi Risiko Stroke**

## 4.2 Parameter Inferensi Fuzzy Tsukamoto

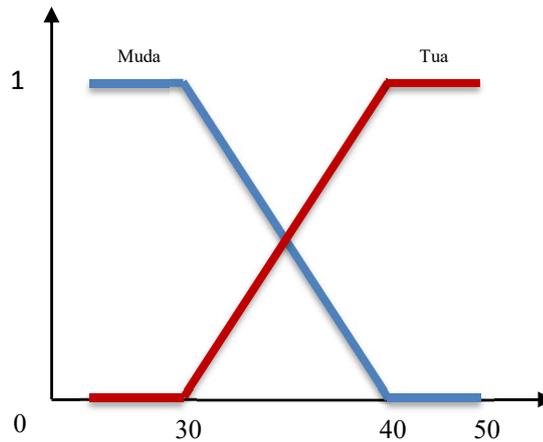
Berikut adalah parameter-parameter yang diperlukan dalam inferensi Fuzzy Tsukamoto:

1. Himpunan Linguistik Variabel  
Himpunan Linguistik pada seluruh Variabel yang ada pada proses inferensi ini adalah:
  - a. Umur: Muda, Tua
  - b. Kolestrol Total: Rendah, Sedang, Tinggi
  - c. HDL: Baik, Buruk
  - d. LDL: Rendah, Sedang, Tinggi
  - e. Trigliserida: Rendah, Sedang, Tinggi
  - f. Risiko Stroke: Rendah, Sedang, Tinggi
2. Fungsi Derajat Keanggotaan  
Fungsi Derajat Keanggotaan yang ada pada inferensi Fuzzy ini hanya digunakan pada fitur yang bernilai kontinyu. Fungsi derajat keanggotaan dijabarkan sebagai berikut:
  - a. Umur  
Fungsi derajat keanggotaan linier turun untuk merepresentasikan himpunan Fuzzy Muda dan fungsi derajat keanggotaan naik untuk

himpunan *Fuzzy* Tua. Fungsi Derajat keanggotaan variabel umur sesuai dengan pengkatogorian dari Kemenkes RI pada tahun 2009 dapat didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut:

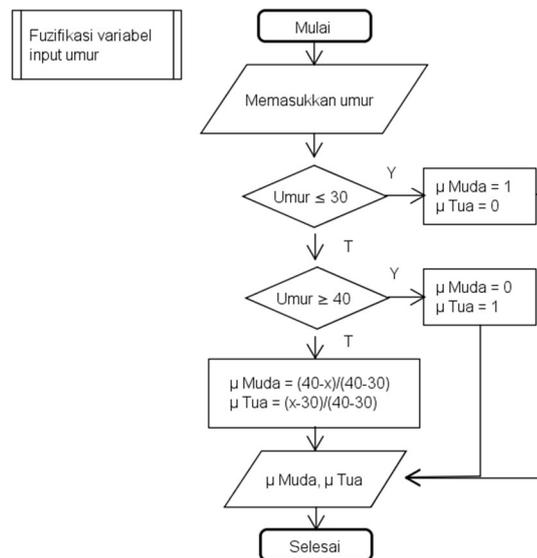
$$\mu_{Umur\ Muda}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 30 \\ \frac{40-x}{40-30} & ; 30 < x < 40 \\ 0; & x \geq 40 \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\mu_{Umur\ Tua}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq 30 \\ \frac{x-30}{40-30} & ; 30 < x < 40 \\ 1; & x \geq 40 \end{cases} \quad (4.2)$$



**Gambar 4.2 Fungsi Derajat Keanggotaan Umur**

*Flowchart* untuk proses fuzzifikasi variabel Umur dapat dilihat pada Gambar 4.3.



**Gambar 4.3 Flowchart Fuzzifikasi Variabel Input Umur**

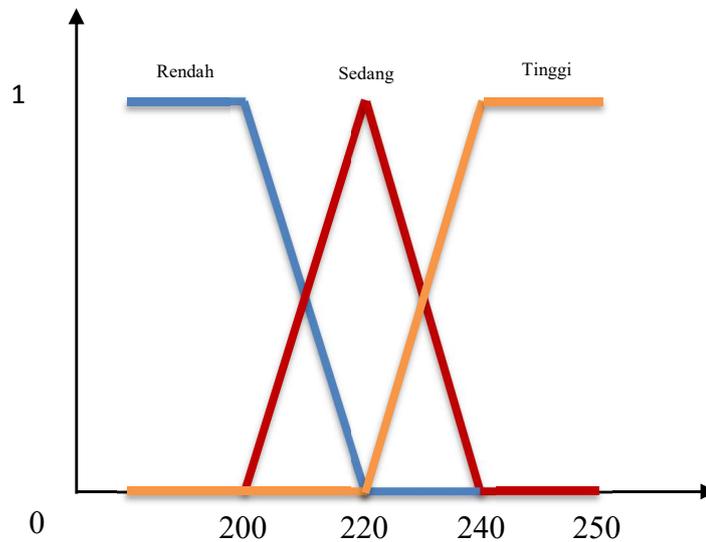
b. Kolestrol Total

Fungsi derajat keanggotaan untuk merepresentasikan himpunan *Fuzzy* rendah, sedang dan tinggi. Fungsi Derajat keanggotaan variabel Kolesterol total didefinisikan seperti Gambar 4.4.

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 200 \\ \frac{220-x}{220-200}; & 200 \leq x < 220 \\ 0; & x \geq 220 \end{cases} \quad (4.3)$$

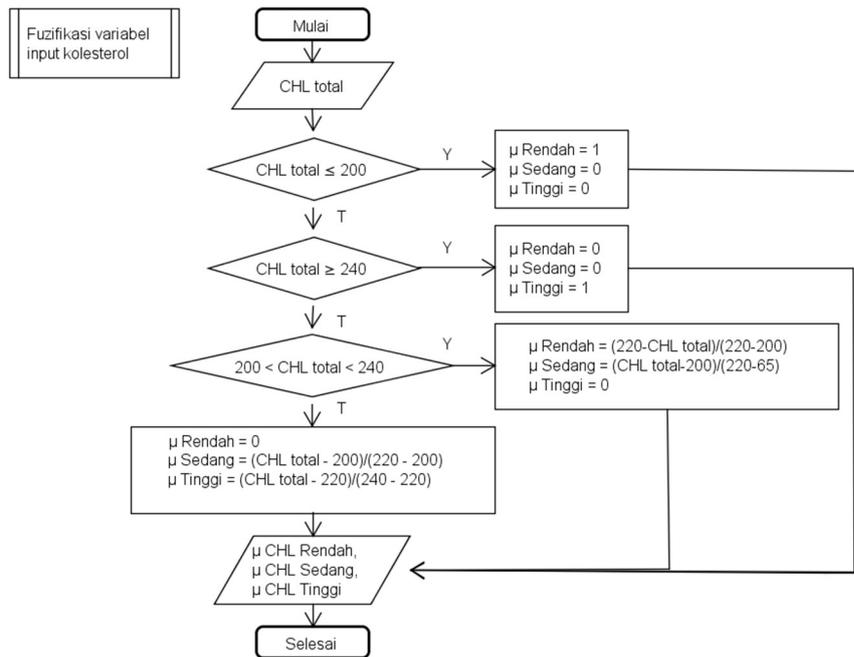
$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-200}{220-200}, & 200 < x < 220 \\ \frac{240-x}{240-220}, & 220 \leq x < 240 \\ 1; & x = 220 \\ 0; & x < 200 \text{ dan } 0 \geq 240 \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 240 \\ \frac{x-220}{240-220}; & 220 < x < 240 \\ 0; & x \leq 220 \end{cases} \quad (4.5)$$



**Gambar 4.4 Fungsi Derajat Keanggotaan Kolesterol Total**

*Flowchart* untuk proses Fuzzifikasi variabel Cholesterol Total dapat dilihat pada Gambar 4.5.



**Gambar 4.5 Fuzzifikasi Variabel *Input* Kolestrol Total**

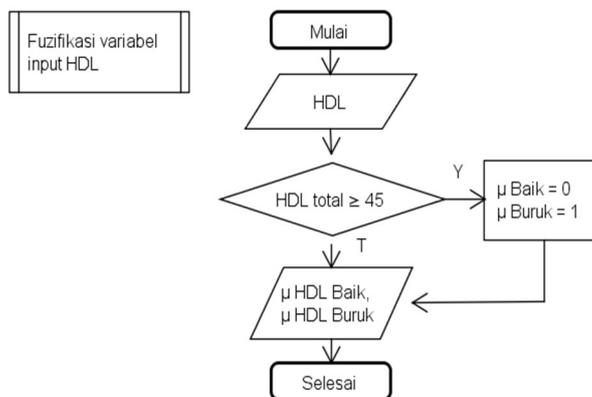
c. *HDL*

Fungsi derajat keanggotaan untuk merepresentasikan himpunan *Fuzzy* baik dan buruk. Fungsi Derajat keanggotaan variabel *HDL* total didefinisikan seperti Gambar 4.6.

*Flowchart* untuk proses fuzzifikasi variabel *HDL* dapat dilihat pada Gambar 4.6.

$$\mu_{HDL \text{ Baik}}(x) = \begin{cases} 1; x > 45 \\ 0; x \leq 45 \end{cases} \quad (4.6)$$

$$\mu_{HDL \text{ Buruk}}(x) = \begin{cases} 1; x \leq 45 \\ 0; x > 45 \end{cases} \quad (4.7)$$



**Gambar 4.6 Fuzzifikasi Variabel *Input* HDL**

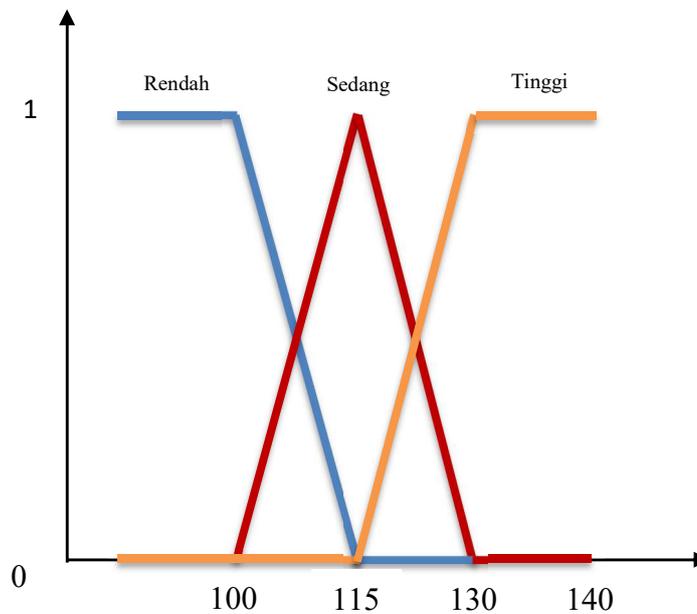
d. *LDL*

Fungsi derajat keanggotaan untuk merepresentasikan himpunan *Fuzzy* rendah, sedang dan tinggi. Fungsi Derajat keanggotaan variabel *LDL* total didefinisikan seperti Gambar 4.7.

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; x < 100 \\ \frac{115-x}{115-100}; 100 < x < 115 \\ 0; x > 115 \end{cases} \quad (4.8)$$

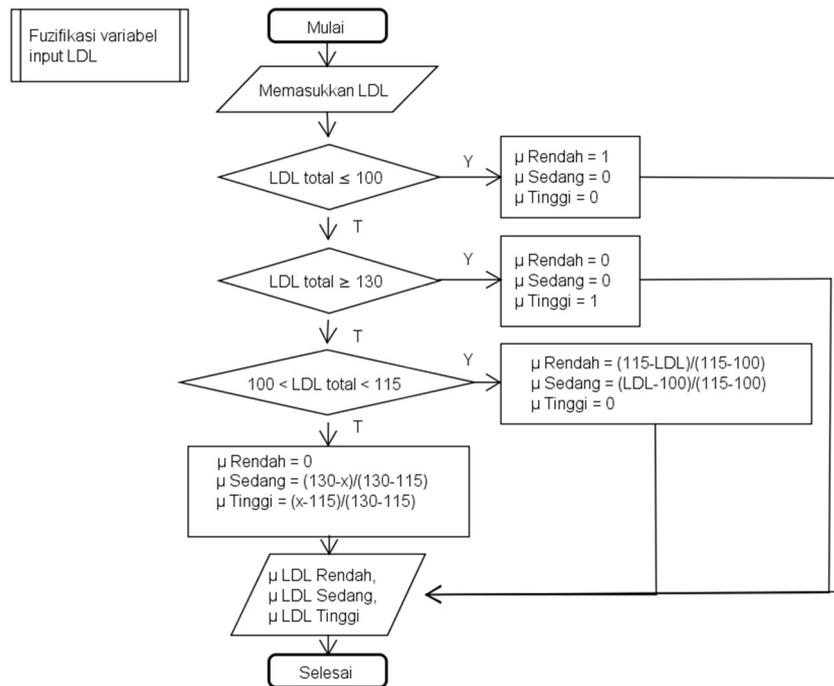
$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-100}{115-100}, 100 < x < 115 \\ \frac{130-x}{130-115}, 115 < x < 130 \\ 0; x \geq 130 \text{ dan } \leq 100 \\ 1; x = 115 \end{cases} \quad (4.9)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; x \geq 130 \\ \frac{x-115}{130-115}; 115 < x < 130 \\ 0; x \leq 115 \end{cases} \quad (4.10)$$



**Gambar 4.7 Fungsi Derajat Keanggotaan *LDL***

*Flowchart* untuk proses fuzzifikasi variabel *LDL* dapat dilihat pada Gambar 4.8.



**Gambar 4.8 Fuzzifikasi Variabel *Input LDL***

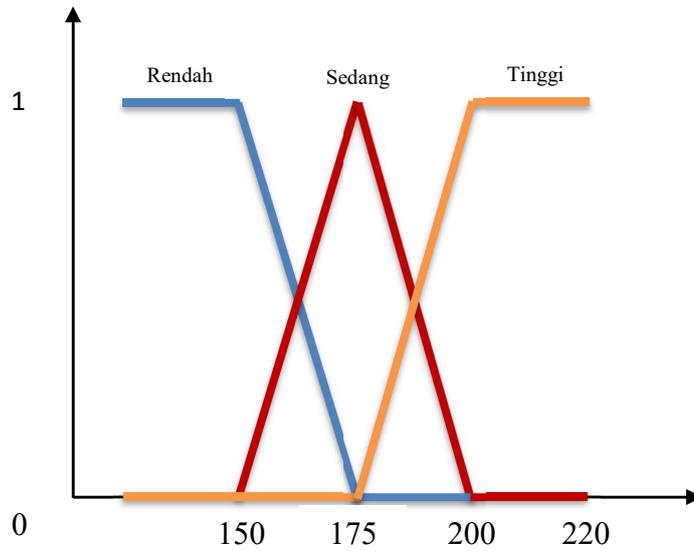
e. Trigliserida

Fungsi derajat keanggotaan untuk merepresentasikan himpunan *Fuzzy* rendah, sedang dan tinggi. Fungsi Derajat keanggotaan variabel Trigliserida didefinisikan seperti Gambar 4.9.

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 150 \\ \frac{175-x}{175-150}; & 150 < x < 175 \\ 0; & \geq 175 \end{cases} \quad (4.11)$$

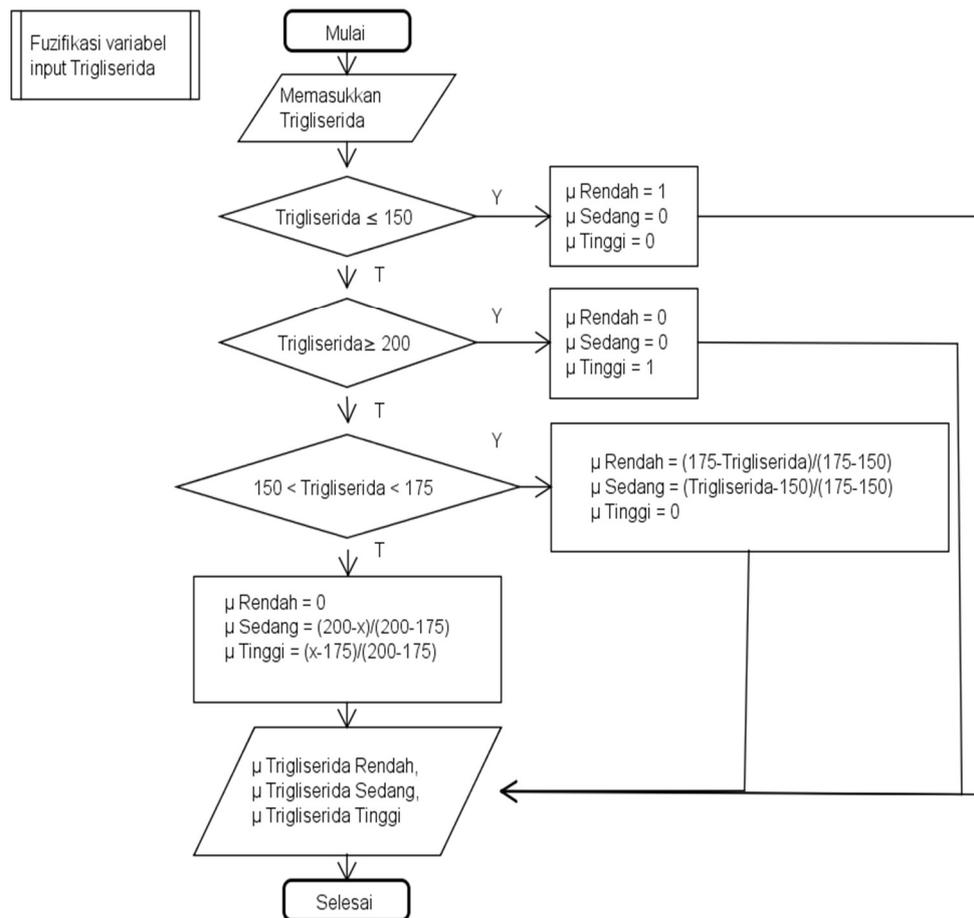
$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-150}{175-150}, & 150 < x < 175 \\ \frac{200-x}{200-175}, & 175 \leq x < 200 \\ 0; & x < -150 \text{ dan } x > -200 \\ 1; & x = 175 \end{cases} \quad (4.12)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 200 \\ \frac{x-175}{200-175}; & 175 \leq x < 200 \\ 0; & x \leq 175 \end{cases} \quad (4.13)$$



**Gambar 4.9 Fungsi Derajat Keanggotaan Trigliserida**

Flowchart untuk proses fuzzifikasi variabel Trigliserida dapat dilihat pada Gambar 4.10.



**Gambar 4.10 Flowchart Fuzzifikasi Variabel Trigliserida**

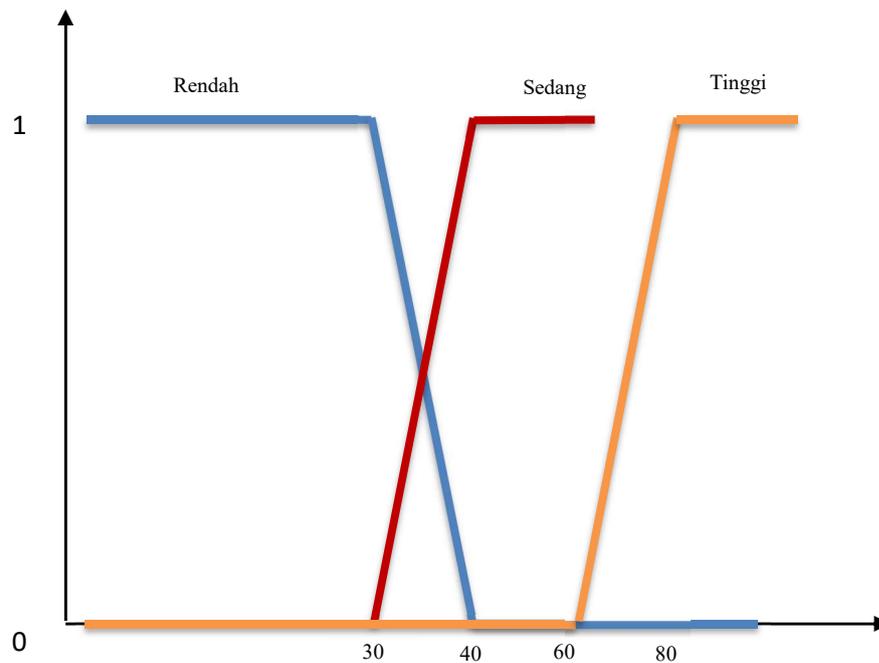
f. *Output* Risiko Stroke

Fungsi derajat keanggotaan untuk merepresentasikan himpunan *Fuzzy* Risiko stroke rendah, sedang dan tinggi. Semua fungsi dalam derajat keanggotaan dalam variable *output* harus monoton dikarenakan ketika nilainya semakin ke kanan konstan bertambah ataupun berkurang. Dalam proses implikasi yang digunakan ialah nilai monoton (Jang, 1997). Fungsi Derajat keanggotaan variabel Risiko Stroke didefinisikan seperti Gambar 4.11.

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 30 \\ \frac{40-x}{40-30}; & 30 < x < 40 \\ 0; & \geq 40 \end{cases} \quad (4.14)$$

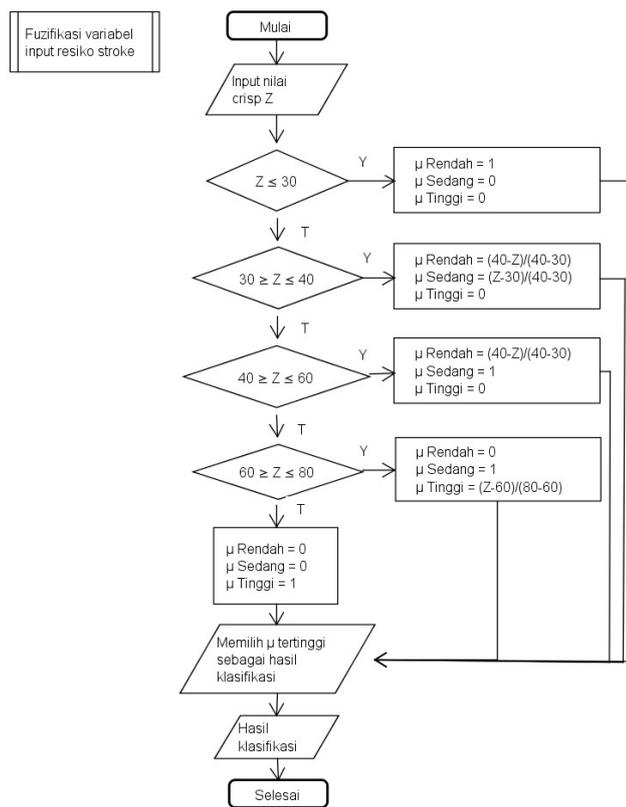
$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-30}{40-30}; & 30 < x < 40 \\ 1; & 40 \leq x \leq 60 \\ 0; & \leq 40 \text{ atau } x > 60 \end{cases} \quad (4.15)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq 60 \\ \frac{x-60}{80-60}; & 60 < x < 80 \\ 1; & \geq 80 \end{cases} \quad (4.16)$$



**Gambar 4.11 Fungsi Derajat Keanggotaan Risiko Stroke**

*Flowchart* untuk proses fuzzifikasi variabel Risiko Stroke dapat dilihat pada Gambar 4.12.



**Gambar 4.12 Fuzzifikasi Variabel *Input* Risiko Stroke**

**Tabel 4.2 Potongan Aturan Inferensi *Fuzzy Tsukamoto* Klasifikasi Risiko Stroke**

Umur	Cholesterol Total	Trigliserida	LDL	HDL	HASIL
Muda	Rendah	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Tua	Rendah	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Muda	Sedang	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Tua	Sedang	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Muda	Tinggi	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Tua	Tinggi	Rendah	Rendah	Baik	Rendah
Muda	Rendah	Sedang	Rendah	Baik	Rendah
Muda	Rendah	Tinggi	Rendah	Baik	Rendah
Tua	Rendah	Tinggi	Rendah	Baik	Rendah

#### 4.2.1 Fuzzifikasi Variabel *Input*

Fuzzifikasi adalah suatu proses untuk mengubah suatu masukan dari bentuk *Crisp* ke menjadi bentuk *Fuzzy*. Data masukan adalah data Umur, Kolesterol total, HDL, LDL, Triglicerida. Dari data yang telah disebutkan diatas, lalu dimasukkan ke persamaan fungsi derajat keanggotaan sesuai dengan variabelnya masing masing. Hasil dari fuzzifikasi variabel *input* diurutkan pada Tabel 4.3 berikut:

**Tabel 4.3 Hasil Fuzzifikasi Variabel *Input***

<i>Input</i>	Hasil
$\mu_{UmurMuda}(44)$	0
$\mu_{UmurTua}(44)$	1
$\mu_{CholRendah}(174)$	1
$\mu_{CholSedang}(174)$	0
$\mu_{CholTinggi}(174)$	0
$\mu_{TrigRendah}(71)$	1
$\mu_{TrigSedang}(71)$	0
$\mu_{TrigTinggi}(71)$	0
$\mu_{LDLRendah}(123.3)$	0
$\mu_{LDLSedang}(123.3)$	0.4467
$\mu_{LDLTinggi}(123.3)$	0.5533
$\mu_{HDLBaik}(36.5)$	0
$\mu_{HDLBuru}(36.5)$	1

#### 4.2.2 Inferensi *Fuzzy Tsukamoto*

Inferensi dilakukan dengan memasukkan nilai derajat keanggotaan variabel *input* ke dalam *rule* yang dirancang. Selanjutnya dilakukan proses implikasi terhadap nilai-nilai derajat keanggotaan yang sesuai dengan *rule* untuk memperoleh nilai terkecil atau  $\alpha$ -predikat ke persamaan fungsi derajat keanggotaan *output*:

Fungsi turunan dari persamaan diatas yang dimana akan menjadi Persamaan dibawah ini:

$$Z_{Resiko Rendah} = 40 - (\alpha_{predikat}(40 - 30)) \quad (4.17)$$

$$Z_{Resiko Sedang} = 30 + (\alpha_{predikat}(40 - 30)) \quad (4.18)$$

$$Z_{Resiko Tinggi} = 60 + (\alpha_{predikat}(80 - 60)) \quad (4.19)$$

Berikut merupakan potongan hasil inferensi klasifikasi risiko stroke dengan menggunakan *Fuzzy Tsukamoto*.

**Tabel 4.4 Inferensi Klasifikasi Risiko Stroke**

Umur	Cholesterol Total	Trigliserida	LDL	HDL	HASIL	$\alpha$ predikat	Zi	Zi * $\alpha$ predikat
0	1	1	0	0	Rendah	0	40	0
1	1	1	0	0	Rendah	0	40	0
0	0	1	0	0	Rendah	0	40	0
1	0	1	0	0	Rendah	0	40	0
0	0	1	0	0	Rendah	0	40	0
0	0	0	0.55333	1	Tinggi	0	60	0
1	0	0	0.55333	1	Tinggi	0	60	0
Total $\alpha$ predikat dan Zi * $\alpha$ predikat						0.44667		15.8716

### 4.2.3 Defuzzifikasi Output

Defuzzifikasi adalah suatu proses untuk mendapatkan nilai *Crisp* pada Inferensi *Fuzzy Tsukamoto* dengan menggunakan metode *Center Average DeFuzzyfier* dibawah berikut :

$$Z = \frac{15.87156}{0.446667} = 35.53333 \quad (4.20)$$

### 4.2.4 Fuzzifikasi Variabel Output

Fuzzifikasi *output* dilakukan untuk mengklasifikasikan nilai *Z* menjadi himpunan linguistik yang sesuai dengan fungsi derajat keanggotaan variabel *output*. Nilai tersebut dimasukkan ke dalam fungsi keanggotaan variabel *output* risiko Stroke untuk mendapatkan nilai linguistik yang merepresentasikan hasil klasifikasi dengan memilih nilai yang paling besar. Hasil dari proses fuzzifikasi *output* adalah sebagai berikut:

Nilai *Z* (*Crisp*):

$$\begin{aligned} \mu_{RisikoRendah}(35.5333) &= \frac{40-35.5333}{40-30} = 0.42333 \\ \mu_{RisikoSedang}(35.5333) &= \frac{35.5333-30}{40-30} = 0.55333 \\ \mu_{RisikoTinggi}(35.5333) &= 0 \end{aligned} \quad (4.21)$$

Himpunan Linguistik: Sedang,  $\mu_{RisikoSedang}(35.5333) = 0.55333$

Berdasarkan hasil fuzzifikasi *output*, dapat disimpulkan bahwa data risiko stroke tersebut termasuk ke dalam kelas Risiko Stroke “Rendah” dengan nilai derajat keanggotaan sebesar 0.55333.

Salah satu hal yang mempengaruhi pada hasil inferensi *Fuzzy Tsukamoto* di atas yaitu ketepatan batasan dalam fungsi derajat keanggotaan untuk setiap variabel yang terlibat pada proses inferensi. Salah satu cara untuk menangani hal ini yaitu dengan menggunakan algoritme genetika yang dapat menyusun batasan fungsi derajat keanggotaan yang lebih akurat. Proses Algoritme Genetika dalam menyusun batasan fungsi keanggotaan *Fuzzy Tsukamoto* untuk klasifikasi Stroke akan dibahas pada subbab selanjutnya.

## 4.3 Penyelesaian Masalah Menggunakan Algoritme Genetika

Dimisalkan terdapat sejumlah data sebagai data latih. Data tersebut terdiri dari umur, Cholesterol total, *HDL*, *LDL*, Trigliserida, serta tingkat risiko stroke. Berikut data yang terhimpun dapat dilihat pada Tabel 4.5. Dan pada Gambar 4.14 untuk *flowchart* Algoritme Genetika.

**Tabel 4.5 Data Latih**

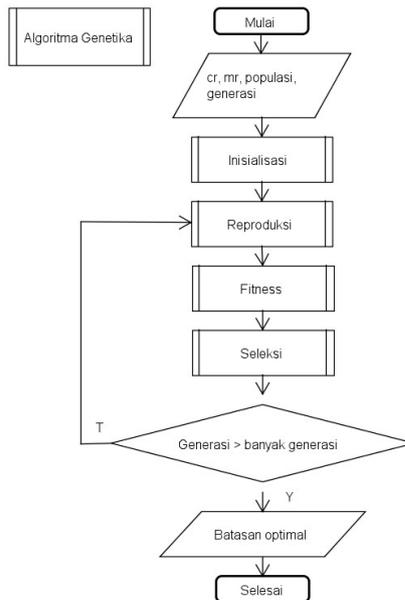
Umur	Cholesterol Total	HDL	LDL	Trigliserida	Kelompok
44	174	36.5	123.3	71	1
60	169	36.9	110.1	110	1
29	213	36.7	145.3	155	2
30	180	35.1	68.7	381	3
26	266	40.2	181.2	223	3

Pengklasifikasian risiko Stroke menggunakan inferensi *Fuzzy Tsukamoto* membutuhkan fungsi keanggotaan dan sejumlah aturan (*rule*). Fungsi keanggotaan didapatkan melalui proses Algoritme Genetika. Dalam proses optimasi fungsi keanggotaan inferensi *Fuzzy Tsukamoto* menggunakan Algoritme Genetika adalah sebagai berikut:

1. Inialisasi parameter awal adalah parameter Algoritme Genetika yang meliputi:
  - a. Ukuran populasi pada setiap generasi (*popsize*)
  - b. Jumlah generasi
  - c. Tingkat pindah silang / probabilitas *Crossover* (*Cr*)
  - d. Tingkat mutasi atau probabilitas mutasi (*Mr*)
2. Membangkitkan populasi awal sebanyak nilai *popsize* yang telah ditentukan sebelumnya dan sesuai dengan representasi kromosom yang sesuai untuk kasus yang akan dipecahkan.
3. Membuat populasi baru atau reproduksi dengan langkah sebagai berikut:
  - a. Melakukan proses *Crossover* pada induk yang terpilih berdasarkan jumlah *Crossover* yang ditentukan dari perkalian jumlah *popsize\*Cr* yang telah ditentukan dengan metode *One-cut Point Crossover*.
  - b. Melakukan proses mutasi pada induk yang terpilih berdasarkan jumlah mutasi yang ditentukan dari perkalian jumlah proses *popsize\*Mr* yang telah ditentukan dengan metode *Random Mutation*.
4. Menghitung nilai fitness untuk masing masing kromosom melalui penggabungan kromosom populasi awal dengan individu-individu baru hasil proses pindah silang mutasi. Nilai *fitness* yang didapatkan dengan menghitung presentase akurasi yang dihasilkan antara hasil inferensi risiko stroke menggunakan *Fuzzy Tsukamoto* dengan data aktual (data latih) yang telah tersedia.
5. Melakukan seleksi terhadap individu-individu dengan menggunakan metode *Elitism Selection* untuk menentukan proses seleksi memilih individu yang paling tinggi atau baik
6. Jika kondisi akhir (jumlah generasi) sudah terpenuhi, selanjutnya proses Algoritme Genetika dihentikan dan hasilnya adalah solusi terbaik populasi saat itu pada seluruh generasi.

Dimisalkan parameter algoritme genetika yang digunakan di antaranya:

1. Jumlah populasi awal (*popsize*)=3
2. Jumlah generasi=1
3. Tingkat pindah silang atau probabilitas *Crossover* (*Cr*)=0.6
4. Tingkat mutasi atau probabilitas mutasi (*Mr*)=0.2



**Gambar 4.13 Flowchart Algoritme Genetika**

### 4.3.1 Inisialisasi

Pada subbab ini akan dijelaskan langkah-langkah penyelesaian masalah klasifikasi risiko stroke menggunakan Algoritme Genetika. Dalam tahap inisialisasi, representasi kromosom permasalahan klasifikasi tingkat penyakit stroke ini merupakan bilangan *real* maka representasi kromosom menggunakan *real-code*. Kromosom yang dibentuk merupakan titik interval pada masing masing setiap kelas di himpunan *Fuzzy*. Pada inisialisasi ini panjang kromosom yang akan dibentuk adalah 16 kromosom, dapat dilihat di Gambar 4.14.

<i>u1</i>	<i>u2</i>	<i>k1</i>	<i>k2</i>	<i>k3</i>	<i>h1</i>	<i>l1</i>	<i>l2</i>	<i>l3</i>	<i>t1</i>	<i>t2</i>	<i>t3</i>	<i>s1</i>	<i>s2</i>	<i>s3</i>	<i>s4</i>
-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------

**Gambar 4.14 Representasi Kromosom *Real-code***

Keterangan Gambar 4.14:

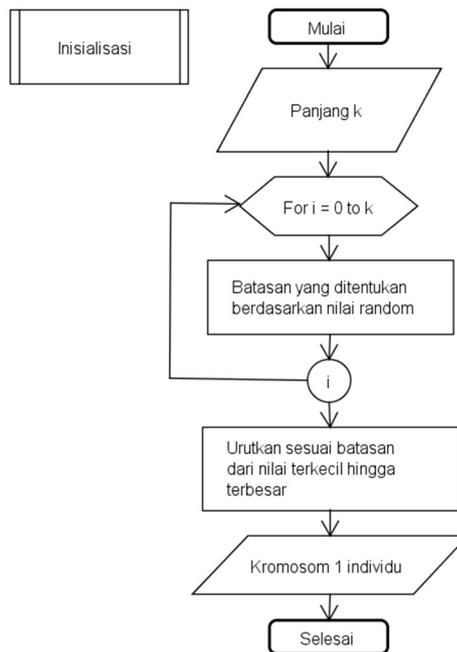
1. *u1, u2* = segmen *gen* Umur
2. *k1, k2, k3* = segmen *gen* Kolesterol Total
3. *h1* = segmen *gen* HDL
4. *l1, l2, l3* = adalah segmen LDL
5. *t1, t2, t3* = adalah segmen Trigliserida
6. *s1, s2, s3, s4* = adalah segmen tingkat Stroke

Tahapan dalam melakukan inisialisasi dapat dilihat di Tabel 4.6.

**Tabel 4.6 Individu Awal**

Kromosom	Individu		
	<i>p1</i>	<i>p2</i>	<i>p3</i>
<i>u1</i>	20	40	60
<i>u2</i>	15	35	75
<i>k1</i>	65	150	175
<i>k2</i>	310	159	203
<i>k3</i>	270	201	264

<i>h1</i>	30	35	40
<i>l1</i>	50	100	150
<i>l2</i>	70	140	210
<i>l3</i>	180	320	40
<i>t1</i>	400	85	100
<i>t2</i>	70	200	150
<i>t3</i>	100	95	300
<i>s1</i>	10	30	5
<i>s2</i>	35	45	50
<i>s3</i>	60	85	75
<i>s4</i>	75	90	80



**Gambar 4.15 Flowchart Inisialisasi**

Nilai individu pada kromosom awal diperoleh dari hasil random sesuai dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu pada gen  $u_1, u_2, u_3$  diisi dengan batas nilai random antara 23-85,  $gen\ k_1, k_2, k_3$  dengan batasan nilai random 67-418,  $gen\ h_1$  diisi dengan nilai batasan 4.22-57.2,  $gen\ l_1, l_2, l_3$  dengan nilai batasan 38.3-338.1, dan  $gen\ t_1, t_2, t_3$  diisi dengan batasan nilai 33.8-461 serta yang terakhir untuk  $gen\ s_1, s_2, s_3, s_4$  menggunakan batasan nilai 0-100%. Lalu kemudian kromosom tersebut akan digunakan sebagai batasan keanggotaan himpunan *Fuzzy* yang dimana himpunan tersebut adalah himpunan umur, kolesterol total, *HDL*, *LDL*, Trigliserida, serta tingkat klasifikasi Stroke berdasarkan data yang ditentukan oleh pakar.

Setelah dari kromosom tersebut akan didapatkan persamaan himpunan *Fuzzy* yang baru sebagai pengklasifikasian tingkat risiko gejala penyakit Stroke. Dalam proses perhitungan *fitness* akan dilakukannya menghitung total benar yang telah dihasilkan dengan membandingkan hasil diagnosa tingkat gejala penyakit Stroke

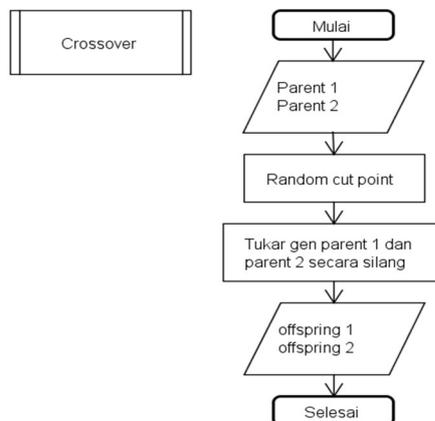
menggunakan sistem, dengan hasil diagnosa pakar. Hasil perhitungan *fitness* dapat dilihat pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7 Fitness Individu Awal**

Individu	No.	Hasil Klasifikasi			Fitness
		Data Latih	Inferensi	Kecocokan	
P1	1	Rendah	Sedang	0	40
	2	Sedang	Sedang	1	
	3	Tinggi	Sedang	0	
	4	Tinggi	Sedang	0	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
P2	1	Rendah	Sedang	0	60
	2	Sedang	Tinggi	0	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Tinggi	1	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
P3	1	Rendah	Rendah	1	80
	2	Sedang	Sedang	1	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Sedang	0	
	5	Tinggi	Tinggi	1	

### 4.3.2 Reproduksi

Dalam tahap kali ini, tahap reproduksi dengan langkah awal yaitu *Crossover* dilakukan dengan memilih dua buah induk (*parent*) secara acak dari populasi untuk menghasilkan satu keturunan (*offspring*). *Crossover* akan menghasilkan *offspring* yang memiliki sebagian informasi dari kedua *parent*. Metode *Crossover* yang digunakan yaitu metode *One Cut Point*, yang dimana dua buah induk dipilih secara acak, lalu titik potong *Crossover* ditentukan dengan mengacak angka. Bagian kanan *gen* setelah titik potong pada *parent* saling ditukar agar menghasilkan sebuah *offspring*. Jumlah *Crossover* yang dilakukan sejumlah  $Cr * popsize$ , yaitu  $0.6 * 3 = 1.8$ , dibulatkan menjadi 2. Berikut merupakan tahapan *Crossover one cut point* dapat dilihat pada Gambar 4.16.



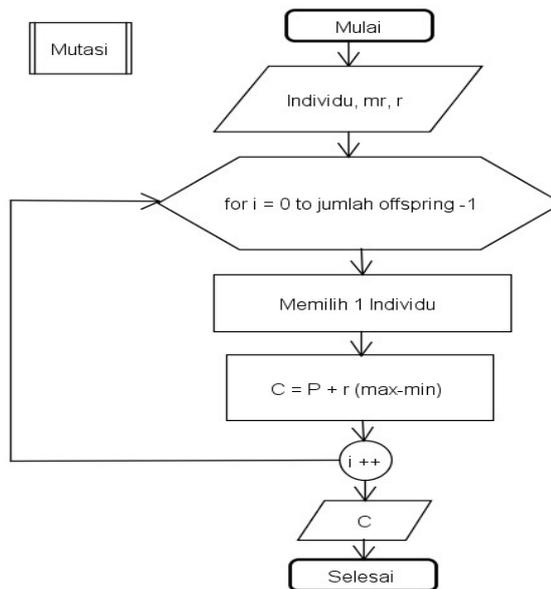
**Gambar 4.16 Flowchart Crossover (One Cut Point)**

Berikut contoh proses *Crossover one cut poin* pada generasi pertama. Pada proses *Crossover* pertama, individu yang terpilih adalah *P1* dan *P3* dan untuk titik potongnya yaitu 8. Pada individu *C1* yang terbentuk, 8 *string* awal mengikuti induk *P1* dan sisanya mengikuti yang dapat dilihat pada Gambar 4.17.

	<i>u1</i>	<i>u2</i>	<i>k1</i>	<i>k2</i>	<i>k3</i>	<i>h1</i>	<i>l1</i>	<i>l2</i>	<i>l3</i>	<i>t1</i>	<i>t2</i>	<i>t3</i>	<i>s1</i>	<i>s2</i>	<i>s3</i>	<i>s4</i>
<i>p1</i>	20	15	65	310	270	30	50	70	180	400	70	100	10	35	60	75
<i>p3</i>	60	75	175	203	264	35	150	210	40	100	150	300	30	45	85	90
<i>c1</i>	20	15	65	310	270	30	50	70	40	100	150	300	30	45	85	90
<i>c2</i>	60	75	175	203	264	35	150	210	180	400	70	100	10	35	60	75

**Gambar 4.17 Contoh Proses *Crossover One Cut Point***

Pada tahap selanjutnya adalah proses mutasi menggunakan 0.6 dan *offspring* yaitu  $0.6 \times 3 = 1$ . Metode mutasi yang digunakan yaitu *random mutation*. Proses mutasi yang dilakukan dengan memilih satu individu atau *parent* secara *random* dan memilih *gen* yang akan dimutasi secara *random*. Jika jumlah *child (offspring)* sudah memenuhi jumlah *offspring* yang diinginkan, selanjutnya proses mutasi tersebut selesai. Namun, apabila belum memenuhi jumlah *offspring* yang diinginkan maka proses mutasi akan dilanjutkan hingga jumlah *offspring* yang diinginkan sesuai. Lalu, *parent* yang terpilih akan diberikan lambang *P1* kemudian dengan lambang *C* diberikan kepada hasil *offspring* beserta angka selanjutnya dari jumlah *offspring* pada proses *Crossover*. Berikut tahapan mutasi pada Gambar 4.18. Serta pada gambar 4.19 adalah contoh proses mutasi.



**Gambar 4.18 Flowchart Mutasi**

	<i>u1</i>	<i>u2</i>	<i>k1</i>	<i>k2</i>	<i>k3</i>	<i>h1</i>	<i>l1</i>	<i>l2</i>	<i>l3</i>	<i>t1</i>	<i>t2</i>	<i>t3</i>	<i>s1</i>	<i>s2</i>	<i>s3</i>	<i>s4</i>
<i>p2</i>	40	35	150	159	201	35	100	140	320	85	200	95	10	35	60	75
<i>c3</i>																

**Gambar 4.19 Contoh Proses Mutasi**

Misalkan yang sudah terpilih *gen* nomor 5 (*k3*) dan *a* adalah [0.1, - 0.1] maka:

$$C3 = 201 + 0.02 (418 - 67) \\ = 208.02$$

Maka, nilai *gen* nomor 5 (*k3*) berubah, yang awalnya 201 menjadi 208.02 yang ditunjukkan pada Gambar 4.20.

c3	40	35	150	159	208.02	35	100	140	320	85	200	95	10	30	60	75
----	----	----	-----	-----	--------	----	-----	-----	-----	----	-----	----	----	----	----	----

**Gambar 4.20 Hasil Proses Mutasi**

### 4.3.3 Evaluasi dan Seleksi

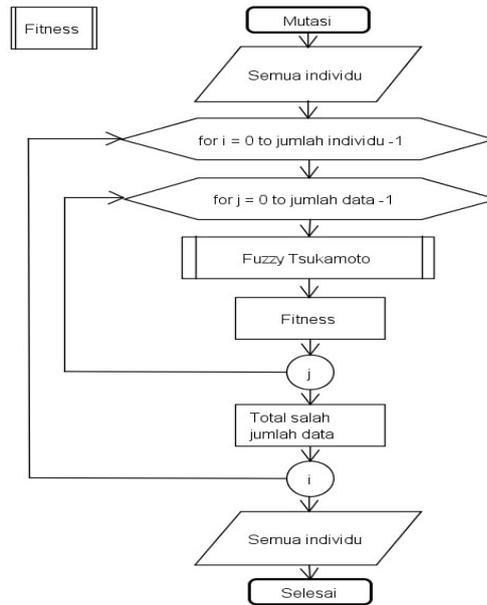
Pada tahap ini metode seleksi yang digunakan yaitu metode *elitism selection*. Metode *elitism selection* digunakan dengan cara menggabungkan antara *parent* dengan *offspring* yang dihasilkan lalu mengurutkan nilai *fitness*, setelah itu mengambil *parent* baru yang sesuai pada jumlah populasi yang sudah ditentukan. Berikut tahapan evaluasi pada Gambar 4.21.

1. Penggabungan populasi awal dengan individu baru
2. Kromosom yang dihasilkan dari pembangkitan populasi awal, proses pindah silang, dan proses mutasi digabungkan. Pada proses penggabungan ini akan dilakukan pengecekan apakah *gen-gen* yang tersusun di dalam kromosom sudah sesuai dengan ketentuan yang ditetapkan pada proses pembangkitan populasi. Yang dimana, ketentuan tersebut ialah *gen*  $u1 < u2 < u3$ , *gen*  $k1 < k2 < k3$ , *gen*  $h1$ , *gen*  $l1 < l2 < l3$ , *gen*  $t1 < t2 < t3$  dan *gen*  $s1 < s2 < s3$ . Jika kondisi tersebut tidak terpenuhi, akan dilakukan pertukaran posisi *gen* hingga memenuhi kondisi tersebut. Jika terdapat kesamaan batasan fungsi keanggotaan pada *gen* tertentu misalnya ( $u1 = u2 = u3$  atau  $u1 = u3$ ) maka *gen*  $u1$ ,  $u2$  atau  $u3$  akan di *random* ulang agar kondisi  $u1 < u2 < u3$  terpenuhi. Berikut hasil penggabungan populasi awal dengan individu baru pada Tabel 4.8 dan hasil perbaikan kromosom semua individu Tabel 4.9. Kemudian untuk menghitung *fitness* pada setiap individu, *parent*, dan *offspring* yang dihasilkan. Berikut dapat dilihat perhitungan *fitness* dalam Tabel 4.10.

**Tabel 4.8 Hasil Penggabungan Populasi Awal dengan Individu Baru**

Kromosom	Individu					
	<i>p1</i>	<i>p2</i>	<i>p3</i>	<i>c1</i>	<i>c2</i>	<i>c3</i>
<i>a1</i>	20	40	60	20	60	40
<i>a2</i>	15	35	75	15	75	35
<i>b1</i>	65	150	175	65	175	150
<i>b2</i>	310	159	203	310	203	159
<i>b3</i>	270	201	264	270	264	208
<i>c1</i>	30	35	40	30	35	35
<i>d1</i>	50	100	150	50	150	100
<i>d2</i>	70	140	210	70	210	140
<i>d3</i>	180	320	40	40	180	320

<i>e1</i>	400	85	100	100	400	85
<i>e2</i>	70	200	150	150	70	200
<i>e3</i>	100	95	300	300	100	95
<i>f1</i>	10	30	25	30	10	10
<i>f2</i>	35	45	50	45	35	30
<i>f3</i>	60	85	75	85	60	60
<i>f4</i>	75	90	80	90	75	75



**Gambar 4.21 Flowchart Evaluasi**

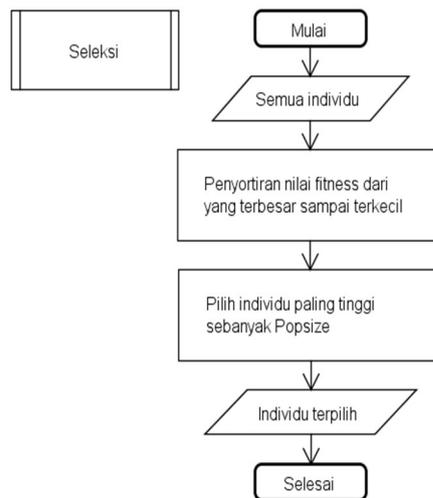
**Tabel 4.9 Hasil Perbaikan Kromosom Semua Individu**

Kromosom	Individu					
	<i>p1</i>	<i>p2</i>	<i>p3</i>	<i>c1</i>	<i>c2</i>	<i>c3</i>
<i>a1</i>	15	35	60	15	60	40
<i>a2</i>	20	40	75	20	75	35
<i>b1</i>	65	150	175	65	175	150
<i>b2</i>	270	159	203	270	203	159
<i>b3</i>	310	201	264	310	264	271
<i>c1</i>	30	35	40	30	35	35
<i>d1</i>	50	100	40	40	150	100
<i>d2</i>	70	140	150	50	180	140
<i>d3</i>	180	320	210	70	210	320
<i>e1</i>	70	85	100	100	70	85
<i>e2</i>	100	95	150	150	100	200
<i>e3</i>	400	200	300	300	400	95
<i>f1</i>	10	30	25	30	10	10
<i>f2</i>	35	45	50	45	35	30
<i>f3</i>	60	85	75	85	60	60
<i>f4</i>	75	90	80	90	75	75

**Tabel 4.10 Perhitungan *Fitness* setiap Individu**

Individu	No	Hasil Klasifikasi			<i>Fitness</i>
		Data Latih	Inferensi	Kecocokan	
P1	1	Rendah	Sedang	0	40
	2	Sedang	Sedang	1	
	3	Tinggi	Sedang	0	
	4	Tinggi	Sedang	0	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
P2	1	Rendah	Sedang	0	60
	2	Sedang	Tinggi	0	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Tinggi	1	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
P3	1	Rendah	Rendah	1	80
	2	Sedang	Sedang	1	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Sedang	0	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
c1	1	Rendah	Sedang	0	40
	2	Sedang	Sedang	1	
	3	Tinggi	Sedang	0	
	4	Tinggi	Sedang	0	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
c2	1	Rendah	Sedang	0	60
	2	Sedang	Tinggi	0	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Tinggi	1	
	5	Tinggi	Tinggi	1	
c3	1	Rendah	Sedang	0	60
	2	Sedang	Tinggi	0	
	3	Tinggi	Tinggi	1	
	4	Tinggi	Tinggi	1	
	5	Tinggi	Tinggi	1	

3. Setelah itu nilai *fitness* di urutkan dari yang terbesar hingga yang terkecil. Dapat dilihat di Tabel 4.15. Dan kemudian untuk tahap seleksi dapat dilihat pada Gambar 4.22.

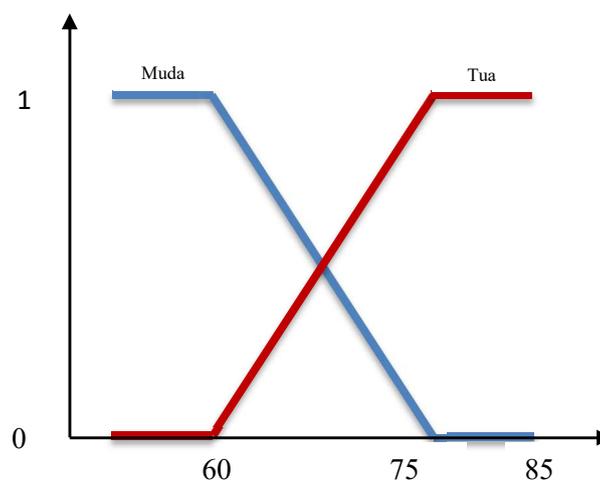


**Gambar 4.22 Flowchart Seleksi**

**Tabel 4.11 Urutan Individu yang Terpilih**

P(t+1)	Individu Terpilih	Fitness
p1	p3	80
p2	p2	60
p3	c2	60

Memilih individu yang nilai fitness paling besar, dan banyaknya sesuai dengan jumlah *popsize* awal. berikut sesuai tabel 4.10 yang terpilih sebagai generasi selanjutnya yaitu *p3*, *p2*, *c2*. kemudian setelah jumlah generasi tersebut sudah tercapai, atau tidak ada lagi generasi yang mempunyai *fitness* tertinggi, maka iterasi akan dihentikan. untuk contoh terpilihnya *p3* sebagai hasil solusi optimasi dalam pengklasifikasian *Fuzzy Tsukamoto*, maka untuk batasan umur menggunakan himpunan keanggotaan yaitu  $u_1=60$   $u_2=75$  sebagai berikut pada gambar 4.23.



**Gambar 4.23 Himpunan Keanggotaan Umur Setelah Dioptimasi**

#### 4.4 Perancangan Uji Coba

Untuk mengevaluasi program pada penelitian ini dilakukan beberapa uji coba agar program yang diperoleh mampu menghasilkan solusi terbaik dan optimal. Uji coba tersebut sebagai berikut:

1. Uji coba dalam menentukan ukuran populasi yang terbaik.
2. Uji coba dalam menentukan ukuran generasi yang terbaik.
3. Uji coba dalam mencari kombinasi *Crossover rate* ( $Cr$ ) dan *mutation rate* ( $Mr$ ) yang terbaik.

##### 4.4.1 Uji Coba Jumlah Populasi Terbaik (*Popsiz*)

Pada uji coba ini dilakukan untuk mengetahui jumlah populasi yang dapat menghasilkan titik keanggotaan pada himpunan *Fuzzy* yang paling baik dalam *Fuzzy Tsukamoto* untuk klasifikasi tingkat penyakit Stroke. Uji coba ini menggunakan  $Cr = 0.3$   $Mr = 0.7$  sebanyak 10 kali dengan menggunakan generasi sejumlah 100. Populasi yang diuji diawali mulai dari 50 hingga 1000. Berikut untuk uji coba jumlah populasi (*popsiz*) ditunjukkan pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.12 Perancangan Uji Coba Jumlah Populasi (*Popsiz*)**

<i>Popsiz</i>	Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
	Pengujian ke-i										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
50											
100											
150											
200											
250											
300											
350											
400											
450											
500											
600											
700											
800											
1000											

##### 4.4.2 Uji Coba Banyak Generasi

Uji Coba ini dilakukan untuk mengetahui banyak generasi yang dapat menghasilkan titik keanggotaan pada himpunan *Fuzzy* yang paling optimal pada *Fuzzy Tsukamoto* dalam klasifikasi tingkat risiko penyakit Stroke. Pada uji coba ini ini menggunakan  $Cr=0.3$   $Mr=0.7$  sebanyak 10 kali dengan menggunakan jumlah *popsiz* sesuai *popsiz* yang paling optimal atau yang paling terbaik. Untuk banyaknya generasi yang akan diuji yaitu mulai dari 10 sampai dengan 1000. Perancangan untuk uji coba banyaknya generasi dapat ditunjukkan pada Tabel 4.13.

**Tabel 4.13 Perancangan Uji Coba Banyaknya Generasi**

Generasi	Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
	Pengujian ke-i										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10											
20											
30											
40											
50											
60											
70											
80											
90											
100											
400											
500											
700											
1000											

**4.4.3 Uji Coba Kombinasi *Crossover Rate (Cr)* & *Mutation Rate (Mr)***

Uji coba ini dilakukan untuk mengetahui kombinasi *Cr* dan *Mr* yang dapat menghasilkan titik keanggotaan pada himpunan *Fuzzy* yang paling optimal pada *Fuzzy Tsukamoto* dalam klasifikasi tingkat risiko penyakit Stroke. Pada uji coba dilakukan pengujian 10 kali dengan menggunakan probabilitas dalam rentang 0.1-1. Uji Coba ini menggunakan jumlah *popsiz*e yang terbaik atau yang paling optimal dari pengujian pengujian *popsiz*e sebelumnya, dan banyak nya generasi yang digunakan sesuai dengan banyaknya generasi yang paling baik dari setiap pengujian banyak generasi sebelumnya. Berikut perancangan pada uji coba banyak generasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.14.

**Tabel 4.14 Perancangan Uji Coba Kombinasi**

<i>Cr</i>	<i>Mr</i>	Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
		Pengujian ke-i										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0.1	1											
0.2	0.9											
0.3	0.8											
0.4	0.7											
0.5	0.6											
0.6	0.5											
0.7	0.4											
0.8	0.3											
0.9	0.2											
1	0.1											