

BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dan analisis ini dilakukan untuk mengetahui seberapa baik sistem berjalan untuk mengoptimasi FIS Tsukamoto agar hasil dari diagnosis *Fuzzy Tsukamoto* memberikan hasil yang baik.

6.1 Hasil dan Analisa Pengujian Parameter Algoritme Genetika

Pengujian ini dilakukan untuk mendapatkan *fitness* dengan hasil terbaik dari berbagai parameter yang digunakan pada Algoritme Genetika. Parameter yang dimaksud adalah jumlah populasi, jumlah generasi, serta probabilitas *Crossover* dan mutasi. Dari hasil pengujian ini kemudian akan dilakukan analisis untuk mendapatkan kesimpulan dari penelitian.

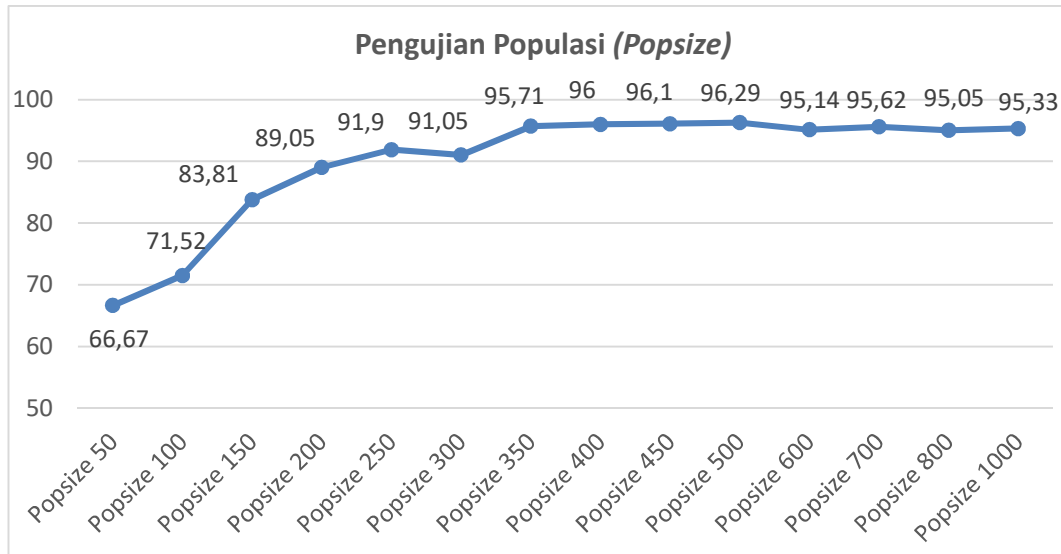
6.1.1 Hasil dan Analisis Uji Coba Ukuran Populasi (*Popsiz*)

Uji coba ini dilakukan untuk mengetahui ukuran populasi yang dapat menghasilkan titik keanggotaan yang paling optimal pada FIS *Tsukamoto* untuk klasifikasi tingkat penyakit Stroke. Uji coba dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan *Cr* (*Crossover rate*) = 0.3 dan *Mr* (*mutation rate*) = 0.7 dengan jumlah generasi sebanyak 100. Jumlah populasi yang akan diuji merupakan nilai yang dimulai dari 50 hingga 1000.

Tabel 6.1 Uji Coba Ukuran Populasi

<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	63.81	65.71	66.67	76.19	66.67	62.86	65.71	66.67	66.67	65.71	66.67
100	66.67	95.24	89.52	64.76	66.67	66.67	65.71	66.67	66.67	66.67	71.52
150	94.29	66.67	96.19	92.38	96.19	95.24	66.67	66.67	66.67	97.14	83.81
200	66.67	95.24	66.67	95.24	96.19	96.19	93.33	90.48	95.24	95.24	89.05
250	96.19	96.19	94.29	98.10	95.24	97.14	85.71	66.67	96.19	93.33	91.90
300	96.19	75.24	97.14	96.19	96.19	97.14	66.67	96.19	95.24	94.29	91.05
350	91.43	95.24	97.14	96.19	95.24	96.19	96.19	96.19	96.19	97.14	95.71
400	96.19	94.29	96.19	96.19	97.14	97.14	96.19	95.24	96.19	95.24	96.00
450	95.24	96.19	95.24	96.19	96.19	95.24	96.19	97.14	96.19	97.14	96.10
500	96.19	93.33	96.19	96.19	97.14	96.19	96.19	96.19	96.19	98.10	96.19
600	94.29	96.19	96.19	94.29	94.29	95.24	94.29	95.24	95.24	96.19	95.14
700	96.19	96.19	95.24	94.29	94.29	95.24	97.14	97.14	94.29	96.19	95.62
800	95.24	94.29	94.29	96.19	94.29	95.24	95.24	95.24	95.24	95.24	95.05
1000	94.29	98.10	95.24	95.24	96.19	95.24	94.29	95.24	95.24	94.29	95.33

Hasil pengujian terhadap Ukuran Populasi (*Popsiz*) pada Tabel 6.1 ukuran coba populasi akan direpresentasikan dalam bentuk grafik. Grafik tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.1 Grafik Hasil Pengujian Banyak Populasi.



Gambar 6.1 Grafik Hasil Pengujian Banyak Populasi (*Popsiz*)

Dari Gambar 6.1, dapat kita amati bahwa ada banyak perbedaan populasi (*popsiz*) pada setiap percobaan. Perbedaan ini berpengaruh terhadap rata-rata *fitness* yang diperoleh dalam penerapan Algoritme Genetika pada penelitian ini. Kemudian, dari hasil percobaan ini juga menunjukkan nilai *fitness* terkecil yang dihasilkan oleh populasi paling sedikit yaitu 50. Ini disebabkan jumlah populasi tersebut belum dapat mencapai daerah pencarian yang optimal pada Algoritme Genetika. Berikutnya, pada populasi 100 hingga populasi 500 memiliki peningkatan yang signifikan hingga mencapai *fitness* 96.29. Namun, pada populasi 600 hingga 1000 terjadi penurunan nilai *fitness* menjadi 95.14.

Dapat disimpulkan bahwa, banyak populasi yang paling optimal pada proses klasifikasi penyakit Stroke menggunakan *Fuzzy Tsukamoto* dan Algoritme Genetika untuk menentukan tingkat risiko penyakit Stroke adalah populasi sebanyak 500. Populasi yang paling optimal ini akan digunakan pada pengujian berikutnya.

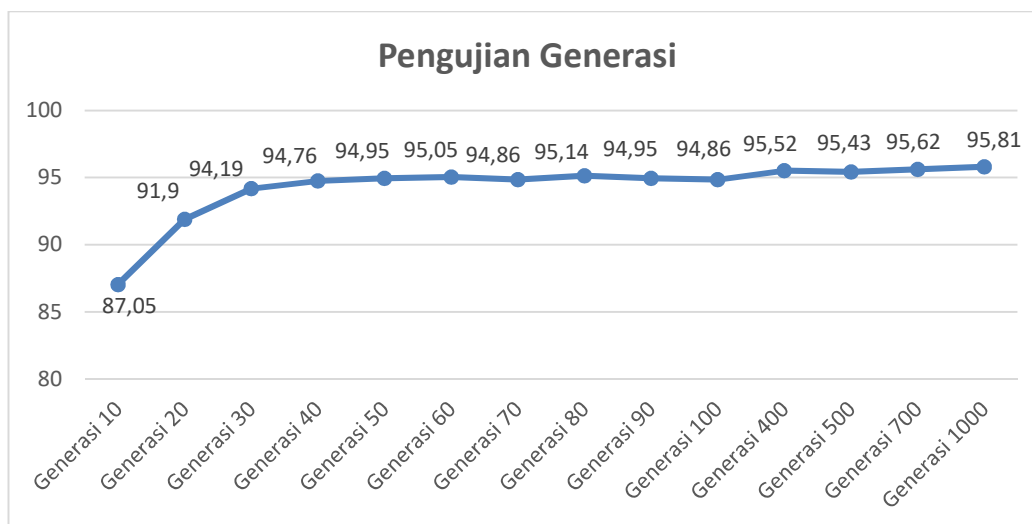
6.1.2 Hasil dan Analisis Uji Coba Banyak Generasi

Uji coba ini dilakukan untuk mengetahui seberapa banyak generasi yang dapat menghasilkan titik keanggotaan pada himpunan *Fuzzy* yang paling optimal pada FIS *Tsukamoto* untuk mengklasifikasikan tingkat pada penyakit Stroke. Uji coba ini dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan $Cr = 0.3$ dan $Mr = 0.7$ dengan jumlah *popsiz* 500. Banyaknya generasi yang akan diuji merupakan nilai dari 10 sampai dengan 1000.

Tabel 6.2 Uji Coba Banyak 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	86.67	87.62	88.57	88.57	89.52	85.71	90.48	84.76	82.86	85.71	87.05
20	93.33	90.48	92.38	93.33	91.43	88.57	94.29	92.38	91.43	91.43	91.90
30	94.29	94.29	95.24	94.29	95.24	93.33	93.33	94.29	94.29	93.33	94.19
40	95.24	94.29	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	94.29	96.19	94.29	94.76
50	96.19	94.29	94.29	95.24	95.24	95.24	95.24	94.29	94.29	95.24	94.95
60	95.24	96.19	95.24	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	96.19	94.29	95.05
70	96.19	94.29	93.33	94.29	95.24	96.19	94.29	96.19	94.29	94.29	94.86
80	94.29	96.19	94.29	94.29	95.24	95.24	95.24	96.19	96.19	94.29	95.14
90	96.19	95.24	95.24	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	94.29	95.24	94.95
100	94.29	97.14	95.24	94.29	94.29	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	94.86
400	94.29	95.24	95.24	94.29	96.19	95.24	95.24	95.24	97.14	97.14	95.52
500	95.24	94.29	97.14	96.19	95.24	95.24	96.19	94.29	94.29	96.19	95.43
700	94.29	95.24	96.19	95.24	95.24	99.05	94.29	96.19	95.24	95.24	95.62
1000	94.29	96.19	96.19	97.14	96.19	94.29	96.19	94.29	97.14	96.19	95.81

Hasil pengujian terhadap Banyak Generasi pada Tabel 6.2 akan direpresentasikan dalam bentuk grafik. Grafik tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengujian Banyak Generasi.



Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengujian Banyak Generasi

Dari Gambar 6.2 dapat diamati bahwa grafik generasi 10 sampai 60 memberikan hasil yang meningkat. Kemudian pada generasi 70, didapatkan penurunan mencapai 94.86, serta pada generasi 80 didapatkan rata-rata *fitness* yaitu 95.14 dan kembali mengalami penurunan rata-rata *fitness* yang dihasilkan pada generasi ke 90 dengan nilai 94.95 hingga generasi ke 100 dengan nilai rata-rata *fitness* 94.86. Lalu pada generasi 400 mengalami kenaikan nilai rata-rata *fitness* hingga generasi 1000.

Dalam perubahan hasil *fitness* yang diperoleh ini, tidak banyak jumlah penurunan rata-rata *fitness* yang didapat. Dari banyaknya percobaan yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa banyak Generasi 1000 yang menghasilkan nilai *fitness* yang tertinggi. Dari hasil pengujian jumlah generasi

tersebut, diketahui yang paling tinggi bisa menghasilkan rerata *fitness* yang lebih optimal karena peluang dalam menelusuri ruang pencarian solusi terbaik akan semakin besar.

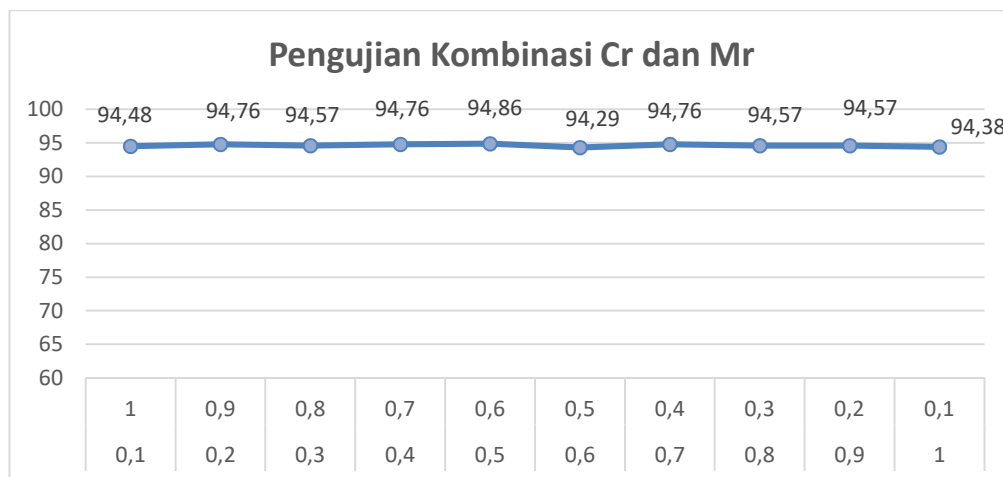
6.1.3 Hasil dan Analisis Uji Coba *Crossover Rate* dan *Mutation Rate*

Uji coba ini dilakukan untuk mengetahui kombinasi *Crossover Rate* (*Cr*) dan *Mutation Rate* (*Mr*) yang dapat menghasilkan titik keanggotaan pada himpunan *Fuzzy* yang paling optimal pada *Fuzzy Tsukamoto* untuk tingkat penyakit Stroke. Uji coba ini dilakukan sebanyak 10 kali dengan kenaikan kombinasi probabilitasnya sebanyak 0.1 dalam rentang 0,1 sampai 1. Uji coba ini menggunakan jumlah *Popsize* 500, dan Banyak Generasi yang digunakan adalah sebanyak 40.

Tabel 6.3 Uji Coba *Cr* dan *Mr*

<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	94.29	92.38	95.24	94.29	96.19	94.29	95.24	94.29	95.24	93.33	94.48
0.2	0.9	94.29	95.24	96.19	94.29	95.24	94.29	95.24	94.29	95.24	93.33	94.76
0.3	0.8	94.29	94.29	95.24	94.29	94.29	94.29	95.24	95.24	94.29	94.29	94.57
0.4	0.7	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	96.19	94.29	95.24	94.29	96.19	94.76
0.5	0.6	95.24	95.24	94.29	95.24	95.24	94.29	96.19	94.29	95.24	93.33	94.86
0.6	0.5	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29
0.7	0.4	95.24	94.29	95.24	95.24	95.24	94.29	95.24	94.29	94.29	94.29	94.76
0.8	0.3	94.29	94.29	95.24	94.29	94.29	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	94.57
0.9	0.2	94.29	94.29	94.29	95.24	94.29	95.24	95.24	94.29	94.29	94.29	94.57
1	0.1	94.29	94.29	95.24	94.29	95.24	94.29	94.29	93.33	94.29	94.29	94.38

Hasil pengujian terhadap kombinasi *Cr* dan *Mr* pada Tabel 6.3 akan direpresentasikan dalam bentuk grafik. Grafik tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.3 Grafik Hasil Pengujian Kombinasi *Cr* dan *Mr*.



Gambar 6.3 Grafik Hasil Pengujian Kombinasi *Cr* dan *Mr*

Dari Gambar 6.3 Grafik hasil pengujian kombinasi *Cr* dan *Mr*, dapat diamati bahwa kombinasi antara *Cr* dan *Mr* juga berpengaruh terhadap nilai *fitness* pada setiap percobaan.

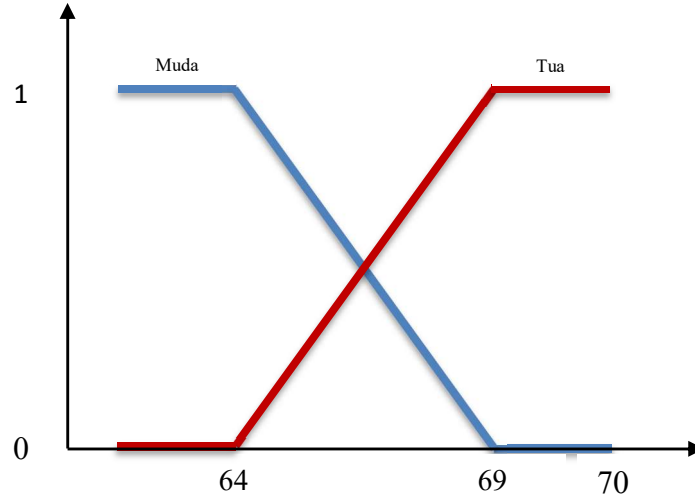
Diketahui dari pengujian yang paling baik diperoleh hasil Cr 0.5 dan Mr 0.6 hal ini menunjukkan bahwa Mr yang lebih tinggi dibandingkan Cr lebih baik dalam menemukan nilai randomnya dibandingkan nilai eksploitasi nya hal tersebut terjadi karena nilai Mr nya dapat mempengaruhi nilai kromosom untuk merubah nilai kromosom menjadi ke arah yang lebih baik dibandingkan pada saat populasi awal.

6.2 Hasil Optimasi pada Variabel-variabel Fuzzy

Dari proses optimasi menggunakan Algoritme Genetika pada Fuzzy Tsukamoto untuk diagnosis risiko penyakit Stroke, diperoleh batasan-batasan himpunan Fuzzy yang paling optimal pada setiap variabel Fuzzy, contoh batasan dari salah satu hasil percobaan dapat dilihat pada Gambar 6.4 untuk keanggotaan umur, 6.5 untuk keanggotaan kolesterol total, 6.6 untuk keanggotaan LDL, 6.7 untuk keanggotaan HDL, 6.8 untuk keanggotaan trigliserida serta yang terakhir keanggotaan risiko Stroke.

$$\mu_{Umur\ Muda}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 64 \\ \frac{69-x}{69-64} & ; 64 < x < 69 \\ 0; & x \geq 69 \end{cases} \quad (6.1)$$

$$\mu_{Umur\ Tua}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq 64 \\ \frac{x-64}{69-64} & ; 64 < x < 69 \\ 1; & x \geq 69 \end{cases} \quad (6.2)$$

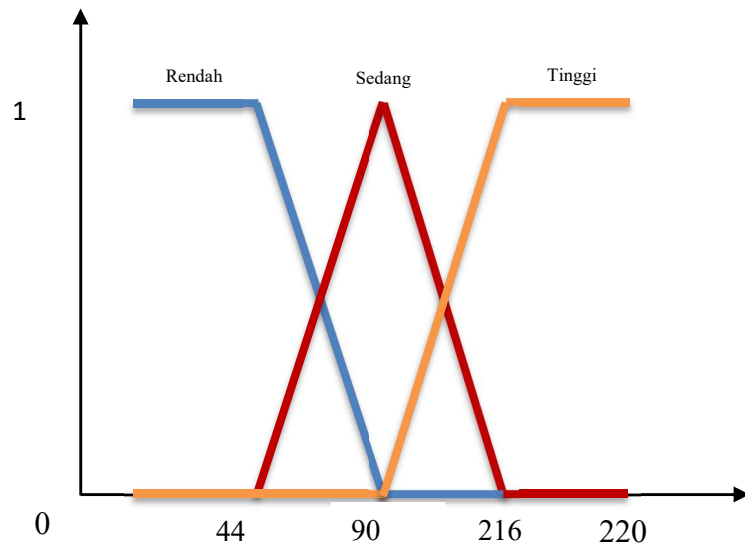


Gambar 6.4 Optimasi Fungsi Derajat Keanggotaan Umur

$$\mu_{rendah}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 44 \\ \frac{90-x}{90-44} & ; 44 \leq x < 90 \\ 0; & x \geq 90 \end{cases} \quad (6.3)$$

$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-44}{90-244}, & 44 < x < 90 \\ \frac{216-x}{216-90}, & 90 \leq x < 216 \\ 1; & x = 90 \\ 0; & x < 44 \text{ dan } x \geq 216 \end{cases} \quad (6.4)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 216 \\ \frac{x-90}{216-90}; & 90 < x < 216 \\ 0; & x \leq 90 \end{cases} \quad (6.5)$$

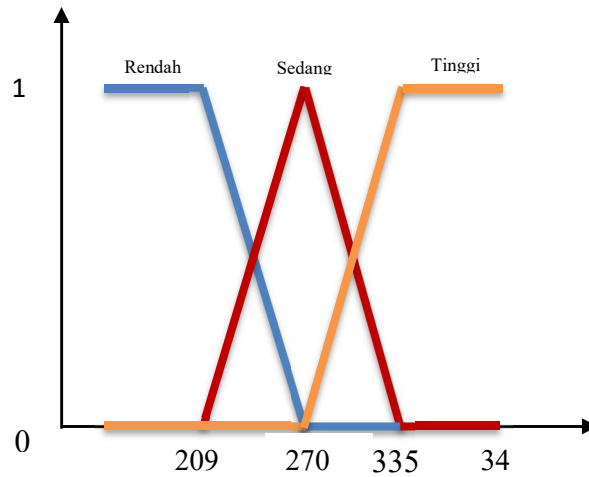


Gambar 6.5 Optimasi Fungsi Derajat Keanggotaan Kolesterol Total

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x < 209 \\ \frac{270-x}{270-209}; & 209 < x < 270 \\ 0; & x > 270 \end{cases} \quad (6.6)$$

$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-209}{270-209}, & 209 < x < 270 \\ \frac{335-x}{335-270}, & 270 < x < 335 \\ 0; & x \geq 335 \text{ dan } x \leq 209 \\ 1; & x = 270 \end{cases} \quad (6.7)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 335 \\ \frac{x-270}{335-270}; & 270 < x < 335 \\ 0; & x \leq 270 \end{cases} \quad (6.8)$$

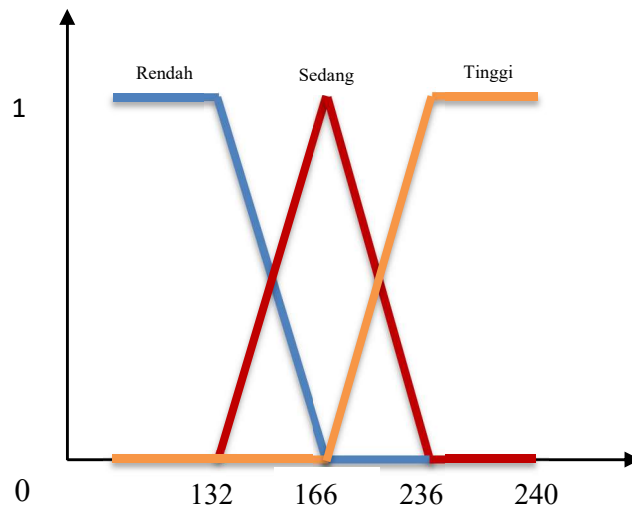


Gambar 6.6 Optimasi Fungsi Derajat Keanggotaan LDL

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 132 \\ \frac{166-x}{166-132}; & 132 < x < 166 \\ 0; & \geq 166 \end{cases} \quad (6.9)$$

$$\mu_{\text{sedang}}(x) = \begin{cases} \frac{x-132}{166-132}, & 132 < x < 166 \\ \frac{236-x}{236-166}, & 166 \leq x < 236 \\ 0; & x \leq 132 \text{ dan } x \geq 236 \\ 1; & x = 166 \end{cases} \quad (6.10)$$

$$\mu_{\text{tinggi}}(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 236 \\ \frac{x-166}{236-166}; & 166 \leq x \leq 236 \\ 0; & x \leq 166 \end{cases} \quad (6.11)$$

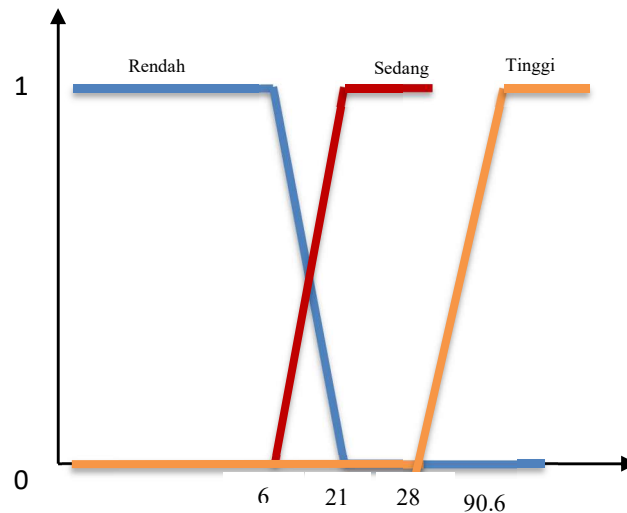


Gambar 6.7 Optimasi Fungsi Derajat Keanggotaan Triglicerida

$$\mu_{\text{rendah}}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq 6 \\ \frac{21-x}{21-6}; & 6 < x < 21 \\ 0; & \geq 21 \end{cases} \quad (6.12)$$

$$\mu_{sedang}(x) = \begin{cases} \frac{x-6}{21-6}; & 6 < x < 21 \\ 1; & 21 \leq x \leq 28 \\ 0; & x \leq 21 \text{ atau } x > 28 \end{cases} \quad (6.13)$$

$$\mu_{tinggi}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq 28 \\ \frac{x-28}{90.6-28}; & 28 < x < 90.6 \\ 1; & \geq 90.6 \end{cases} \quad (6.14)$$



Gambar 6.8 Optimasi Fungsi Derajat Keanggotaan Resiko Stroke

6.3 Pengujian Perbandingan Hasil FIS Tsukamoto dengan Optimasi menggunakan Algoritme Genetika

Pengujian perbandingan dilakukan dengan menggunakan hasil dari optimasi batasan keanggotaan pada *Fuzzy Tsukamoto* yang telah dilakukan sebelumnya serta batasan keanggotaan awal sebelum dilakukan optimasi pada *Fuzzy Tsukamoto*. Dengan menggunakan 120 data dan 15 data yang dipilih sebagai data uji yang sebelumnya telah didiagnosis oleh pakar, maka didapatkan hasil perbandingan pada Tabel 6.4 untuk hasil output klasifikasi *Fuzzy Tsukamoto* dengan diagnosis pakar. Dan pada Tabel 6.5 untuk perbandingan hasil klasifikasi *Fuzzy Tsukamoto* yang telah digabungkan GA dengan diagnosis pakar.

Tabel 6.4 Pengujian Perbandingan Hasil *Output* Klasifikasi *Fuzzy* dengan diagnosis pakar

Umur	Kolesterol Total	HDL	LDL	Trigliserida	Diagnosis Pakar	Output Klasifikasi Fuzzy Tsukamoto	Kesesuaian Data
71	174	35.7	122.1	81	1	1	Sesuai
34	251	47.1	182.9	105	1	2	Tidak Sesuai
45	207	46.3	138.9	109	1	1	Sesuai
60	180	42.1	121.1	84	1	1	Sesuai
48	278	30.2	218.8	145	1	3	Tidak Sesuai

51	166	34.1	100.5	157	2	1	Tidak Sesuai
50	189	35.6	119.2	171	2	2	Sesuai
48	201	39.5	116.7	224	3	3	Sesuai
50	196	34.5	105.1	282	3	2	Tidak Sesuai
70	175	35.1	99.7	201	3	2	Tidak Sesuai
81	233	40.7	159.5	164	3	3	Sesuai
91	212	30.4	167.9	155	3	2	Tidak Sesuai
69	240	48.3	160.7	155	3	3	Sesuai
80	247	40.5	159.9	233	3	3	Sesuai
52	514	32.8	318.6	813	3	3	Sesuai
Jumlah Data Yang Sesuai							9

$$Akurasi \frac{9}{15} \times 100 = 60 \% \quad (6.15)$$

Tabel 6.5 Pengujian Perbandingan Hasil *Output* Klasifikasi *Fuzzy Tsukamoto* – GA dengan diagnosis pakar

Umur	Kolesterol Total	HDL	LDL	Trigliserida	Diagnosis Pakar	Output Fuzzy Tsukamoto – GA	Kesesuaian Data
71	174	35.7	122.1	81	1	2	Tidak Sesuai
34	251	47.1	182.9	105	1	1	Sesuai
45	207	46.3	138.9	109	1	1	Sesuai
60	180	42.1	121.1	84	1	1	Sesuai
48	278	30.2	218.8	145	1	2	Tidak Sesuai
51	166	34.1	100.5	157	2	2	Sesuai
50	189	35.6	119.2	171	2	2	Sesuai
48	201	39.5	116.7	224	3	3	Sesuai
50	196	34.5	105.1	282	3	3	Sesuai
70	175	35.1	99.7	201	3	3	Sesuai
81	233	40.7	159.5	164	3	3	Sesuai
91	212	30.4	167.9	155	3	3	Sesuai
69	240	48.3	160.7	155	3	3	Sesuai
80	247	40.5	159.9	233	3	3	Sesuai
52	514	32.8	318.6	813	3	3	Sesuai
Jumlah Data Yang Sesuai							12

$$Akurasi \frac{13}{15} \times 100 = 86.66 \% \quad (6.16)$$

Dari hasil perbandingan pada Tabel 6.4 dapat disimpulkan bahwa dalam proses menggunakan *FIS Tsukamoto* tanpa menggunakan Algoritme Genetika, dari 15 data uji, memberikan hasil 9 data yang benar dan 6 data yang salah. Hal ini dapat diartikan bahwa sistem memiliki akurasi 60% pada data tersebut. Sedangkan, Algoritme Genetika pada klasifikasi *FIS Tsukamoto* dari Tabel 6.5 memberikan hasil yang lebih baik, yaitu 15 data uji yang memberikan hasil terbaik diantaranya terdapat 13 data yang benar dan 2 data yang salah. Ini menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi 86.66% pada data tersebut.

Menurut hasil analisis yang telah dilakukan pada Tabel 6.4 dan Tabel 6.5, dengan menggunakan *FIS Tsukamoto* dan tanpa dilakukannya optimasi maka sudah membentuk basis aturan yang sesuai dengan aturan pakar, namun kurang optimal dalam menentukan batasan fungsi keanggotaannya. Kemudian, hasil yang didapatkan dari menggunakan metode *FIS Tsukamoto* dan metode Algoritme Genetika untuk optimasi dapat menghasilkan nilai atau hasil yang lebih

baik karena dapat menemukan batasan fungsi keanggotaan yang lebih sesuai atau yang lebih baik.