

# OPTIMASI FUZZY LOGIC MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK PENENTUAN KELAYAKAN KREDIT

**Haryanto**

Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Widya Dharma Pontianak  
e-mail: libertusharyanto@gmail.com

## *Abstract*

One of many factors in the bad debt are errors in the decision of a credit-worthiness of credit applicants. Required a decision support system to assist decision makers in taking a decision. Fuzzy Logic is used as a decision support system that can help in decision-making in the member's credit worthiness CU XYZ. This research uses Fuzzy Logic inference method Tsukamoto and optimized using Genetic Algorithms. Genetic Algorithms used for generating membership functions. This optimization can optimize the value of a variable threshold membership value changing following the environmental conditions. In case of testing optimization from this method, comparing fuzzy with and without using Genetic Algorithms and fuzzy with Modified Particle Swarm optimization (MPSO) and Genetic Algorithms (GA). The evaluation result of comparing between GA, MPSO, and without optimization, indicates that the application of GA has total misunderstanding comparison with actual data by 18 percent, while compared with MPSO by 20 percent, and by 32 percent without optimization. Fuzzy Logic and optimized using Genetic Algorithms can be help credits decision a member at CU XYZ.

**Keywords**—*Fuzzy Logic, Genetic Algorithms, Credit-Worthiness*

## **Abstrak**

Salah satu faktor terjadinya kredit macet adalah kesalahan dalam melakukan keputusan kelayakan kredit seorang pengaju kredit. Diperlukan sebuah sistem pendukung keputusan untuk membantu pengambil keputusan dalam mengambil suatu keputusan. Fuzzy Logic digunakan sebagai sistem pendukung keputusan yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan kelayakan kredit anggota di Credit Union XYZ. Penelitian ini menggunakan Fuzzy Logic dengan inferensi menggunakan metode Tsukamoto dan dioptimalisasi menggunakan Algoritma Genetika. Algoritma Genetika digunakan untuk pembangkit fungsi keanggotaan. Optimalisasi ini dapat mengoptimal nilai threshold suatu variabel nilai keanggotaan yang berubah-ubah mengikuti kondisi lingkungan. Dalam menguji optimalisasi dari metode tersebut, dibandingkan dengan dengan fuzzy menggunakan Algoritma Genetika (AG) dan dengan tanpa menggunakan Algoritma Genetika serta fuzzy dengan menggunakan Modified Particle Swarm Optimization (MPSO). Hasil evaluasi dari perbandingan antara AG, MPSO dan tanpa optimasi, menunjukkan bahwa penerapan AG memiliki persentase total kesalahan perbandingan dengan data sebenarnya sebesar 18 persen, sedangkan dibandingkan dengan MPSO sebesar 20 persen, dan tanpa optimalisasi sebesar 32 persen. Penerapan Fuzzy Logic dan dioptimalisasi menggunakan Algoritma Genetika dapat membantu dalam pengambilan keputusan kredit seorang anggota di Credit Union XYZ.

**Kata kunci**—*Fuzzy Logic, Algoritma Genetika, Penentuan Kredit*

## **1. PENDAHULUAN**

Credit Union (CU) XYZ merupakan sebuah koperasi simpan pinjam, dimana anggotanya (nasabah) dapat menyimpan uang maupun melakukan kredit. Dalam melakukan kredit ini, anggota CU harus memenuhi beberapa syarat tertentu dan harus dilakukan proses penentuan kelayakan kredit anggotanya, meliputi berapa besaran pinjaman yang dapat diberikan.

Sistem perkreditan yang dilakukan oleh CU merupakan salah satu langkah untuk tetap meneruskan keberlangsungan proses kerja dalam CU ini. Sehingga pemberian kredit kepada anggotanya merupakan hal yang penting dan harus dengan keputusan yang benar. Sebab tidak semua kredit yang diberikan kepada anggotanya dapat berjalan dengan lancar, dalam hal ini disebut kredit macet. Salah satu penyebab terjadinya kredit macet adalah disebabkan oleh kesalahan dalam penilaian. Atau dapat juga disebabkan oleh kredit yang diberikan terlalu besar dengan kemampuan anggotanya untuk mengembalikan, sehingga anggotanya kesulitan dalam mengembalikan kredit. Sehingga untuk meminimalisir kesalahan dalam pengambilan keputusan, digunakan suatu sistem pendukung keputusan yang dapat membantu pengambil keputusan dalam pengambilan keputusan. Salah satu sistem pendukung keputusan yang biasa digunakan adalah Fuzzy Logic.

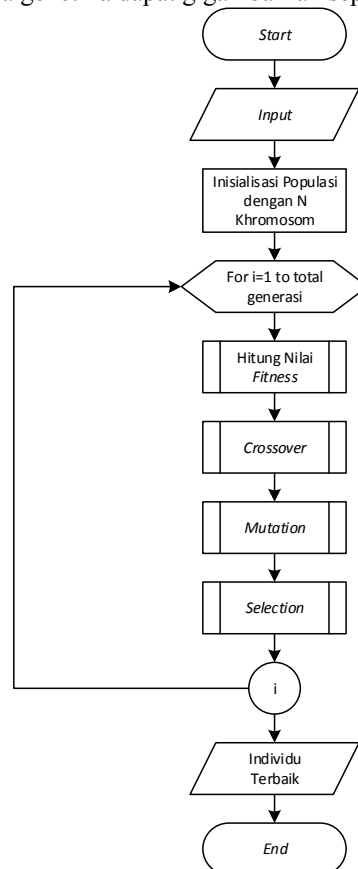
Fuzzy Logic merupakan salah satu sistem pendukung keputusan untuk membantu dalam proses pengambilan keputusan yang dapat memperluas kapabilitas pengambil keputusan tanpa mengganti penilaian mereka dalam mengambil suatu keputusan<sup>[1]</sup>.

Penelitian ini membahas tentang penerapan Fuzzy Logic untuk optimalisasi dalam pengambilan keputusan dalam menentukan kelayakan kredit anggotanya. Dalam penelitian yang dilakukan oleh <sup>[2]</sup>, penerapan Fuzzy Logic dalam aplikasi peminjaman dapat efektif untuk membantu penilaian seorang nasabah dalam melakukan peminjaman. Namun dengan penggunaan batas ambang suatu variabel dapat berubah-ubah pada masa yang akan datang, maka diperlukan optimalisasi, sehingga batas ambang suatu variabel dapat dinamis, tergantung pada kondisi di masa mendatang. Untuk melakukan optimasinya digunakan Algoritma Genetika. Pada penelitian yang dilakukan oleh <sup>[3]</sup> kombinasi Fuzzy dan Algoritma Genetika menghasilkan nilai yang lebih optimal. Optimasi pada penelitian ini dilakukan pada aturan Fuzzy yang digunakan. Aturan-aturan Fuzzy dibangkitkan menggunakan Algoritma Genetika yang menghasilkan aturan Fuzzy yang optimum untuk digunakan dalam proses fuzzifikasi.

Pada penelitian ini digunakan kombinasi Fuzzy dan Algoritma Genetika yang diterapkan pada pembentukan pembangkit fungsi keanggotaan. Dengan menerapkan teknik ini diharapkan dapat mempermudah dan membantu CU XYZ dalam optimalisasi dalam menentukan kelayakan kredit anggotanya, sehingga dapat meminimalkan kredit macet yang akan terjadi di masa mendatang.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan prosedur yang terbagi menjadi dua bagian, yaitu optimasi dan fuzzifikasi. Prosedur penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1 dan gambar 2. Prosedur ini dimulai dengan optimalisasi menggunakan Algoritma Genetika. Algoritma Genetika digunakan untuk optimasi fuzzy dalam membangkitkan fungsi keanggotaan secara otomatis <sup>[4]</sup>. Algoritma genetika berangkat dari himpunan solusi yang dihasilkan secara acak yang disebut populasi. Sedangkan setiap individu dalam populasi disebut kromosom yang merupakan representasi dari solusi dan masing-masing di evaluasi tingkat ketangguhannya (*fitness*) oleh fungsi yang telah ditentukan. Melalui proses seleksi alam atas operator genetik, gen-gen dari dua kromosom (disebut parent) diharapkan akan menghasilkan kromosom baru dengan tingkat *fitness* yang lebih tinggi sebagai generasi baru atau keturunan (*offspring*) berikutnya. Kromosom-kromosom mengalami iterasi disebut generasi (*generation*). Pada setiap generasi kromosom dievaluasi berdasarkan nilai fungsi *fitness*. Setelah beberapa generasi, maka algoritma genetika akan konvergen pada kromosom terbaik, yang merupakan solusi optimal <sup>[5]</sup>. Langkah-langkah dalam proses algoritma genetika dapat digambarkan seperti pada gambar 1 <sup>[6]</sup>:



Gambar 1. Optimasi Menggunakan Algoritma Genetika

- Melakukan pembentukan kromosom, kromosom-kromosom yang dibentuk merupakan nilai fungsi keanggotaan yang digunakan dalam penentuan kredit.
- Menentukan nilai *fitness* dari masing-masing kromosom.

- c. Melakukan proses *crossover* antar kromosom.
- d. Melakukan proses mutasi.
- e. Menggunakan kriteria seleksi untuk menciptakan generasi baru.

3.1. Pembentukan Kromosom

Individu dibangkitkan secara acak sebagai awal dari sebuah populasi. Setiap populasi mewakili masing-masing variable fuzzy. Kemudian nilai dari individu-individu tersebut diambil secara acak untuk menjadi 10 buah kromosom. Selanjutnya, dari 10 set kromosom ini akan dilakukan proses perhitungan nilai *fitness* untuk masing-masing individu untuk menentukan kromosom yang akan dilakukan proses *crossover*.

3.2. Menentukan Nilai *Fitness*

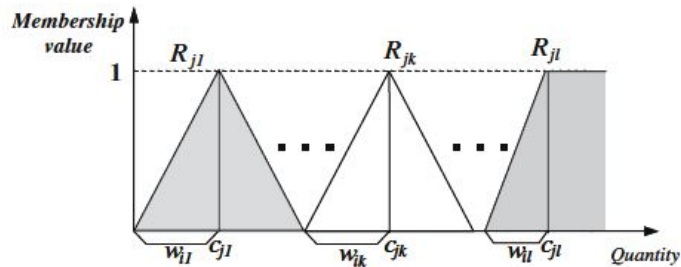
Untuk menentukan nilai *fitness* digunakan persamaan 1 sampai persamaan 3:

$$Fitness(Cq) = \sum_{j=i}^m [faktor\ overlap(Cqj) + faktor\ coverage(Cqj)]; \tag{1}$$

$$Faktor\ overlap(Cq) = \sum_{k \neq i} \left[ \max \left( \left( \frac{overlap(R_{jk}, R_{ji})}{\min(w_{jk}, w_{ji})} \right), 1 \right) - 1 \right]; \tag{2}$$

$$Coverage\ ratio(Cq) = \frac{1}{\frac{Range(R_{j1}...R_{jl})}{\max(I_j)}}; \tag{3}$$

Nilai *fitness* menggunakan *overlap* rasio dari masing-masing  $R_{jk}$  (Gambar 3). Faktor *overlap* merupakan sebuah variabel  $I_j$  dengan kromosom  $C_q$  didefinisikan sebagai berikut:



Gambar 2. Fungsi Keanggotaan Item  $I_j$

3.3. Operator *Crossover* dan Mutasi

Metode *Crossover* yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Min Max Crossover*. *Min Max Crossover* akan membangkitkan empat kromosom baru dengan rumus seperti pada persamaan 4 sampai persamaan 7:

$$a. C_1^{t+1} = (C_{11}^{t+1}, \dots, C_{1h}^{t+1}, \dots, C_{1z}^{t+1}) \tag{4}$$

$$\text{Dimana: } C_h^{t+1} = (dc_h + (1 - d)c_h')$$

$$b. C_2^{t+1} = (C_{21}^{t+1}, \dots, C_{2h}^{t+1}, \dots, C_{2z}^{t+1}) \tag{5}$$

$$\text{Dimana: } C_{2h}^{t+1} = (dc_h' + (1 - d)c_h)$$

$$c. C_3^{t+1} = (C_{31}^{t+1}, \dots, C_{3h}^{t+1}, \dots, C_{3z}^{t+1}) \tag{6}$$

$$\text{Dimana: } C_{3h}^{t+1} = \max\{c_h, c_h'\}$$

$$d. C_4^{t+1} = (C_{41}^{t+1}, \dots, C_{4h}^{t+1}, \dots, C_{4z}^{t+1}) \tag{7}$$

$$\text{Dimana: } C_{4h}^{t+1} = \min\{c_h, c_h'\}$$

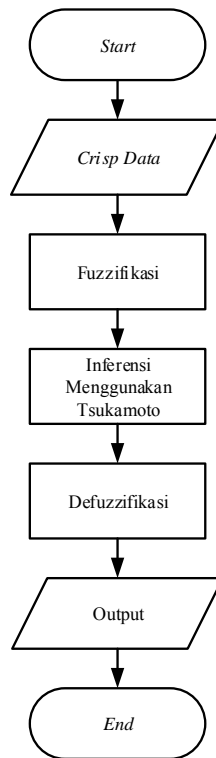
Dari ke empat kromosom yang terbentuk maka dihitung *fitness* masing masing kromosom sehingga didapat nilai kromosom yang paling tinggi akan menjadi kromosom generasi berikutnya dan selanjutnya dilakukan proses mutasi. Operator mutasi yang digunakan adalah one-point yang akan membentuk sebuah fungsi keanggotaan fuzzy yang baru dengan menambahkan secara acak sebuah nilai  $\epsilon$  (antara  $-w_{jk}$  dan  $+w_{jk}$ ) ke nilai tengah atau sebuah daerah lingustik yaitu  $R_{jk}$ . Dimana  $c$  adalah nilai tengah dan  $w$  adalah jarak setengah dari sebuah daerah lingustik. Dengan operasi mutasi maka akan terbentuk sebuah nilai fungsi keanggotaan yang baru menjadi  $c + \epsilon$  atau  $w + \epsilon$ .

3.4. Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah proses yang mengubah data *input (crisp input)* yang bernilai tegas dan numerik ke dalam variabel fuzzy yang dinyatakan dalam fungsi keanggotaan. Fungsi keanggotaan yang dibuat akan dimasukkan ke dalam aturan (rule based) fuzzy. Aturan Dasar (Rule Based) merupakan aturan-aturan fuzzy yang telah ditetapkan mengikuti pola atau bentuk aturan relasional. Dari aturan-aturan yang telah ditentukan, selanjutnya akan dilakukan inferensi. Inferensi adalah proses penalaran untuk memperoleh keluaran berupa output fuzzy set untuk pengambilan keputusan berdasarkan input fuzzy set dengan menggunakan aturan-aturan fuzzy (rules set) yang telah ditentukan sebelumnya (if-then rules). Setelah itu, akan dilakukan proses defuzzifikasi yang merupakan tahapan terakhir dalam sistem fuzzy yaitu dengan mengubah fuzzy output set menjadi keluaran berupa nilai numerik dan tegas kembali (crisp output) dengan menggunakan fungsi

keanggotaan yang telah ditentukan.<sup>[7]</sup> Inferensi *Fuzzy Logic* dalam penelitian ini menggunakan metode Tsukamoto dengan nilai fungsi keanggotaan didapatkan dari optimalisasi Algoritma Genetika sebelumnya. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah bentuk trapesium dan segitiga.

Dalam proses melakukan fuzzifikasi menggunakan metode inferensi Tsukamoto, digunakan langkah-langkah sebagai berikut (terlihat pada gambar 2) <sup>[8]</sup>:



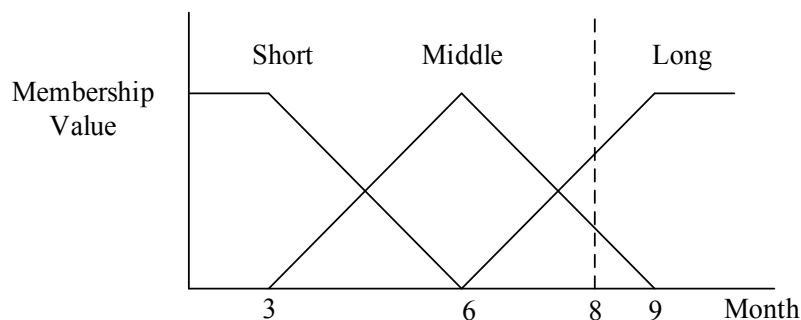
Gambar 3. Fuzzifikasi Menggunakan Tsukamoto

- Data *crisp* yang akan digunakan dalam penentuan kredit akan dilakukan fuzzifikasi. Fuzzifikasi dilakukan sesuai dengan bentuk fungsi keanggotaan yang telah dibuat sebelumnya menggunakan Algoritma Genetika.
- Hasil fuzzifikasi dari setiap fungsi keanggotaan selanjutnya akan dilakukan inferensi dengan aturan-aturan yang telah ditentukan.
- Melakukan defuzzifikasi terhadap hasil dari inferensi yang dilakukan, sehingga data hasil *fuzzy* diubah menjadi data *crisp* kembali.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

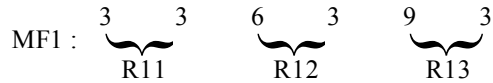
#### 3.1. Hasil Proses Data

Mewakili setiap fungsi keanggotaan sebagai pasangan  $(c, w)$ . Dengan demikian, semua pasangan  $(c, w)$  untuk *item* tertentu yang bersambung untuk mewakili fungsi keanggotaannya. Sehingga set fungsi keanggotaan untuk *item*  $I_1$  kemudian mewakili sebagai substring dari  $c_1 | I_1 w_1 | I_1$ , di mana  $| I_1 |$  adalah jumlah dari  $I_1$ . Seluruh himpunan fungsi keanggotaan kemudian dikodekan dengan menggabungkan substring dari  $MF_1, MF_2, \dots, MF_j$ . Ketika  $c$  dan  $w$  keduanya adalah nilai numerik, Dengan demikian kromosom dikodekan sebagai *String fixed-length* bilangan real dibandingkan sebuah bit string.



Gambar 2. Contoh Fungsi Keanggotaan

Dari Gambar 4. Fungsi keanggotaan diubah menjadi kromosom, menjadi:



Pada penelitian ini digunakan data input yang terdiri dari empat variabel, yaitu variabel durasi, variabel pinjaman, variabel jaminan, dan variabel gaji. Variabel durasi merupakan variabel lamanya peminjaman suatu kredit dalam format bulan. Variabel pinjaman merupakan variabel besarnya pinjaman yang diajukan dalam format jutaan. Variabel Jaminan merupakan variabel besarnya jumlah jaminan yang dimiliki pengaju kredit yang dijamin selama melakukan kredit, format variabel jaminan dalam jutaan. Variabel gaji merupakan variabel besarnya gaji yang dimiliki oleh pengaju kredit selama sebulan, variabel gaji ini dalam format jutaan. Input variabel yang di-setting pada aplikasi ini menggunakan data yang dibangkitkan secara acak dengan range nilai yang telah di-input-kan oleh user. Range nilai didapatkan dari data-data perusahaan yang diambil nilai minimum dan maksimum.

### 3.2. Inisialisasi Algoritma Genetika

Setelah pembangkitan populasi secara acak, masing-masing variable akan dibentuk 10 kromosom dengan data-data populasi yang telah ada. Kromosom yang bangkitkan akan membentuk sebuah fungsi keanggotaan dengan nilai awal dan akhir fungsi keanggotaan adalah nilai yang telah ditentukan oleh user.

Tabel 1 Kromosom Generasi Pertama

K	Durasi	Pinjaman	Jaminan	Gaji	<i>Fitness</i>
1	3,27,48,36,60,53	6,95,39,22,120,111	6,95,39,22,120,111	3,13,15,6,15,7	0.052783
2	3,42,36,8,60,20	6,16,55,54,120,74	6,16,55,54,120,74	3,12,6,3,15,7	0.118673
3	3,59,40,36,60,20	6,73,110,14,120,54	6,73,110,14,120,54	3,10,10,3,15,13	0.06061
4	3,34,29,27,60,36	6,95,96,54,120,86	6,95,96,54,120,86	3,10,15,3,15,2	0.104212
5	3,58,48,36,60,58	6,96,117,59,120,89	6,96,117,59,120,89	3,15,15,8,15,7	0.072308
6	3,7,40,16,60,50	6,33,73,72,120,86	6,33,73,72,120,86	3,15,10,9,15,14	0.097235
7	3,42,45,16,60,40	6,54,96,69,120,95	6,54,96,69,120,95	3,15,4,2,15,3	0.071348
8	3,37,16,8,60,28	6,89,117,74,120,72	6,89,117,74,120,72	3,11,15,13,15,7	0.079711
9	3,36,48,43,60,47	6,106,96,73,120,96	6,106,96,73,120,96	3,7,5,4,15,14	0.07579
10	3,34,37,27,60,59	6,96,54,14,120,39	6,96,54,14,120,39	3,14,3,2,15,2	0.058799

Kromosom tersebut akan disimpan sebagai kromosom dengan fitness terbaik. Selanjutnya dilakukan seleksi orang tua menggunakan metode *roulette-wheel*. Sepuluh kromosom yang telah dibangkitkan tadi selanjutnya akan diseleksi menjadi 10 kromosom baru. Kromosom-kromosom ini diambil secara acak dengan peluang pengambilan berdasarkan besar fitness. Berikut hasil seleksi pada tabel 2

Tabel 2. Kromosom Hasil Seleksi

K	Variabel Durasi	Variabel Pinjaman	Variabel Jaminan	Variabel Gaji	<i>Fitness</i>
1	3,7,40,16,60,50	6,33,73,72,120,86	6,33,73,72,120,86	3,15,10,9,15,14	0.097235
2	3,42,45,16,60,40	6,54,96,69,120,95	6,54,96,69,120,95	3,15,4,2,15,3	0.071348
3	3,42,36,8,60,20	6,16,55,54,120,74	6,16,55,54,120,74	3,12,6,3,15,7	0.118673
4	3,34,29,27,60,36	6,95,96,54,120,86	6,95,96,54,120,86	3,10,15,3,15,2	0.104212

5	3,36,48 ,43,60,47	6,106,96 ,73,120,96	6,106,96,73 ,120,96	3,7,5,4 ,15,14	0.07579
6	3,37,16,8 ,60,28	6,89,117 ,74,120,72	6,89,117,74 ,120,72	3,11,15 ,13,15,7	0.079711
7	3,42,36,8 ,60,20	6,16,55,54 ,120,74	6,16,55,54 ,120,74	3,12,6,3 ,15,7	0.06061
8	3,42,36,8 ,60,20	6,16,55,54 ,120,74	6,16,55,54 ,120,74	3,12,6,3 ,15,7	0.06061
9	3,7,40,16 ,60,50	6,33,73,72 ,120,86	6,33,73,72 ,120,86	3,15,10 ,9,15,14	0.097235
10	3,7,40,16 ,60,50	6,33,73,72 ,120,86	6,33,73,72 ,120,86	3,15,10 ,9,15,14	0.097235

Setelah melakukan seleksi, selanjutnya dilakukan *crossover* antar kromosom. Peluang kromosom yang akan dilakukan *crossover* ini berdasarkan parameter *crossover* yang di-input-kan user. Semakin besar parameter yang diatur, maka semakin besar peluang induk dipilih untuk dilakukan *crossover*. *Crossover* ini dilakukan secara acak dengan metode *min-max crossover*. Berikut data kromosom yang akan dilakukan *crossover* (Tabel 3)

Tabel 3. Kromosom Yang Akan Dilakukan Crossover

K	Variabel Durasi	Variabel Pinjaman	Variabel Jaminan	Variabel Gaji
1	3,7,40 ,16,60,50	6,33,73 ,72,120,86	6,33,73 ,72,120,86	3,15,10 ,9,15,14
2	3,42,45 ,16,60,40	6,54,96 ,69,120,95	6,54,96 ,69,120,95	3,15,4 ,2,15,3

Dalam *crossover min max*, digunakan nilai  $d=0,35$ . Metode ini akan membangkitkan sebanyak empat buah kromosom baru dengan menggunakan persamaan 17 sampai persamaan 24, Sehingga didapatkan hasil seperti pada tabel 4.

Tabel 4 Hasil Crossover Min Max

K	Variabel Durasi	Variabel Pinjaman	Variabel Jaminan	Variabel Gaji	<i>Fitness</i>
$C_1^{t+1}$	3, 29.75, 43.25, 16, 60, 43.5	6, 46.65, 87.95, 70.05, 120, 91.85	6, 46.65, 87.95, 70.05, 120, 91.85	3, 15, 6.1, 4.45, 15, 6.85	0.1027368 19307599
$C_2^{t+1}$	3, 19.25, 41.75, 16, 60, 46.5	6, 40.35, 81.05, 70.95, 120, 89.15	6, 40.35, 81.05, 70.95, 120, 89.15	3, 15, 7.9, 6.55, 15, 10.15	0.1066467 33067135
$C_3^{t+1}$	3, 42, 45, 16, 60, 50	6, 54, 96, 72, 120, 95	6, 54, 96, 72, 120, 95	3, 15, 10, 9, 15, 14	0.0868838 7635756
$C_4^{t+1}$	3, 19.25, 41.75, 16, 60, 43.5	6, 40.35, 81.05, 70.05, 120, 89.15	6, 40.35, 81.05, 70.05, 120, 89.15	3, 15, 6.1, 4.45, 15, 6.85	0.1113716 47411977

Setelah keempat kromosom yang dibangkitkan dan dihitung masing-masing nilai *fitness* setiap kromosom, kemudian dicari dua *fitness* yang tertinggi. Kedua kromosom tersebut kemudian akan menggantikan dua buah induk yang sebelumnya dilakukan *crossover*. Pada tabel 4 didapat kromosom keempat dan kedua, sehingga hasil kromosom menjadi seperti pada tabel 5.

Tabel 5 Hasil Kromosom Setelah Crossover

K	Variabel Durasi	Variabel Pinjaman	Variabel Jaminan	Variabel Gaji	<i>Fitness</i>
1	3, 19.25, 41.75, 16, 60, 43.5	6, 40.35, 81.05, 70.05, 120, 89.15	6, 40.35, 81.05, 70.05, 120, 89.15	3, 15, 6.1, 4.45, 15, 6.85	0.111371
2	3, 19.25, 41.75, 16, 60, 46.5	6, 40.35, 81.05, 70.95, 120, 89.15	6, 40.35, 81.05, 70.95, 120, 89.15	3, 15, 7.9, 6.55, 15, 10.15	0.106646
3	3, 42, 36, 8, 60, 20	6, 16, 55, 54, 120 ,74	6, 16, 55, 54, 120 ,74	3, 12, 6, 3, 15 ,7	0.118673
4	3, 34, 29, 27, 60, 36	6, 95, 96, 54, 120 ,86	6, 95, 96, 54, 120 ,86	3, 10, 15, 3, 15 ,2	0.104212
5	3, 36, 48, 43, 60, 47	6, 106, 96, 73 ,120, 96	6, 106, 96, 73, 120 ,96	3, 7, 5, 4, 15 ,14	0.07579

6	3,37,16,8,60,28	6,89,117,74,120,72	6,89,117,74,120,72	3,11,15,13,15,7	0.079711
7	3,42,36,8,60,20	6,16,55,54,120,74	6,16,55,54,120,74	3,12,6,3,15,7	0.06061
8	3,42,36,8,60,20	6,16,55,54,120,74	6,16,55,54,120,74	3,12,6,3,15,7	0.06061
9	3,7,40,16,60,50	6,33,73,72,120,86	6,33,73,72,120,86	3,15,10,9,15,14	0.097235
10	3,7,40,16,60,50	6,33,73,72,120,86	6,33,73,72,120,86	3,15,10,9,15,14	0.097235

Proses seleksi, *crossover* dan mutasi akan berlanjut terus menerus sampai iterasi yang telah ditentukan. Dalam penelitian ini, digunakan iterasi sebanyak 1000 kali.

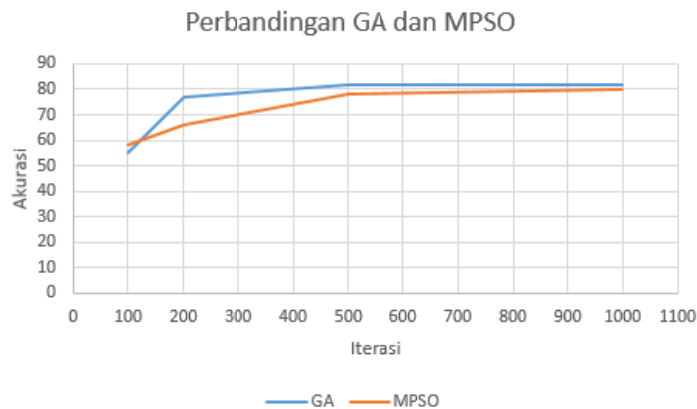
### 3.3. Fuzzifikasi

Proses fuzzifikasi menggunakan fungsi keanggotaan yang telah dibangkitkan menggunakan Algoritma Genetika. Dengan fungsi keanggotaan sebagai berikut:

Durasi: 3,22.6,24.3,16.3,60,24.8  
 Pinjaman: 6,78.8,87.6,29.7,120,34.6  
 Jaminan: 6,59.6,63.9,30.5,120,30.9  
 Gaji: 3,5.7,9.1,7.4,20,9.6

### 3.4. Evaluasi

Percobaan menggunakan 3 jenis metode, yaitu *fuzzy* menggunakan Algoritma Genetika, *fuzzy* menggunakan *Modified Particle Swarm Optimazation* (MPSO), dan *fuzzy* tanpa menggunakan optimasi. Berikut gambar 5 hasil perbandingan Algoritma Genetika dan MPSO.



Gambar 3. Perbandingan Algoritma Genetika dan MPSO

Dari gambar 5, dapat dilihat bahwa implementasi GA menghasilkan jumlah ketepatan lebih tinggi dibandingkan dengan MPSO. Pada awal iterasi, GA menghasilkan ketepatan yang kecil, namun seiring dengan iterasi selanjutnya, tingkat ketepatan menjadi bertambah, ini disebabkan oleh GA yang menggunakan teknik *crossover* dan mutasi yang menggunakan *parent* yang memiliki solusi yang paling baik.

Tabel 6. Perbandingan Fuzzy GA dan Tanpa GA

Metode	Jumlah Data	Total Kesalahan	Persentase Ketepatan
<i>Fuzzy</i>	100	32	68%
<i>Fuzzy + GA</i>	100	18	82%

Dari tabel 6, terlihat bahwa untuk *Fuzzy* tanpa Algoritma Genetika memiliki persentase kesalahan yang lebih besar dibandingkan dengan menggunakan Algoritma Genetika. Hal ini disebabkan oleh Algoritma Genetika yang prosesnya fungsi keanggotaan dibangkitkan menggunakan optimasi dan dibandingkan dengan data sebenarnya, berbeda dengan *fuzzy* tanpa Algoritma Genetika yang fungsi keanggotaannya bersifat statis.

## 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapat dari hasil penelitian ini, antara lain:

- a. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem pendukung keputusan yang dapat membantu pengambil keputusan dalam mengambil keputusan kredit menggunakan *Fuzzy Logic* dengan metode Tsukamoto dan optimalisasi menggunakan Algoritma Genetika.
- b. Dibandingkan dengan sistem yang tidak dioptimalisasi menggunakan genetika, hasil keputusan memiliki tingkat perbedaan yang lebih besar dari keputusan yang diambil oleh pengambil keputusan. Sehingga hasil tanpa menggunakan genetika keputusannya lebih banyak berbeda dibandingkan dengan yang menggunakan genetika.
- c. Dibandingkan dengan fuzzy yang dioptimasi menggunakan metode MSPO, hasil evaluasi pada Algoritma Genetika lebih baik dibandingkan dengan MPSO pada percobaan menggunakan iterasi sebanyak 1000 kali.

## 5. SARAN

Pada penelitian ini masih terdapat perbedaan dengan pengambil keputusan. Diharapkan pada penelitian selanjutnya, dapat menggunakan metode inferensi atau optimasi lain atau penggabungan dengan metode lain yang memungkinkan untuk mengurangi perbedaan dengan pengambil keputusan.

Pada penelitian ini optimasi dilakukan pada permasalahan kelayakan kredit pada suatu lembaga simpan pinjam, diharapkan untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan pada permasalahan-permasalahan lain.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam penulisan penelitian ini, penulis telah banyak mendapat bantuan dan dukungan berupa bimbingan, petunjuk, data, saran, maupun dorongan moril dari berbagai pihak. Maka pada kesempatan ini, penulis mengucapkan terima kasih kepada Civitas Akademika Universitas Widya Dharma Pontianak.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Mohamad, A. R. Hamdan, Z. A. Othman dan N. M. M. Noor., (2010), Decision Support Systems (DSS) in Construction Tendering Processes, *International Journal of Computer Science Issues*, No. 2, Vol. 7, 35-45.
- [2] U. F. I. Abdulrahman, J. K. Panford dan J. B. Hayfron-Acquah., (2014) Fuzzy Logic Approach to Credit Scoring for Micro Finances in Ghana, *International Journal of Computer Applications*, Vol. 94, 11-18.
- [3] K. Mankad, P. S. Sajja dan R. Akerkar., (2011) Evolving Rules Using Genetic Fuzzy Approach - An Educational Case Study, *International Journal on Soft Computing*, Vol. II, 35-46.
- [4] A. A. Khoiruddin., (2007), Algoritma Genetika untuk Menentukan Jenis Kurva dan Parameter Himpunan Fuzzy, *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 93-96.
- [5] R. U. Ginting dan R. Wardoyo., (2019), *Sistem Evaluasi Kepuasan Mahasiswa Menggunakan Metode Fuzzy*, Zifatama Jawara, Sidoarjo.
- [6] Suyanto, (2014), *Artificial Intelligence: Searching, Reasoning, Planning and Learning*, Informatika, Bandung.
- [7] T. Limbong, Muttaqin, A. Iskandar, A. P. Windarto, J. Simarmata, Mesran, O. K. Sulaiman, D. Siregar, D. Nofriansyah, D. Napitupulu dan A. Wanto, (2020), *Sistem Pendukung Keputusan: Metode & Implementasi*, Yayasan Kita Menulis, Medan.
- [8] S. Kusumadewi dan H. Purnomo, (2010), *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*, Ed. Dua, Graha Ilmu, Yogyakarta.