

SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN KREDIT RUMAH DENGAN METODE FUZZY SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING

Marganda Simarmata^[1]

¹Program Studi Teknik Informatika STMIK Sisingamangaraja XII
Medan Sumatera Utara –Indonesia

E-mail : gand_smart@yahoo.com

Abstract

Housing Loan Approval (HLA) by the customer at a bank is often hampered and longer because the approval process is done by hand because it must be done carefully in accordance with specified criteria. The weakness of this manual be reasons for Decision Making System for approving HLA approvals at one bank as a guarantor loan repayment funds. In this research, a system built using Fuzzy Simple Additive Weighting Multiple Attribute Decision Making. The design of this application program created using Visual Studio 6.0 programming language and database design by using Microsoft Accses 2007 and Seagate Crystal Reports 8.5 for report generation or the required output. Results obtained from the system designed can help the head of the bank or management decision makers to decide prospective HLA customers quickly, easily and accurately.

Keywords: Decision Support Systems, Non-Residential, Fuzzy Simple Additive weighting

I. PENDAHULUAN

Kredit Perumahan Rakyat melibatkan dua hubungan hukum antara Debitur dengan Developer dan antara Debitur dengan Bank sebagai Kreditor dengan memenuhi beberapa syarat sesuai ketentuan yang berlaku dan atas kesepahaman antara kedua belah pihak. Beberapa hal yang harus dipenuhi antara lain pembayaran uang muka dengan besaran antara 10% - 20% dari total harga kepada pengembang, hal ini dikarenakan Bank pada umumnya hanya memberikan kredit sebesar 80% dari total harga rumah, apabila rumah yang dibeli sedang dalam pembangunan atau belum siap dipindah tangankan oleh Developer maka dibuat suatu Perjanjian Pengikatan Jual Beli (PPJB), bila persetujuan kredit disetujui dan persyaratan telah lengkap maka dilakukan Perjanjian Kredit antara Debitur dengan Bank pemberi Kredit di hadapan Notaris dan beberapa syarat lainnya. Banyaknya kriteria atau syarat yang harus dipenuhi oleh calon pembeli menjadikan proses persetujuan kredit membutuhkan waktu yang lama.

Hal tersebut dapat diatasi dengan implementasi SPK dalam proses pengambilan keputusan dengan tujuan membantu manajer (*decision maker*) dalam pengambilan keputusan atas masalah semi terstruktur, mendukung pertimbangan manajer dan bukannya untuk menggantikan fungsi manajer, meningkatkan efektivitas keputusan yang diambil manajer lebih daripada perbaikan efisiensinya, kecepatan komputasi yang memungkinkan para pengambil keputusan untuk melakukan banyak *komputasi* secara cepat dengan biaya yang rendah, meningkatkan produktivitas, meningkatkan kualitas keputusan yang dibuat, meningkatkan daya saing serta mengatasi

keterbatasan *kognitif* dalam pemrosesan data.

Semakin banyak data yang diakses maka makin banyak juga alternatif yang bisa dievaluasi. Semakin banyak alternatif semakin sulit membuat keputusan yang cepat, tepat dan akurat. Dengan bantuan sistem pengambilan keputusan maka analisis resiko dapat dilakukan dengan cepat, data dikumpulkan cepat dan dengan biaya yang lebih rendah. Dengan komputer, para pengambil keputusan bisa melakukan simulasi yang kompleks, memeriksa banyak skenario yang memungkinkan, dan menilai berbagai pengaruh secara cepat dan ekonomis yang mengarah kepada keputusan yang lebih baik.

II. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Metodologi Pengumpulan Data.
Pada tahap awal ini dilakukan pengumpulan data atau materi penulisan dengan cara:
 - a. Metode observasi yaitu pengamatan langsung pada objek permasalahan di lapangan dalam penelitian ini di sebuah bank.
 - b. Metode Interview (wawancara) yakni proses pengumpulan data dengan mewawancarai petugas bank terutama yang bertugas di bagian persetujuan aplikasi calon pembeli.
 - c. Metode Studi Literatur dengan melakukan penelitian ke perpustakaan yang ada kaitannya dengan perancangan Sistem Pengambilan Keputusan Kredit Perumahan.
2. Perancangan Sistem Informasi.
Tahap Perancangan Sistem Informasi ini adalah:
 - a. Menggambarkan Diagram Konteks.
 - b. Menggambarkan DFD.

- c. Menggambarkan Desain Database, Relasi antar tabel dan User Interface.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa Sistem

Pada bagian analisa sistem ini, penulis menjelaskan perbedaan antara sistem lama dengan perhitungan manual dan sistem baru secara terkomputerisasi.

Sistem Lama

Adapun kelemahan dari sistem lama menurut penulis adalah sebagai berikut:

1. Data calon pembeli yang mengajukan KPR tidak tersimpan secara terkomputerisasi dalam database.
2. Pengambilan keputusan untuk menentukan calon pembeli membutuhkan waktu yang lama.
3. Keputusan calon pembeli berpotensi terjadinya nepotisme walau kriteria yang disyaratkan tidak lengkap

Sistem Baru

Berdasarkan analisa pada sistem lama penulis merancang sistem baru yang menggantikan sistem lama. Adapun kelebihan dari sistem baru adalah sebagai berikut:

1. Proses data calon pembeli rumah dilakukan secara komputerisasi.
2. Meminimalisir terjadinya nepotisme antara oknum pihak bank dengan calon pembeli karena sistem akan membaca seluruh kriteria yang disyaratkan dalam pengajuan KPR
3. Pengambilan keputusan calon pembeli yang disetujui menjadi cepat

Desain Sistem

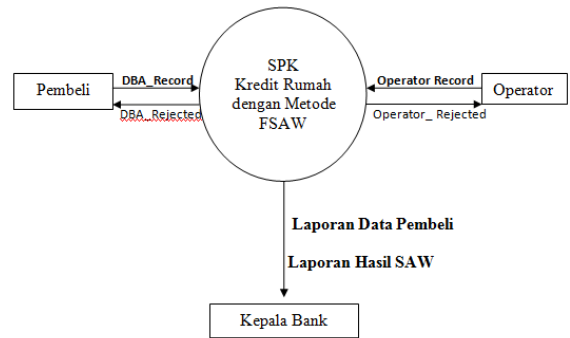
Langkah-langkah perancangan Sistem Pengambilan Keputusan Kredit Rumah adalah sebagai berikut:

1. Menggambarkan diagram konteks antara calon pembeli dengan pihak bank atau operator pengguna sistem.
2. Menggambarkan DFD untuk menjelaskan lebih detail dari diagram konteks sistem yang dirancang.
3. Menggambarkan relasi antar tabel, interface input dan output sistem secara umum.

Desain Logika

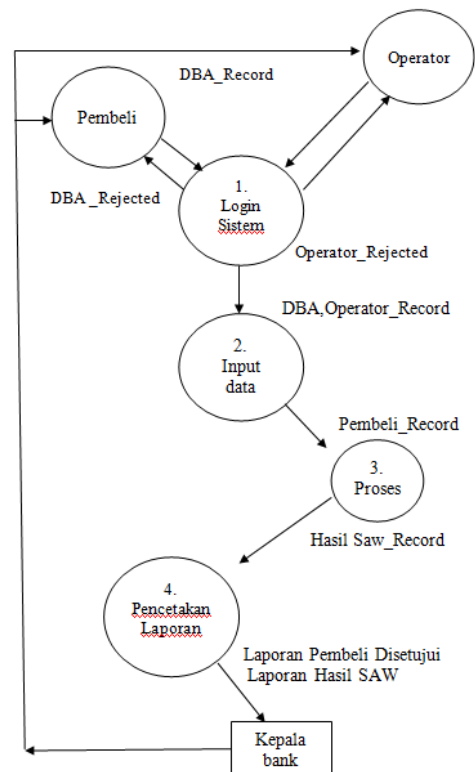
Berikut rancangan design logika yang digunakan dalam rancangan Sistem Pengambilan Keputusan Kredit Rumah.

Diagram Konteks



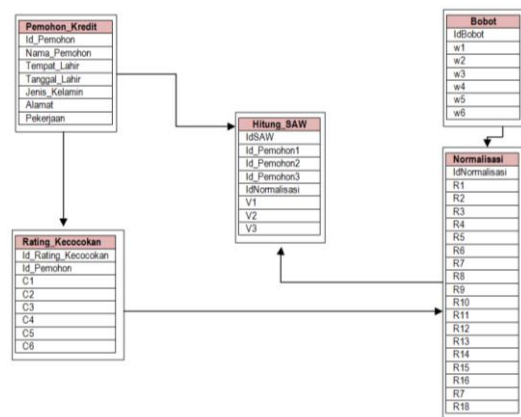
Gambar 1. Diagram Konteks

Data Flow Diagram Level 0



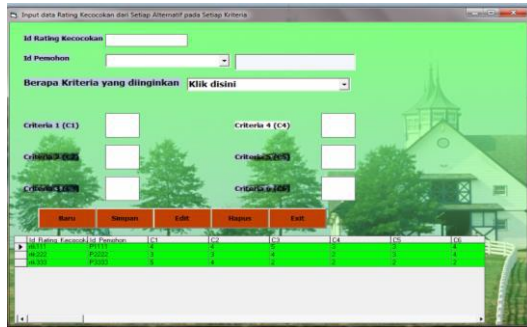
Gambar 2. Data Flow Diagram Level 0

Table Relationship



Gambar 3. Table Relationship

Output Sistem



Gambar 4. Tampilan Form Kriteria

LAPORAN DATA PEMOHON KPR
MENGGUNAKAN METODE FUZZY

Ditampilkan Tanggal : 10-Juli-2014

M_Pemohon	Nama_Pemohon	Tempat_lahir	Tanggal_lahir	Umur	Jenis_Kelamin	Pekerjaan
P1111	Suwardi Tarigan	Berangsi	4-13-1973 12:00:00AM	41	Laki-laki	Wir Swasta
P2222	Tisnaw Malik	Medan	5-7-1985 12:00:00AM	29	Laki-laki	Peg Swasta
P3333	Sri Rahma Saly	Medan	2-3-1978 12:00:00AM	36	Perempuan	Peg Swasta

Gambar 5. Output Data Pemohon KPR

HASIL FSAW MADM
MENGGUNAKAN METODE FUZZY SAW MADM

M FSAW	: FSAWAD11			
M Pemohon1	: P1111	V1	:	19
M Pemohon2	: P2222	V2	:	13
M Pemohon3	: P3333	V3	:	16

Gambar 6. Output Hasil Perhitungan FSAW MADM

IV. PENUTUP

Kesimpulan

Aplikasi Sistem Pengambilan Keputusan menampilkan pemohon kredit rumah yang mendapat ranking tertinggi atau nilai terbesar sebagai pertimbangan bagi pengambil keputusan untuk disetujui.

Aplikasi Sistem Pengambilan Keputusan untuk Kredit Perumahan Rakyat yang dapat mempermudah dan mempercepat proses persetujuan sesuai hasil kriteria yang diajukan.

Sistem ini dapat membantu pihak bank yang membutuhkan dukungan sistem yang cepat dalam penentuan pembeli KPR berdasarkan bobot dan kriteria yang lebih banyak dan menghindari nepotisme pihak bank dengan calon pembeli.

Saran

Diharapkan para pengambil keputusan (*decision maker*) memilih pelanggan yang sesuai memenuhi syarat dan hasil sistem sehingga kredit rumah tidak mengalami kredit macet, bukan karena unsur kedekatan hubungan atau perkenalan pribadi. Pihak bank dapat menambahkan input yang lebih banyak atau random dengan bobot dan kriteria yang lebih banyak pula.

DAFTAR PUSTAKA

Edy Mulyanto, T.Sutojo dan Dr.Vincent Suhartono. (2011). *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

Efracim, Jay dan Ting Peng (2005). *Decision Support System and Intelligent Systems (Sistem Pendukung Keputusan dan Sistem Cerdas)*. Edisi 7, Jilid 2. Yogyakarta: Andi.

Giarrantano dan Riley (1994). *Expert Systems: Principles And Programming*. Massachusetts: Thomson Course Technology.

Hartati, Sri. (2003). *Fuzzy Multy-Attribute Decision Making(Fuzzy MADM)*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.

Kusrini. (2007). *Konsep dan Aplikasi Sistem Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Penerbit Andi

Kusumadewi, Sri. (2003). *Artificial Intelligence*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.

Mc Leod (1995). *Sistem Informasi Manajemen: Studi Sistem Informasi Berbasis Komputer*. Jilid II. New Jersey: Prentice-Hall International.

Russe Stuart (1995). *Artificial Intelligence a Modern Approach*. Jersey: Prentice-Hall International.

Turban, E. (1995). *Decision Support and Expert System; Management Support System*. Newyork:Prentice-Hall.

Turban, E. (1998). *Decision Support and Expert System; Management Support System*. 5thEd., Newjersey: Prentice-Hall.

ANALISIS SENSITIFITAS FUZZY INFERENCE SYSTEM BERBASIS ALGORITMA MODIFIED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION PADA RANAH SISTEM PENGABILAN KEPUTUSAN

Rimbun Siringoringo¹⁾

¹ *Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara, Medan*

Email : ringorbnsrg@gmail.com

Abstract

In this research the optimization based Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) algorithm is applied to optimize fuzzy membership functions. There are two methods MPSO which applied the method of Linear Decreasing Inertia Weight (LDIW) and constriction Factor Method (FCM). Each of these methods is tested with 10 trials on two types of particle number, namely 50 and 20 particles. From the test results showed that the amount of the same particle, CFM obtains the global best fitness value which is more optimal than LDIW method. The test is performed as many as 10 and apply 50 particles, the first experiment obtained the global best fitness value, namely 1.4; 1.4; 2.36 and 3.28 for each productivity variable, isolation, social relations and accessibility. The test is performed as many as 10 attempts and applied 20 particles obtained global best fitness value namely 2.34; 2.40; 2.37 and 3.36 for each variable. On the other hand CFM obtain faster results convergence than the method of LIDW. The experiment at 100 swarm method is to find the global best fitness LDIW on swarm 91, 84, 54 and 38 for each variable, while the CFM method finds the global best fitness in the swarm 81, 23, 34 and 23. System has been tested for lecturer selection. From the experiment obtained result that with classically Fuzzy method has MAPE error value 8% and with LIDW method obtained error value 5%.

Keywords : Fuzzy Logic, Modified Particle Swarm Optimization, Fuzzy Membership Function

1. PENDAHULUAN

Fungsi keanggotaan memegang peranan yang sangat krusial pada sistem pengambilan keputusan berbasis logika *fuzzy*. Fungsi keanggotaan merupakan inti dari disain pengambilan keputusan dengan logika *fuzzy* [1]. Hal senada juga dikemukakan oleh [2] bahwa pemilihan fungsi keanggotaan merupakan kunci utama pada logika *fuzzy* karena disain fungsi keanggotaan sangat mempengaruhi konsistensi, ketepatan dan kualitas keputusan yang diselesaikan pada sistem tersebut.

Optimasi fungsi keanggotaan *fuzzy* merupakan bidang kajian riset yang menarik minat para peneliti dalam rangka mencari alternatif perbaikan fungsi keanggotaan *fuzzy*.

Terdapat berbagai penelitian terkait yang menerapkan teknik optimasi pada perbaikan fungsi keanggotaan *fuzzy*. Penelitian tersebut adalah *Simulated Annealing* (SA) [3], *Clonal Selection Algorithm* (CSA) [4], Jaringan Saraf Tiruan (JST) [5] dan *Artificial Ant Colony optimization* (AACO) [6]

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah metode yang sering diterapkan untuk memecahkan masalah optimasi pada kasus *nonlinier*. PSO menghasilkan bobot yang lebih optimal sebagai alternatif *Back Propagation* (BP) dalam pelatihan JST [7]. PSO memberikan hasil yang optimal pada *clusters centre* sebagai alternatif K-Means pada masalah klasifikasi pola atau *pattern classification* [8]. Kombinasi PSO dengan *Support Vector*

Machine (SVM) pada optimasi penjadwalan proyek diperoleh performa dan hasil yang lebih optimal [9]. Kombinasi PSO dengan *Statistical Clustering* (SC) pada masalah klasifikasi fitur menunjukkan bahwa kedua algoritma dapat memilih fitur dengan jumlah yang jauh lebih kecil dan mencapai kinerja klasifikasi yang lebih baik [10]

Pada metode PSO klasik, nilai bobot inersia atau *inertia weight* dibuat konstan, sehingga untuk beberapa kasus, metode PSO klasik menjadi kurang efisien. Perbaikan PSO dengan menerapkan *Linear Decreasing Inertia Weight* (LDIW) yang berfungsi mengontrol kecepatan dari waktu ke waktu sehingga kecepatan mengalami penurunan secara linier yang membuat PSO mencari ruang yang lebih besar di awal untuk mendapatkan posisi dengan cepat yaitu solusi yang paling optimis. Saat *inertia weight* menurun, kecepatan partikel juga ikut diperlambat untuk mencari solusi parsial yang lebih halus sehingga metode perbaikan ini mampu memberikan keseimbangan antara eksplorasi global dan eksploitasi lokal [11].

Perbaikan dan modifikasi lainnya pada PSO adalah menggunakan *Constriction Factor Method* (CFM) untuk menjamin konvergensi dan osilasi amplitudo partikel menurun dari waktu ke waktu tanpa pengaturan kecepatan maksimum [12]. Atas dasar ide tersebut peneliti menerapkan kedua metode tersebut untuk mencari solusi penentuan

disain fungsi keanggotaan *fuzzy* yang optimal. Penelitian ini melakukan pendekatan heuristik berbasis algoritma MPSO serta meneliti perbedaan metode LDIW dan CFM dalam mengoptimalkan fungsi keanggotaan *fuzzy*.

2. MODIFIED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (MPSO)

Persamaan PSO klasik diubah untuk meningkatkan kemampuan optimasi PSO. Kelompok pertama dari modifikasi PSO terdiri modifikasi terhadap parameter bobot inersia atau *Linear Decreasing Inertia Weight* (LDIW) dan yang kedua menggunakan parameter faktor penyempitan atau *Constriction Factor Method* (CFM) [13].

2.1. Linear Decreasing Inertia Weight (LDIW)

Pada metode PSO klasik, nilai bobot inersia atau *inertia weight* dibuat konstan, sehingga untuk beberapa kasus, metode PSO klasik menjadi kurang efisien. Shi dan Eberhart (1998) melakukan modifikasi terhadap nilai bobot inersia dengan pertimbangan pada saat awal iterasi, bobot inersia diatur dengan nilai yang cukup besar untuk memperluas daerah pencarian dan menghindari terjebak di *local optimum*, kemudian pada iterasi terakhir, bobot inersia diatur cukup kecil untuk mendapatkan hasil akhir yang akurat. menyatakan bobot inersia dengan metode LDIW dapat ditentukan menggunakan persamaan (1) [14]

$$w_k^i = \frac{(w_{max} - w_{min})}{iter_{max}} * iter \quad (1)$$

Selanjutnya [14] mendeskripsikan penentuan kecepatan *particle* pada MPSO dapat ditentukan menggunakan persamaan (2.13) berikut ini :

$$v_{k+1}^i = w_k^i * v_k^i + c_1 * rand * (p^i - x_k^i) + c_2 * rand * (p_k^g - x_k^i) \quad (2)$$

dimana :

- w_k^i = inertia weight pada epoch ke-*i*
- w_{max} = inertia weight maksimum
- w_{min} = inertia weight minimum
- $iter_{max}$ = epoch maksimum
- $iter$ = current epoch

Parameter w_{max} biasanya diterapkan sebesar 0,9 dan parameter w_{min} diterapkan sebesar 0,4. Parameter $C_1=C_2=2$ [9].

2.2. Constriction Factor Method (CFM)

Clerc dalam [14] melakukan penerapan *constriction factor* yang dikenal dengan istilah *Constriction Factor Method* (CFM). Peningkatan dan modifikasi ini bertujuan untuk menjamin suatu penelusuran dalam algoritma PSO untuk konvergen lebih cepat. *Constriction factor* ditentukan dengan menggunakan persamaan (3) berikut ini :

$$C = \frac{2}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|} \quad (3)$$

Kecepatan *particle* pada MPSO dapat ditentukan menggunakan persamaan (4) berikut ini :

$$v_{k+1}^i = C * \{v_k^i + c_1 * rand * (p^i - x_k^i) + c_2 * rand * (p_k^g - x_k^i)\} \quad (4)$$

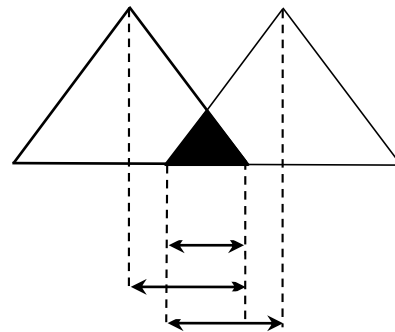
Parameter $\phi = C_1 + C_2$ dan $\phi > 4$, sehingga untuk memenuhi syarat tersebut nilai C_1 dan C_2 biasanya bernilai 2, 05

3. FUNGSI EVALUASI (FITNESS FUNCTION)

Nilai *fitness* pada sebuah fungsi keanggotaan *fuzzy* dapat dihitung dengan mempertimbangkan keterhubungan daerah linguistik yang satu dengan daerah linguistik yang lainnya [15]. Terdapat dua kriteria evaluasi yang dapat digunakan untuk mengevaluasi disain fungsi keanggotaan *fuzzy* yaitu faktor *overlap* dan faktor *coverage*.

3.1. Faktor Overlap

Perbandingan *overlap* dari fungsi keanggotaan R_{jk} dan R_{ji} dapat didefinisikan sebagai panjang *overlap* dibagi setengah jarak minimum dari dua fungsi tersebut. Pada gambar 1 ditampilkan gambaran keadaan *overlap* dua daerah *fuzzy* segitiga.

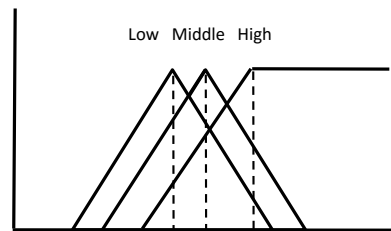


Gambar 1. *Overlap* dua daerah segi tiga

Faktor *overlap* pada dua daerah *fuzzy* dapat ditentukan menggunakan persamaan (5) berikut ini :

$$= \sum_{k \neq i} \left[\max \left(\left(\frac{overlap(R_{jk}, R_{ji})}{\min(w_{jk}, w_{ji})} \right), 1 \right) \right] \quad (5)$$

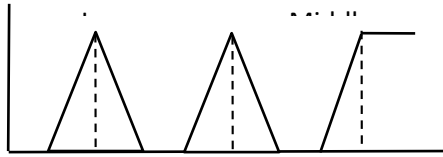
Pada persamaan (5) di atas, *overlap* (R_{jk}, R_{ji}) adalah jarak *overlap* antara daerah R_{jk} dan R_{ji} . Faktor *overlap* didesain untuk menghindari supaya fungsi keanggotaan *fuzzy* tidak tumpang tindih terlalu dekat seperti gambar 2 berikut ini :



Gambar 2. Bentuk fungsi keanggotaan saling *overlap* terlalu dekat

3.3. Faktor Coverage

Faktor *coverage* didesain untuk menghindari supaya fungsi keanggotaan tidak terpisah terlalu jauh seperti gambar 3 berikut ini :



Gambar 3. Bentuk fungsi keanggotaan yang terpisah terlalu jauh

Faktor *coverage* fungsi keanggotaan I_j dapat didefinisikan pada persamaan (6) berikut ini :

$$Faktor\ coverage = \frac{1}{\frac{range(R_{jk}, R_{ji})}{max(I_j)}} \quad (6)$$

3.4. Faktor Suitability

Faktor Suitabilitas (*suitability*) adalah hasil penjumlahan dari faktor *overlap* dengan faktor *coverage* sebagaimana dirumuskan pada persamaan (7) berikut ini :

$$\sum_{k \neq i} \left[\max \left(\left(\frac{overlap(R_{jk}, R_{ji})}{\min(w_{jk}, w_{ji})} \right), 1 \right) - 1 \right] + \frac{1}{\frac{range(R_{jk}, R_{ji})}{max(I_j)}} \quad (7)$$

Untuk menentukan nilai *fitness* dapat ditentukan dengan persamaan (8) berikut ini :

$$Fitness = \frac{1}{suitability} \quad (8)$$

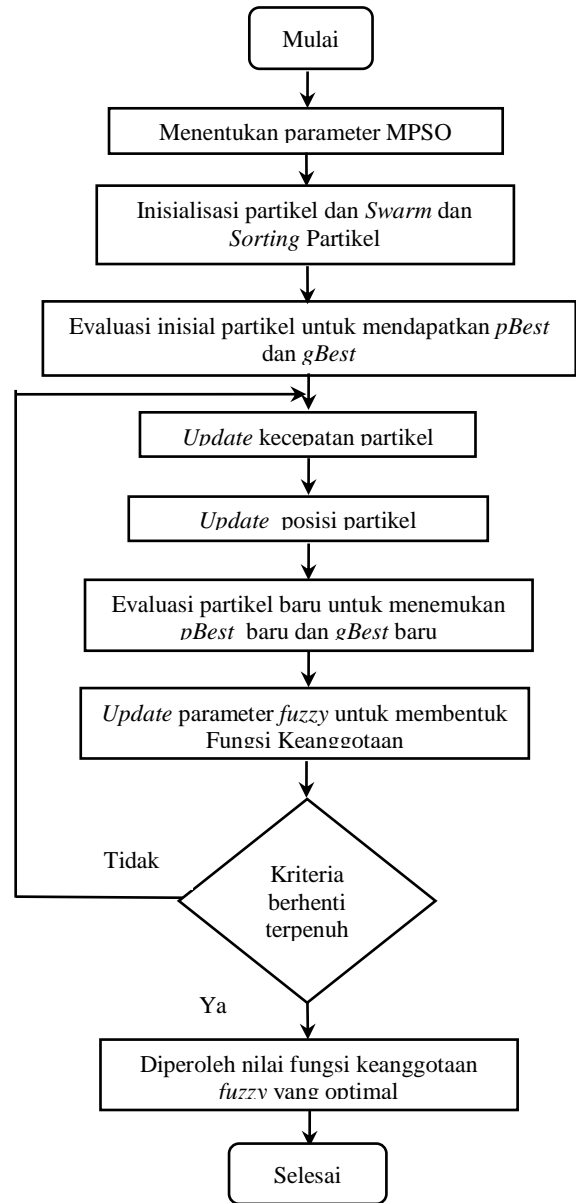
4. VARIABEL DAN DATASET.

Fungsi keanggotaan *fuzzy* terdiri dari 15 parameter dan 5 daerah linguistik yaitu Sangat Rendah (SR), Rendah (R), Cukup (C), Tinggi (T) dan Sangat Tinggi (ST). *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua variabel yaitu :

1. Variabel Produktifitas : *range* 20 - 70
2. Variabel Keterisolasian : *range* 12 - 80

5. PERANCANGAN ALGORITMA

Disain diagram alir optimasi fungsi keanggotaan *fuzzy* menggunakan algoritma MPSO dapat digambarkan sebagai berikut :



Gambar 4. Algoritma Optimasi *Fuzzy* Menggunakan Algoritma MPSO

6. PARAMETER MPSO

6.1. Parameter LDIW

Parameter yang digunakan pada metode ini adalah *inertia weight* awal (W_{up}), *inertia weight* akhir (W_{low}), faktor *learning particle* (C_1), faktor *learning swarm* (C_2), jumlah *particle* jumlah *swarm*. Parameter-parameter tersebut ditampilkan pada tabel 1 dan tabel 2. Tabel 1 digunakan untuk pengujian 50 partikel sedangkan tabel 2 digunakan untuk pengujian 20 partikel

Tabel 1. Parameter LDIW 50 Particle

W_{Up}	W_{Low}	C_1	C_2	Swarm	Particle
0,9	0,4	2	2	100	50

Tabel 2. Parameter LDIW 20 Particle

W_{Up}	W_{Low}	C_1	C_2	Swarm	Particle
0,9	0,4	2	2	100	20

6.2. Parameter CFM

Parameter yang digunakan pada metode ini adalah faktor *learning particle* (C_1), faktor *learning swarm* (C_2), jumlah *particle* serta jumlah *swarm*. Parameter-parameter tersebut ditampilkan pada tabel 3 dan 4. Tabel 3 digunakan untuk pengujian 50 partikel sedangkan tabel 4 digunakan untuk pengujian 20 partikel

Tabel 3. Parameter CFM 50 Particle

C_1	C_2	Swarm	Particle
2, 05	2, 05	100	50

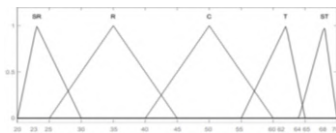
Tabel 4. Parameter CFM 20 Particle

C_1	C_2	Swarm	Particle
2, 05	2, 05	100	20

7. REPRESENTASI PARTIKEL

7.1. Representasi Partikel Produktifitas

Variabel Produktifitas dengan *range* 20-70 dan lima daerah *fuzzy* yaitu SR(20, 23, 30), R(25, 35, 45), C(40, 50, 60), T(55, 62, 65) dan ST(64, 68, 70).



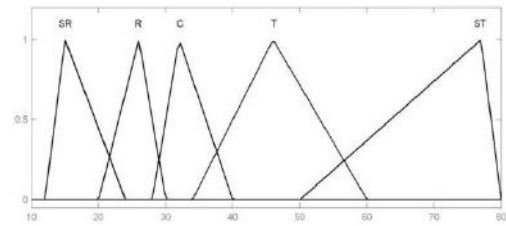
Gambar 5. Representasi partikel fungsi keanggotaan produktifitas

Tabel 5. Representasi partikel produktifitas

Partikel
20,23,30,25,35,45,40,50,60,55,62,65,64,68,70

7.2. Representasi Partikel Keterisolasian

Variabel Keterisolasian dengan *range* 20-70 dan lima daerah *fuzzy* yaitu SR(12, 15, 24), R(20, 26, 30), C(28, 32, 40), T(34, 46, 60) dan ST(50, 77, 80).



Gambar 6. Representasi partikel fungsi keanggotaan keterisolasian

Grafik fungsi keanggotaan pada gambar 6 di atas dapat direpresentasikan ke dalam bentuk partikel seperti pada tabel 6 berikut :

Tabel 6 Representasi partikel keterisolasian

Partikel
12,15,24,20, 26,30,28,32,40,34,46,60,50,77, 80

8. HASIL PENGUJIAN

8.1. Inialisasi Swarm

Tabel 7 dan 8 berikut ini adalah gambaran (sebahagian) inisial *swarm* atau *swarm* pertama variabel Produktifitas dan variabel Keterisolasian. Variabel Produktifitas diinisialisasi dengan *range* 0-70 dan variabel Keterisolasian diinisialisasi dengan *range* 0-80. *Swarm* pertama terdiri atas 50 *particle* (P1-P50) dan masing-masing *particle* memiliki nilai *fitness* yang berbeda.

Tabel 7 Inialisasi *Swarm* Produktifitas

P	Particle														Fitness	
P1	1	4	13	9	17	31	23	35	40	40	42	49	48	56	63	6,45
P2	3	7	18	12	26	40	39	42	52	49	53	63	55	63	68	5,45
P3	0	1	10	2	12	25	15	25	36	26	38	57	41	59	64	7,48
P4	9	21	36	34	39	54	40	58	60	60	61	62	62	67	67	4,41
P5	2	6	14	13	17	28	24	29	29	29	35	51	44	53	64	7,42
P10	0	0	2	1	15	19	16	23	26	25	29	42	30	45	49	6,46
P48	3	9	25	14	25	35	34	40	51	42	54	61	59	63	67	5,45
P49	3	4	13	13	16	30	22	43	54	51	56	57	56	58	60	6,47
P50	2	9	16	16	16	26	24	30	38	36	50	64	62	64	66	6,45

Tabel 8 Inialisasi *Swarm* Keterisolasian

P	Particle														Fitness	
P1	15	15	28	19	35	49	47	50	57	53	57	71	63	72	75	4,43
P2	2	20	23	22	29	41	32	42	49	44	53	68	67	70	74	3,40
P3	3	9	14	11	14	19	18	21	41	23	65	72	71	77	79	5,46
P4	1	3	5	3	12	36	27	42	55	44	61	64	64	76	78	5,48
P5	0	7	32	17	37	39	38	44	54	44	58	63	60	63	73	4,43
P10	2	13	24	16	30	35	34	39	43	42	58	76	70	79	79	5,46
P48	1	20	25	24	34	44	38	46	47	46	53	70	59	70	73	5,48
P49	4	8	14	9	42	51	50	54	64	58	66	69	66	70	75	5,43
P50	17	21	24	22	32	39	33	51	53	53	64	71	68	72	77	6,46

8.2. Local Best

Local best fitness adalah nilai *fitness* terkecil pada setiap *swarm*. Pada tabel berikut ini ditampilkan (sebahagian) *local best fitness* untuk *swarm* pertama Produktifitas.

Tabel 9. *Local Best Fitness Swarm Pertama*

P	<i>Fitness</i>	P	<i>Fitness</i>
P1	6,45	P26	3,37
P2	5,45	P27	5,4
P11	6,48	P36	4,47
P12	6,44	P37	6,47
P13	6,46	P38	5,45
P14	7,47	P39	7,43
P15	7,46	P40	6,48
P16	4,44	P41	4,46
P17	5,47	P42	3,4
P18	6,47	P43	7,46
P23	5,47	P48	5,45
P24	6,44	P49	6,47
P25	5,43	P50	6,45
Min			3,37

Pada tabel 9 diatas, *fitness* terbaik (terkecil) untuk *swarm* pertama adalah 3,37 yaitu pada *swarm* 26 (P26)

8.3. Global Best

Global best adalah *particle* paling baik dengan nilai *fitness* paling kecil di antara semua *swarm* yang ada. Untuk variabel produktifitas, *Global best* terdapat pada *swarm* 91, *particle* 41 dan dengan nilai *fitness* sebesar 1,4. Tabel 10 berikut ini adalah partikel terbaik variabel Produktifitas dengan range 20-70. Angka-angka tersebut akan dipakai sebagai paramater pembentuk grafik fungsi keanggotaan fuzzy teroptimasi.

Tabel 10. *Global Best Fitness Produktifitas*

Particle

P41 20,22,28,25,37,47,37,48,53,52,61,63,62,69,70

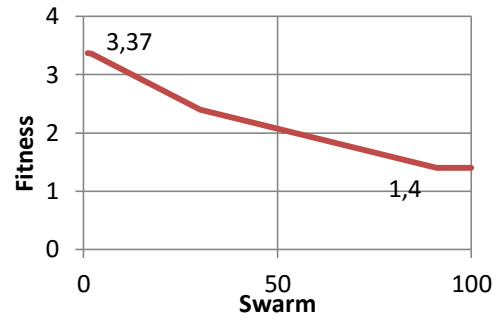
Tabel 11. *Global Best Fitness Keterisolasian*

Particle

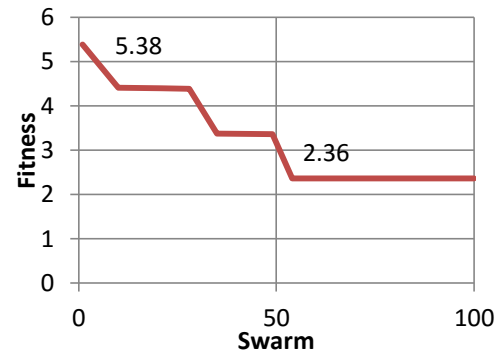
P7 12,17,25,17,28,46,39,47,48,47,62,70,64,70,80

8.4. Global Seeking

Global seeking adalah proses penelusuran *global best fitness* dimulai dari *swarm* pertama. *Global best fitness* merupakan *fitness* dengan nilai paling kecil, sehingga proses penelusuran akan membentuk grafik menurun sebagaimana ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 5 Grafik *Global Seeking* Produktifitas



Gambar 6 Grafik *Global Seeking* Keterisolasian

Pada gambar 5 di atas, variabel Produktifitas memiliki *local best fitness* sebesar 3,37 pada *swarm* awal dan menemukan *global best fitness* sebesar 1,40 pada *swarm* 91(S91). Pada gambar 6 di atas, variabel Keterisolasian memiliki *local best fitness* sebesar 3,39 pada *swarm* awal dan menemukan *global best fitness* sebesar 1,40 pada *swarm* 84 (S84).

9. PERBANDINGAN HASIL OPTIMASI

Pada tabel 7 dan 8 ditampilkan hasil keseluruhan pencapaian *global best fitness* masing-masing variabel. Pada tabel tersebut ditampilkan keseluruhan nilai *global best fitness* yang diperoleh padametode LDIW dan CFM. Keseluruhan nilai *global best fitness* lebih kecil atau lebih baik dari nilai *fitness* sebelum dioptimasi

Tabel 12 Perbandingan optimasi produktifitas

Perco-baan	Metode			
	LDIW 50	LDIW 20	CFM 50	CFM 20
1	1,4	2,34	1,4	2,34
2	1,4	2,37	1,4	2,37
3	1,4	2,34	1,4	2,34
4	1,4	2,34	1,4	2,34
5	1,4	2,34	1,4	2,34
6	1,4	2,34	1,4	2,34
7	1,4	2,34	1,4	2,34
8	1,4	2,37	1,4	2,37
9	1,4	2,34	1,4	2,34
10	1,4	2,34	1,4	2,37
Sebelum	3,03			

Tabel 13 Perbandingan optimasi keterisolasian

Percobaan	Metode			
	LDIW 50	LDIW 20	CFM 50	CFM 20
1	1,4	3,37	1,4	2,4
2	1,4	3,39	1,4	2,4
3	1,4	3,38	1,4	2,4
4	1,4	3,38	1,4	2,4
5	1,4	3,37	2,35	2,4
6	1,4	3,38	1,4	3,4
7	1,4	3,38	2,37	2,4
8	1,4	3,38	1,4	2,4
9	1,4	3,38	1,4	2,4
10	1,4	3,39	1,4	2,4

Sebelum 4,16

Pada tabel 12 di atas diperoleh *global best fitness* hasil optimasi dengan *range* 1,4 -2,37, nilai *fitness* sebelum dioptimasi adalah 3, 03. Hal tersebut menunjukkan bahwa dengan metode MPSO diperoleh optimasi atau perbaikan nilai *fitness* fungsi keanggotaan *fuzzy* Produktifitas. Pada tabel 8 di atas diperoleh *global best fitness* hasil optimasi dengan *range* 1,4 - 3,39, nilai *fitness* sebelum dioptimasi adalah 4, 16. Hal tersebut menunjukkan bahwa dengan metode MPSO diperoleh optimasi atau perbaikan nilai *fitness* fungsi keanggotaan *fuzzy* Keterisolasian.

10. PERBANDINGAN METODE OPTIMASI

Pada penelitian ini penentuan kecepatan *particle* dilakukan dengan dua cara yaitu dengan metode LDIW dan dengan CFM. Masing-masing metode tersebut diuji sebanyak 10 kali pada dua jenis *particle* yang berbeda yakni 50 *particle* dan 20 *particle*.

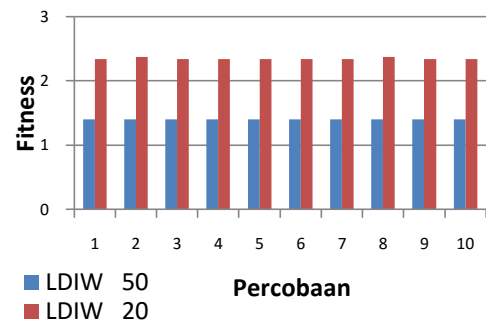
9.1. LDIW 50 particle dengan LDIW 20 Particle

Tabel 14. Perbandingan LDIW 50 Particle dan LDIW 20 Particle

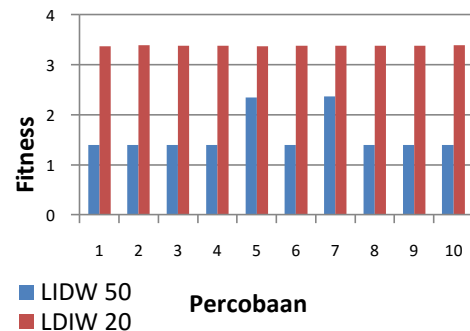
Percobaan	Produktifitas		Keterisolasian	
	LDIW 50	LDIW 20	LDIW 50	LDIW 20
1	1,4	2,34	1,4	3,37
2	1,4	2,37	1,4	3,39
3	1,4	2,34	1,4	3,38
4	1,4	2,34	1,4	3,38
5	1,4	2,34	2,35	3,37
6	1,4	2,34	1,4	3,38
7	1,4	2,34	2,37	3,38
8	1,4	2,37	1,4	3,38
9	1,4	2,34	1,4	3,38
10	1,4	2,34	1,4	3,39

Tabel 14 di atas ditampilkan hasil perbandingan *global best fitness* MPSO metode LDIW 50 *particle* dengan LDIW 20 *particle* pada pengujian sebanyak 10 kali percobaan. Tabel tersebut menunjukkan bahwa dengan metode LDIW 50 *particle* diperoleh nilai *fitness* yang lebih minimum jika dibandingkan dengan metode LDIW 20 *particle*. Hasil pada tabel 9

di atas dapat ditampilkan dalam bentuk grafik pada gambar 5 dan gambar 6 berikut ini :



Gambar 5. Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Produktifitas



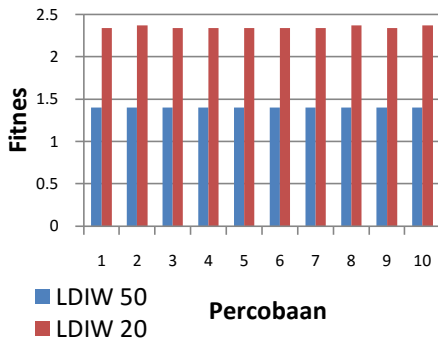
Gambar 6. Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Keterisolasian

9.2. CFM 50 Particle dengan CFM 20 Particle

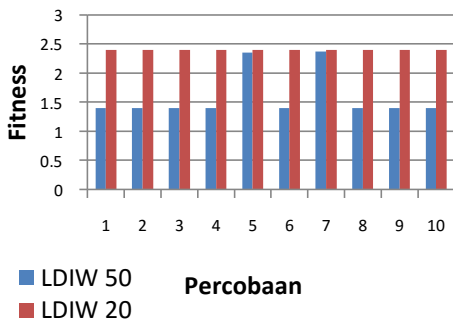
Tabel 15. Perbandingan CFM 50 Particle dengan CFM 20 Particle

Percobaan	Produktifitas		Keterisolasian	
	LDIW 50	LDIW 20	LDIW 50	LDIW 20
1	1,4	2,34	1,4	2,4
2	1,4	2,37	1,4	2,4
3	1,4	2,34	1,4	2,4
4	1,4	2,34	1,4	2,4
5	1,4	2,34	2,35	2,4
6	1,4	2,34	1,4	2,4
7	1,4	2,34	2,37	2,4
8	1,4	2,37	1,4	2,4
9	1,4	2,34	1,4	2,4
10	1,4	2,37	1,4	2,4

Tabel 10 menampilkan hasil perbandingan optimasi MPSO metode CFM 50 *particle* dengan CFM 20 *particle* pada pengujian sebanyak 10 kali percobaan. Tabel tersebut menunjukkan bahwa dengan metode CFM 50 *particle* didapat nilai *fitness* yang lebih optimal dibandingkan dengan metode CFM 20 *particle*. Hasil pada tabel 10 di atas dapat ditampilkan dalam bentuk grafik pada gambar 7 dan gambar 8 berikut ini :



Gambar 7. Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Produktifitas



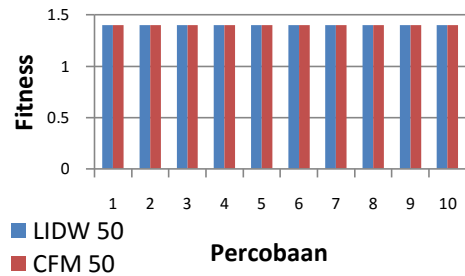
Gambar 8. Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Keterisolasian

10.1. LDIW 50 Particle dengan CFM 50 Particle

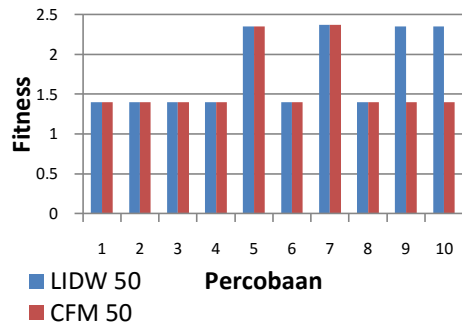
Tabel 16 Perbandingan *LDIW 50 Particle* dengan *CFM 50 Particle*

Percobaan	Produktifitas		Keterisolasian	
	LDIW 50	CFM 50	LDIW 50	CFM 50
1	1,4	1,4	1,4	1,4
2	1,4	1,4	1,4	1,4
3	1,4	1,4	1,4	1,4
4	1,4	1,4	1,4	1,4
5	1,4	1,4	2,35	2,35
6	1,4	1,4	1,4	1,4
7	1,4	1,4	2,37	2,37
8	1,4	1,4	1,4	1,4
9	1,4	1,4	2,35	1,4
10	1,4	1,4	2,35	1,4

Tabel 16 menampilkan hasil perbandingan *global best fitness* MPSO metode *LDIW 50 particle* dengan *CFM 50 particle*. Tabel tersebut menunjukkan bahwa metode CFM didapat nilai *fitness* yang lebih kecil atau sama dibanding dengan metode LDIW, dengan kata lain hasil pencapaian *global best fitness* pada metode LDIW tidak pernah melampaui hasil pencapaian *global best fitness* pada metode CFM. Hasil pada tabel 11 di atas dapat ditampilkan dalam bentuk grafik pada gambar 9 dan 10 berikut ini :



Gambar 9 Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Produktifitas



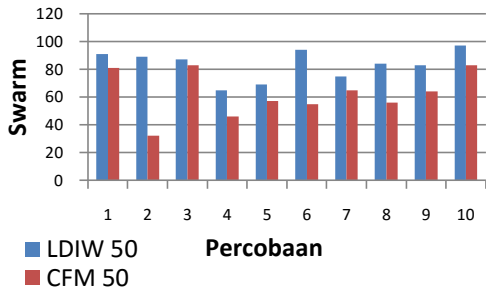
Gambar 10 Grafik Perbandingan *Global Best Fitness* Keterisolasian

10.2. Perbandingan *Swarm LDIW 50 Particle* dengan *CFM 50 Particle*

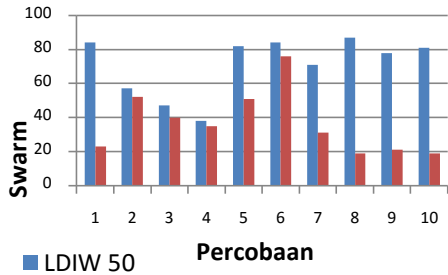
Selain mengamati dari sisi perbandingan *global best fitness*, hal lain yang juga diamati pada perbandingan metode LDIW dan CFM adalah perbandingan *swarm*. Tabel 12 menampilkan hasil perbandingan *swarm* metode LDIW 50 *particle* dengan CFM 50 *particle*. Tabel tersebut menunjukkan bahwa dengan metode CFM 50 *particle* ditemukan solusi yang lebih cepat atau *swarm* yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan metode LDIW 50 *particle*

Tabel 17 Perbandingan *Swarm LDIW 50 Particle* dengan *CFM 50 Particle*

Percobaan	Produktifitas		Keterisolasian	
	LDIW 50	CFM 50	LDIW 50	CFM 50
1	91	81	84	23
2	89	32	57	52
3	87	83	47	40
4	65	46	38	35
5	69	57	82	51
6	94	55	84	76
7	75	65	71	31
8	84	56	87	19
9	83	64	78	21
10	97	83	81	19



Gambar 11. Grafik Perbandingan *Swarm*

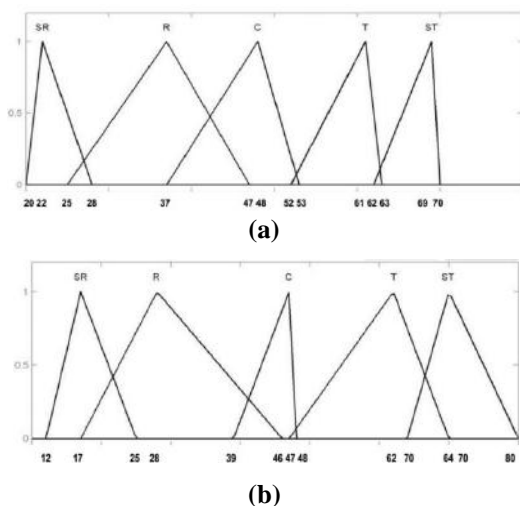


Gambar 12. Grafik Perbandingan *Swarm* Metode LDIW 50 *Particle* dengan CFM 50 *Particle*

11. GRAFIK FUNGSI KEANGGOTAAN TEROPTIMASI

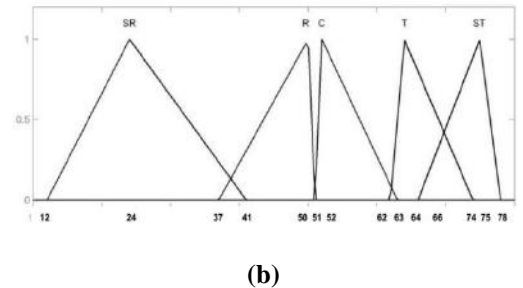
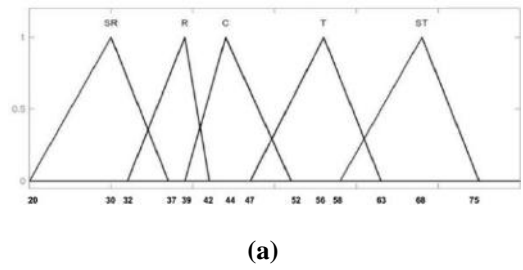
Penelitian ini bertujuan untuk menentukan parameter dan disain fungsi keanggotaan *fuzzy* yang optimal. Gambar 13, 14, 15 dan 16 adalah disain fungsi keanggotaan yang optimal untuk variabel produktifitas dan keterisolasian

10.1 LDIW 50 Particle



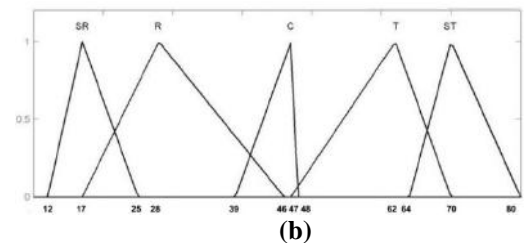
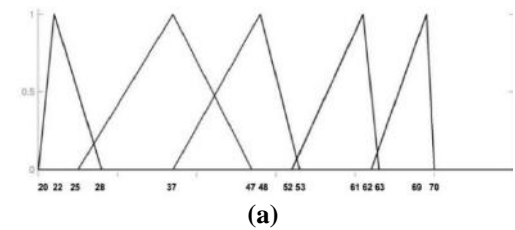
Gambar 13. Grafik fungsi keanggotaan teroptimasi (a) Produktifitas (b) Keterisolasian

10.2 LDIW 20 Particle



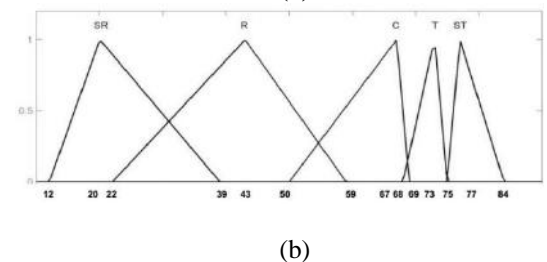
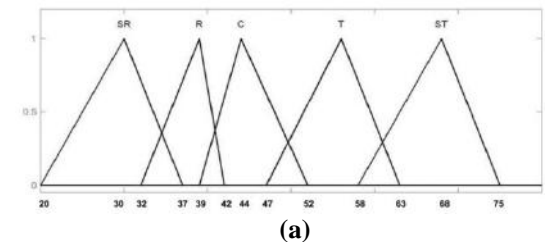
Gambar 14. Grafik fungsi keanggotaan teroptimasi (a) Produktifitas (b) Keterisolasian

10.3 CFM 50 Particle



Gambar 15. Grafik fungsi keanggotaan teroptimasi (a) Produktifitas (b) Keterisolasian

10.3 CFM 20 Particle



(b)

Gambar 13. Grafik fungsi keanggotaan teroptimasi (a) Produktifitas (b) Keterisolasian

66	12,67	14,42	13,00
67	11,03	11,49	11,04
68	12,60	13,33	12,88
69	13,69	11,81	9,92
84	14,00	15,67	15,32

12. PENERAPAN SISTEM PADA KASUS SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN

Sistem ini diuji pada sistem pengambilan keputusan (SPK) pemilihan dosen terbaik dengan menggunakan data source 84 orang dosen yang didapat dari litbang PTS X dengan mengacu pada tiga kriteria yakni Materi, Sikap dan Disiplin sebagaimana data pada tabel berikut (sampel) :

Tabel 18. *Data source* Dosen

No. Dosen	Materi	Sikap	Disiplin
1	3,45	3,82	3,70
2	3,54	3,78	3,57
3	3,05	3,41	3,36
4	3,65	3,94	3,82
5	3,53	3,74	3,80
20	3,32	3,40	3,40
30	3,33	3,55	3,60
50	3,26	3,55	3,58
60	3,28	3,10	3,69
61	3,56	3,83	3,77
62	3,57	3,76	3,74
63	3,58	3,90	3,80
64	3,03	3,48	3,33
65	2,91	3,13	2,99
66	3,12	3,09	3,25
67	2,86	2,20	2,76
68	2,91	3,53	3,22
69	2,98	3,62	2,48
84	3,78	3,83	3,83

13. HASIL PENENTUAN DOSEN TERBAIK

Tabel berikut ini adalah output sistem yaitu nilai dosen pada tiga metode yaitu FUZZY, LDIW dan data *real* atau *data source*

Tabel 19. Hasil Pengujian sistem

No	FUZZY	LDIW	REAL
1	13,58	14,37	14,81
2	14,00	14,51	14,27
3	12,65	14,38	13,42
4	14,00	14,64	15,28
5	14,00	14,43	15,20
20	13,23	14,41	13,60
30	13,26	14,41	14,40
50	13,03	14,43	14,32
60	13,10	14,41	14,76
61	14,00	14,52	15,08
62	14,00	14,56	14,96
63	14,00	14,60	15,20
64	12,74	14,38	13,32
65	12,15	13,08	11,96

Tabel 20. Tingkat *error*

Metode	Akurasi (MAPE)
Fuzzy	8%
LDIW	5%

Dari hasil pengujian di atas diperoleh temuan penelitian bahwa dengan metode Fuzzy klasik diperoleh tingkat *error* sebesar 8% dan dengan metode FUZZY-PSO diperoleh tingkat *error* sebesar 5 %. Dengan kata lain pengintegrasian PSO pada FIS mampu meningkatkan akurasi hasil pengukuran sekaligus meminimiliasi *error* sebesar 3 %.

14. PENUTUP

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan untuk mengoptimasi fungsi keanggotaan *fuzzy* menggunakan algoritma MPSO dengan metode *Linear Decreasing Inertia Weight* (LDIW) dan *Constriction Factor Method* (CFM) didapat kesimpulan bahwa Dalam hal ini semakin banyak jumlah *particle* maka didapatkan ruang pencarian solusi yang lebih luas sehingga diperoleh nilai *fitness* yang lebih optimal. Untuk jumlah *particle* yang sama, hasil *global best fitness* yang diperoleh dengan metode CFM lebih optimal dibandingkan dengan metode LDIW. Secara keseluruhan, nilai *global best fitness* pada metode LDIW tidak pernah melebihi keoptimalan CFM. Untuk jumlah *particle* yang sama, metode CFM mencapai solusi yang lebih cepat dibandingkan dengan LDIW, dengan kata lain *particle* pada FCM mencapai konvergensi yang lebih cepat dibandingkan dengan metode LDIW.

Pada penelitian lain yang berkaitan dengan optimasi fungsi keanggotaan *fuzzy* menggunakan algoritma MPSO, pengujian perlu dilakukan dengan melibatkan jumlah *particle* dan *swarm* yang lebih banyak serta parameter yang lebih *variatif* dari yang sudah diterapkan pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F.B. Alwi, Knowledge acquisition tool for learning membership function and fuzzy classification rules from numerical data. *International Journal of Computer Applications (IJCA)* vol. 64, no13, pp. 24-30, 2013.

[2] S.Wang, G. Wang, M. Gao, and S. Yu, Using fuzzy hybrid features to classify strokes in interactive sketches. *Journal Of Advances in*

- Mechanical Engineering*, vol. 25, no. 3, pp. 1-7, 2013.
- [3] M.N. Vikas and R.K. Prabhas, 2. Efficient hand off using fuzzy and simulated annealing. *Internatioanl Journal of Computer Network and Information Security* , vol. 12, no. 1, pp. 17-23, 2012
- [4] A.M. Acilar and A. Arslan, Optimization of multiple input single output fuzzy membership functions using clonal selection algorithm. *Proceedings of the 8th WSEAS International Conference on Applied Computer Science (ACS'08)*, pp. 49-53, 2008
- [5]. S.J. Sruthi, Self generated fuzzy membership function using ANN clustering technique. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology* , vol. 13, no. 2, pp. 142-152, 2013.
- [6]. A .Khosla, Comparison of ABC and ant colony algorithm based fuzzy controller for an inverted pendulum. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 3, no. 3 , pp. 123-234, 2013.
- [7] D. Dutta, R. Roy and K. Choudhury, Training artificial neural network using particle swarm. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 3, no 3, pp. 430- 434, 2013.
- [8] M. Nayak, GPAC-APSO Clustering using modified s-transform for data mining. *International Journal Of Engineering Science & Advanced Technology*, vol. 2, no.1, pp. 38 – 48, 2012.
- [9] C.H. Yang, C-H. Hsiao and L-Y Chuang, Linearly Decreasing Weight Particle Swarm Optimization with AcceleratedStrategy for ata Clustering . *International Journal of Computer Science*, vol. 37, no. 3, pp. 3-9, 2010.
- [10]. Lane, M.C., Xue, B. & Liu, I. 2013. PSO based selection of spectral features for remotely sensed image classification. *International Journal on Artificial Intelligence Tools* **22** (4) : 214-218.
- [11] Y. Shi and R.C. Eberhart, A modified particle swarm optimizer. *Proceedings of Congress on Evolu-tionary Computation*, pp. 79-73, 1998
- [12] M. Clerc, The Swarm and The Queen: Towards a Deterministic and Adaptive Particle Swarm Optimization, *Proceeding of Congress on Evolutionary Computation, ashington*, pp. 1951-1957, 1999
- [13] M. Jacobcoca, P. Maca and P. Pech, A Comparison of Selected Modifications of the Particle Swarm Optimization Algorithm. *Journal of Applied Mathematics*, vol. 14, no.2014, pp. 10-15, 2014
- [14] H. Guo and J. He, A modified particle swarm optimization algorithm. *Journal of Computer Science* , vol. 10, no 2, pp. 341-346, 2013.
- [15] T.P. Hong, C.H. Chen, Y.C. Lee and Y.L Wu, Genetic-fuzzy data mining with divide and conquer strategi. *IEEE Transaction On Evolutionary Computation*, vol. 12 , no. 2, pp. 252-265, 2008.