

# ANALISA PENERAPAN MODEL ALGORITMA FUZZY EVOLUSI (STUDI KASUS: PENENTUAN MENU MAKANAN DIABETES MELITUS)

Farlin Yosry<sup>1)</sup>, Erick Alfons Lisangan<sup>2)</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Atma Jaya Makassar  
Alamat e-mail: yosryfarlin@gmail.com<sup>1</sup>, erick\_lisangan@lecturer.uajm.ac.id<sup>2</sup>

## ABSTRACT

*Adaptive fuzzy evolutionary algorithm control genetic parameters based on population diversity to avoid premature convergence. However, population diversity isn't guarantee achieving optimum global solution. This research aims to model adaptive fuzzy with fitness goals and analyze influence of genetic parameters, fuzzy, crossover and mutation technique towards case study DM food menu determination that has fitness goal as calorie needs. This research results show that adaptive fuzzy with fitness goals is able to produce solution that has fitness with good degree of accuracy. Crossover relies on fuzzy and mutation while fuzzy adaptive, chromosome mutation and larger population can produce better fitness.*

**Keywords:** Adaptive fuzzy genetic algorithm, Diabetes mellitus, Food menu, Fuzzy evolutionary, Xu model

## 1. PENDAHULUAN

Algoritma genetika mengadaptasi proses seleksi alamiah yang dikenal dengan proses evolusi dan merupakan salah satu komponen *soft computing* yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah untuk mendapatkan solusi yang sesuai. Beberapa modifikasi dilakukan untuk memperbaiki kelemahan algoritma genetika seperti mengeliminasi proses *crossover*, modifikasi teknik mutasi dan modifikasi terhadap ukuran populasi. Modifikasi yang dilakukan pada dasarnya disesuaikan terhadap permasalahan dan tujuan yang hendak dicapai [15].

Algoritma genetika memiliki parameter penting seperti nilai probabilitas *crossover* ( $P_c$ ) dan probabilitas mutasi ( $P_m$ ). Namun algoritma genetika sulit mengatur parameter tersebut karena bergantung kepada nilai acak (*random*) yang tidak terkontrol akibat tidak adanya aturan baku untuk mengatur nilainya. Dari permasalahan tersebut maka dikembangkan algoritma fuzzy evolusi yang memetakan kontrol nilai  $P_c$  dan  $P_m$  yang berkisar antara 0 sampai 1. Nilai  $P_c$  pada umumnya berkisar antara 0.6 sampai 0.9 dan nilai  $P_m$  mendekati 0 [8].

Algoritma fuzzy evolusi (*fuzzy evolutionary algorithm*) merupakan teknik komputasi gabungan algoritma genetika dan

sistem fuzzy untuk membantu mengontrol parameter-parameter dalam algoritma genetika. Model algoritma fuzzy evolusi yang dikenalkan oleh Xu yaitu sistem fuzzy digunakan untuk menghasilkan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  berdasarkan dua buah masukan yaitu jumlah populasi yang digunakan dan jumlah generasi yang akan diproses [18].

Beberapa penelitian [8] [18] telah menerapkan algoritma fuzzy evolusi model Xu untuk menyelesaikan kasus *Travelling Salesman Problem* (TSP). Penelitian lain [9] dan [13] kemudian meneliti lebih lanjut dengan modifikasi serta melakukan uji perbandingan performa antara algoritma genetika standar dengan algoritma fuzzy evolusi pada permasalahan TSP. Akan tetapi, algoritma fuzzy evolusi Xu masih memiliki kelemahan pada penentuan nilai masukan yang statis [9]. Oleh sebab itu, dikembangkan konsep algoritma genetika adaptif menggunakan pendekatan fuzzy atau *Fuzzy Adaptive Genetic Algorithm* (FAGA).

Konsep FAGA menggunakan *Fuzzy Logic Controller* (FLC) untuk menghasilkan parameter keluaran (*output*) yang adaptif pada algoritma genetika berdasarkan masukan (*input*) yang memuat ukuran kinerja atau keadaan parameter genetika pada kondisi terbaru. Algoritma genetika dengan fuzzy adaptif mengubah nilai  $P_c$  dan  $P_m$

berdasarkan aturan fuzzy Mamdani untuk meningkatkan keragaman populasi algoritma genetika. Algoritma genetika adaptif menyajikan kinerja lebih baik daripada algoritma genetika standar [12].

Beberapa penelitian [12] [17] telah mendefinisikan model adaptif fuzzy pada algoritma genetika untuk menghasilkan  $P_c$  dan  $P_m$  berdasarkan keragaman populasi (*population diversity*) guna menghindari kondisi lokal optimum pada pencarian solusi. Nilai  $P_c$  dan  $P_m$  menyesuaikan diri terhadap keragaman populasi, misalnya  $P_c$  dan  $P_m$  meningkat pada kondisi populasi konvergen atau menurun pada kondisi populasi divergen (beragam). Akan tetapi, sekalipun solusi optimum global telah ada pada populasi yang konvergen, nilai  $P_c$  dan  $P_m$  tetap meningkat sehingga dapat menyebabkan terganggunya solusi yang mendekati optimal bahkan populasi mungkin tidak mencapai optimum global ketika individu berubah [3]. Hal tersebut menyebabkan nilai kontrol parameter  $P_c$  dan  $P_m$  tidak bergantung sepenuhnya pada pengukuran solusi optimal yang dicapai algoritma.

Beberapa model adaptif fuzzy evolusi sebelumnya melibatkan nilai *fitness* dalam menentukan ukuran keragaman populasi. Nilai *fitness* pada algoritma genetika dirumuskan berdasarkan permasalahan yang diselesaikan dimana nilai *fitness* bisa minimum atau maksimum atau bergantung pada kebutuhan [16]. Beberapa studi kasus atau permasalahan dapat diselesaikan menggunakan perumusan nilai *fitness* yang spesifik sehingga ukuran keoptimalan pencarian solusi bertumpu pada suatu nilai *fitness* tujuan. Oleh karena nilai *fitness* menunjukkan seberapa baik (optimal) individu yang direpresentasikan pada algoritma genetika maka nilai *fitness* tujuan dapat dipertimbangkan sebagai parameter masukan yang menyatakan kondisi generasi secara spesifik untuk mempengaruhi fungsi adaptif fuzzy pada algoritma genetika.

Tahapan genetika pada algoritma fuzzy evolusi sama dengan tahapan algoritma genetika, termasuk proses seleksi. Metode seleksi *tournament* pada algoritma genetika secara umum memberikan hasil yang paling baik daripada seleksi *roulette wheel* dan *rank-based* [4]. Perumusan *fitness*, teknik

*crossover* dan mutasi juga bergantung terhadap permasalahan pada studi kasus.

Studi kasus pada penelitian ini adalah penjadwalan penentuan menu makanan Diabetes Melitus (DM). Keoptimalan solusi pada studi kasus diukur menggunakan beberapa kriteria yaitu total kebutuhan kalori sebagai *fitness* tujuan dan golongan jenis diet DM yang menjadi dasar penyusunan menu makanan. Penentuan menu makanan DM bersesuaian dengan konsep kesamaran fuzzy dimana makanan direpresentasikan pada rentang 0 sampai 1 yaitu dari sepenuhnya boleh sampai sepenuhnya pantang. Selain itu, satu individu (menu sehari) terdiri dari beberapa kromosom (jadwal makan).

Penelitian ini menganalisa penerapan model adaptif fuzzy yang melibatkan nilai *fitness* tujuan sebagai parameter utama masukan fuzzy untuk menghasilkan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  yang dinamis pada algoritma fuzzy evolusi. Hasil pemodelan kemudian dianalisa penerapannya untuk melihat apakah variabel *jarak fitness* yang melibatkan nilai *fitness* tujuan sebagai parameter utama fuzzy evolusi dapat menghasilkan keluaran nilai parameter genetika adaptif sehingga mampu mencapai solusi dengan akurasi *fitness* yang baik. Penelitian ini bertujuan memodelkan penerapan adaptif fuzzy pada algoritma fuzzy evolusi dan menganalisa pengaruh parameter genetika, model fuzzy, teknik *crossover* dan teknik mutasi terhadap studi kasus. Penelitian ini memodelkan adaptif fuzzy, teknik *crossover* dan teknik mutasi pada algoritma fuzzy evolusi kemudian menganalisa penerapan hasil pemodelannya.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Logika Fuzzy

Logika fuzzy merupakan generalisasi dari logika klasik yang hanya memiliki dua nilai keanggotaan yaitu 0 dan 1. Pada logika fuzzy, nilai kebenaran suatu pernyataan berkisar dari sepenuhnya benar, sampai dengan sepenuhnya salah [11]. Derajat keanggotaan atau nilai keanggotaan atau *membership function* menjadi ciri utama dari penalaran dengan logika fuzzy. Beberapa hal mengenai sistem fuzzy :

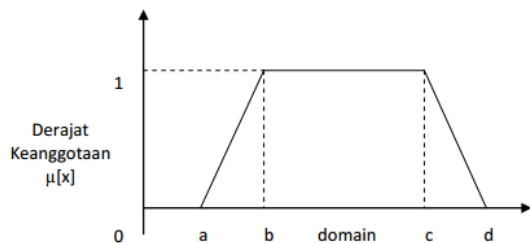
- Variabel fuzzy merupakan variabel yang hendak dibahas dalam sistem fuzzy.
- Himpunan fuzzy merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi atau

- keadaan tertentu dalam suatu variabel fuzzy.
- c. Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel fuzzy.
  - d. Domain himpunan fuzzy adalah keseluruhan nilai yang diizinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan fuzzy [5].

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah grafik yang mewakili besar derajat keanggotaan masing-masing variabel yang berada dalam interval antara 0 dan 1. Derajat keanggotaan sebuah variabel  $x$  dilambangkan dengan simbol  $\mu(x)$  [16]. Beberapa fungsi keanggotaan yang dapat digunakan yaitu :

a. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapesium merupakan gabungan 2 garis linear naik dan turun tetapi ada beberapa titik memiliki nilai keanggotaan 1 [5].



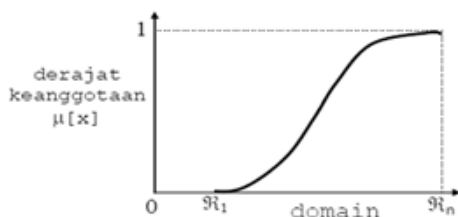
Gambar 1. Kurva trapesium

Fungsi Keanggotaan Kurva Trapesium :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0 & ; x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x \leq b \\ 1 & ; b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & ; c \leq x \leq d \end{cases} \quad (1)$$

b. Representasi Kurva S (*Sigmoid*)

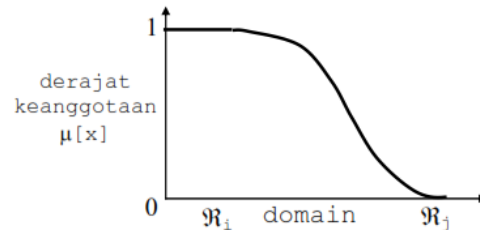
Kurva S terdiri dari kurva PERTUMBUHAN dan PENYUSUTAN. Kedua kurva tersebut berhubungan dengan kenaikan / penurunan secara tak linear [5].



Gambar 2. Kurva-S : PERTUMBUHAN

Fungsi Keanggotaan S pertumbuhan :

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0 & ; x \leq \alpha \\ 2 \left( \frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha} \right)^2 & ; \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - 2 \left( \frac{\gamma-x}{\gamma-\alpha} \right)^2 & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ 1 & ; x \geq \gamma \end{cases} \quad (2)$$



Gambar 3. Kurva-S : PENYUSUTAN

Fungsi Keanggotaan S Penyusutan :

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 1 & ; x \leq \alpha \\ 1 - 2 \left( \frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha} \right)^2 & ; \alpha \leq x \leq \beta \\ 2 \left( \frac{\gamma-x}{\gamma-\alpha} \right)^2 & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ 0 & ; x \geq \gamma \end{cases} \quad (3)$$

c. Representasi Kurva Bentuk Lonceng

Kurva berbentuk lonceng digunakan untuk merepresentasikan bilangan fuzzy [5]. Fungsi keanggotaan kurva GAUSS dibentuk oleh 2 parameter yaitu  $\{c, \sigma\}$ . Parameter  $c$  merepresentasikan pusat fungsi keanggotaan dan parameter  $\sigma$  merepresentasikan lebar (*width*) [7]. Fungsi Keanggotaan Kurva Gauss :

$$G(x; c, \sigma) = e^{-\left(\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)} \quad (4)$$

2.2 Fuzzy Inference System (FIS)

Cara kerja logika fuzzy meliputi beberapa tahapan [16] yaitu fuzzifikasi, pembentukan basis pengetahuan fuzzy, mesin inferensi dan defuzzifikasi. Beberapa metode FIS yaitu metode Tsukamoto, Mamdani dan Sugeno. Secara umum, model aturan fuzzy Tsukamoto dan Mamdani yaitu : IF (X is A) and (Y is B) THEN (Z is C) dimana A, B dan C merupakan himpunan fuzzy [5]. Tahapan metode FIS Tsukamoto yaitu [16] :

1. Fuzzifikasi
2. Pembentukan *rule* IF...THEN
3. Mesin inferensi menggunakan fungsi implikasi MIN untuk mendapatkan nilai  $\alpha$ -predikat setiap *rule* ( $a_1, a_2, \dots, a_n$ ) kemudian setiap  $\alpha$ -predikat digunakan untuk menghitung keluaran hasil

inferensi secara tegas (*crisp*) masing-masing *rule* ( $z_1, z_2, \dots, z_n$ ).

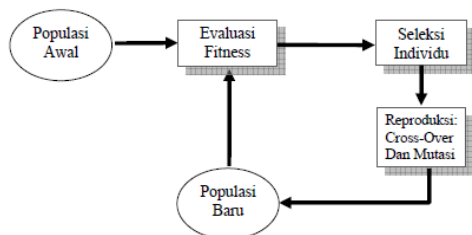
4. Defuzzifikasi menggunakan metode rata-rata terbobot dengan rumus :

$$z^* = \frac{\sum a_i z_i}{\sum a_i} \quad (5)$$

### 2.3 Algoritma Genetika

Beberapa pengertian dasar algoritma genetika diuraikan sebagai berikut [16] :

1. Gen (*genotype*) yaitu variabel dasar yang membentuk suatu kromosom.
2. *Allele* adalah nilai dari suatu gen.
3. Kromosom adalah gabungan dari gen-gen yang membentuk arti tertentu.
4. Individu adalah kumpulan kromosom dan menyatakan salah satu kemungkinan solusi dari suatu permasalahan.
5. Populasi adalah sekumpulan individu yang diproses bersama-sama dalam satu siklus proses evolusi.
6. Generasi menyatakan satu satuan siklus proses evolusi.
7. Nilai *fitness* menyatakan seberapa baik nilai individu atau solusi. Nilai ini menjadi acuan mencapai nilai optimal.



Gambar 4. Siklus algoritma genetika

Beberapa tahapan (komponen) utama algoritma genetika yaitu :

1. Pengkodean / representasi kromosom yaitu merepresentasikan masalah riil ke dalam bentuk terminologi biologi genetika.
2. Membangkitkan populasi awal atau inisialisasi populasi secara acak.
3. Evaluasi fungsi *fitness* sebagai dasar proses seleksi.
4. Seleksi untuk memilih individu yang hendak diikuti dalam proses reproduksi.
5. *Crossover* menghasilkan keturunan dari dua buah kromosom induk yang terpilih.
6. Mutasi melakukan perubahan sebuah gen atau lebih dari sebuah individu.

### 2.4 Algoritma Fuzzy Evolusi

Algoritma fuzzy evolusi model Xu menggunakan sistem inferensi fuzzy metode Mamdani untuk menghasilkan keluaran nilai probabilitas *crossover* dan probabilitas mutasi berdasarkan dua buah masukan yaitu jumlah populasi yang digunakan dan jumlah generasi yang akan diproses. Aturan yang ditentukan oleh Xu untuk nilai probabilitas *crossover* (ProbCrossover) dan probabilitas mutasi (ProbMutasi) yaitu [9] :

**IF** (Populasi is SMALL) **AND** (Generasi is SHORT) **THEN** (ProbCrossover is MEDIUM) **AND** (ProbMutasi is LARGE).

**IF** (Populasi is MEDIUM) **AND** (Generasi is SHORT) **THEN** (ProbCrossover is SMALL) **AND** (ProbMutasi is MEDIUM).

**IF** (Populasi is LARGE) **AND** (Generasi is SHORT) **THEN** (ProbCrossover is SMALL) **AND** (ProbMutasi is SMALL).

**IF** (Populasi is SMALL) **AND** (Generasi is MEDIUM) **THEN** (ProbCrossover is LARGE) **AND** (ProbMutasi is MEDIUM).

**IF** (Populasi is MEDIUM) **AND** (Generasi is MEDIUM) **THEN** (ProbCrossover is LARGE) **AND** (ProbMutasi is SMALL).

**IF** (Populasi is LARGE) **AND** (Generasi is MEDIUM) **THEN** (ProbCrossover is MEDIUM) **AND** (ProbMutasi is VERYSMALL).

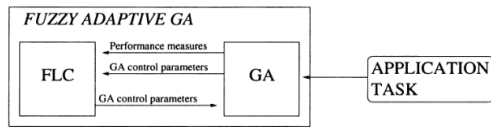
**IF** (Populasi is SMALL) **AND** (Generasi is LONG) **THEN** (ProbCrossover is VERYLARGE) **AND** (ProbMutasi is SMALL).

**IF** (Populasi is MEDIUM) **AND** (Generasi is LONG) **THEN** (ProbCrossover is VERYLARGE) **AND** (ProbMutasi is VERYSMALL).

**IF** (Populasi is LARGE) **AND** (Generasi is LONG) **THEN** (ProbCrossover is LARGE) **AND** (ProbMutasi is VERYSMALL).

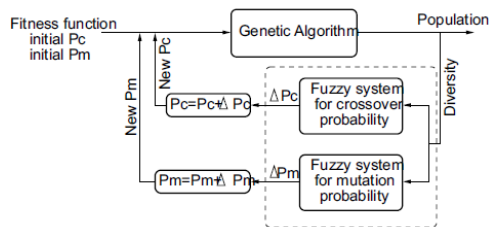
### 2.5 Algoritma Fuzzy Evolusi (Genetika) Adaptif

Algoritma fuzzy evolusi adaptif diperkenalkan dengan konsep *Fuzzy Adaptive Genetic Algorithm* (FAGA). Ide utama FAGA adalah menggunakan FLC yang masukannya merupakan ukuran kinerja atau parameter kontrol algoritma genetika saat ini dan hasilnya dikembalikan sebagai parameter kontrol genetika yang baru. Model proses FAGA dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Model FAGA

Model FAGA sebelumnya pada dasarnya bertujuan menghasilkan nilai parameter dinamis (adaptif) untuk menghindari konvergensi dini (kondisi lokal optimum) sehingga meningkatkan kinerja algoritma. Salah satu contoh pemodelan FAGA berdasarkan keragaman populasi dapat dilihat pada Gambar 6 [12]. Model tersebut menghasilkan  $P_c$  dan  $P_m$  berdasarkan keragaman populasi (*diversity*) dan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  lama (sebelumnya) dinyatakan dengan  $\Delta P_c$  dan  $\Delta P_m$ .



Gambar 6. Contoh model FAGA

## 2.6 Menu Makanan Diabetes Melitus (DM)

Zat gizi utama yang perlu diperhatikan dari konsumsi makanan penderita DM yaitu energi / kalori [19]. Menghitung kebutuhan kalori menggunakan Angka Metabolisme Basal (AMB). Salah satu cara menghitung AMB adalah menggunakan rumus Harris Benedict (1919) yang dinyatakan dalam persamaan (6) dan (7).

$$\text{Laki} - \text{laki} = 66 + (13.7 * BB) + (5 * TB) - (6.8 * U) \quad (6)$$

$$\text{Perempuan} = 655 + (9.6 * BB) + (1.8 * TB) - (4.7 * U) \quad (7)$$

Selanjutnya tingkat aktivitas (Tabel 1) dikalikan dengan kebutuhan energi [1].

Tabel 1. Cara menaksir kebutuhan energi menurut aktivitas

Aktivitas	Jenis Kelamin ( <i>Gender</i> )	
	Laki-laki	Perempuan
Sangat ringan	1,30	1,30
Ringan	1,65	1,55
Sedang	1,76	1,70
Berat	2,10	2,00

Sumber : Almatsier (2008)

Kenaikan kadar glukosa darah dalam tubuh tergantung dari makanan yang dikonsumsi yaitu karbohidrat. Proses diet

menekankan bahwa konsumsi makanan pokok merupakan sumber karbohidrat tubuh [1]. Umumnya tingkat glukosa dalam darah bertahan pada batas 4-8 mmol/L/hari atau 70-150 mg/dL [2]. Terdapat 8 jenis diet DM yang dapat dilihat pada Tabel 2 [1].

Tabel 2. Jenis diet DM

Jenis Diet	Energi kkal	Protein g	Lemak g	Karbohidrat g
I	1100	43	30	172
II	1300	45	35	192
III	1500	51.5	36.5	235
IV	1700	55.5	36.5	275
V	1900	60	48	299
VI	2100	62	53	319
VII	2300	73	59	369
VIII	2500	80	62	396

Sumber : Almatsier (2008)

## 2.7 Kajian Penelitian Sejenis

Berikut ini pemaparan beberapa penelitian sebelumnya yang relevan :

- Penelitian berjudul “Solusi *Travelling Salesman Problem* Menggunakan Algoritma Fuzzy Evolusi (Studi Kasus : PT. Jalur Nugraha Ekakurir (JNE) Semarang)” [18] menerapkan algoritma fuzzy evolusi Xu untuk menyelesaikan permasalahan TSP. Metode seleksi yang digunakan adalah *roulette-wheel* dan menggunakan pengkodean permutasi sehingga teknik *crossover* dan mutasi yang digunakan adalah *order crossover* dan *swapping mutation*.
- Penelitian berjudul “Dinamisasi Parameter Algoritma Genetika Menggunakan *Population Resizing on Fitness Improvement Fuzzy Evolutionary Algorithm* (PRoFIFEA)” [9] memanfaatkan fuzzy Xu untuk penentuan  $P_c$  dan  $P_m$  berdasarkan ukuran populasi dan jumlah generasi. Penelitian tersebut menggunakan teknik PRoFIGA (*Population Resizing on Fitness Improvement Genetic Algorithm*) untuk ukuran populasi baru yang digunakan pada generasi berikutnya. Penelitian tersebut berfokus pada *hybrid* algoritma genetika, logika fuzzy dan teknik ProFIGA untuk meningkatkan solusi optimal dari algoritma genetika. Masalah yang diselesaikan adalah *Travelling Salesman Problem* (TSP).
- Penelitian berjudul “*Adaptive Genetic Algorithm based on Fuzzy Rules*” [12]

menyajikan konsep algoritma genetika adaptif dengan menghasilkan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  dinamis berdasarkan dua masukan berupa ukuran keragaman populasi (*diversity*) dan nilai probabilitas lama (sebelumnya). Penelitian tersebut menghasilkan model adaptif dengan tujuan menjaga keragaman populasi tetap pada nilai konstan sehingga tidak konvergen ke solusi optimum lokal.

- d. Penelitian berjudul “Optimasi Fungsi Multi-Obyektif Berkendala Menggunakan Algoritma Genetika Adaptif dengan Pengkodean *Real*” [6] menggunakan algoritma genetika adaptif terhadap nilai  $P_m$  untuk menghindari konvergensi dini. Nilai adaptif didasarkan pada *fitness* rata-rata dari populasi dan pelacakan perbedaan *fitness* yang signifikan untuk mengatur nilai  $P_m$ . Penelitian tersebut menyelesaikan masalah optimasi multi-obyektif menggunakan representasi kromosom pengkodean *real*.

Penelitian ini memodelkan adaptif fuzzy evolusi dengan mengeliminasi faktor keragaman populasi (*diversity*) dan melibatkan nilai *fitness* tujuan untuk menghasilkan solusi optimal dengan akurasi *fitness* yang baik. Parameter genetika, model fuzzy, teknik *crossover* dan teknik mutasi dianalisa penerapannya terhadap studi kasus penjadwalan penentuan menu makanan DM.

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini termasuk jenis penelitian eksperimental dan tahapannya menggunakan adaptasi metode *waterfall* [14]. Adapun tahapan yang ditempuh pada penelitian ini :

1. Tahap analisis dan definisi kebutuhan (*requirements analysis and definition*). Pada tahap ini dilakukan analisis kebutuhan awal yaitu analisis terhadap kebutuhan penerapan model algoritma fuzzy evolusi adaptif dan analisis terhadap kebutuhan dasar studi kasus.
2. Tahap perancangan (*design*). Pada tahap ini dirancang model adaptif algoritma fuzzy evolusi, model algoritma genetika, model fuzzy dan model dasar sistem.
3. Tahap implementasi (*coding*). Pada tahap ini perancangan dikodekan dalam pemrograman Java dan MySQL untuk basis data.

4. Tahap pengujian (*testing*). Pengujian dilakukan melalui analisa big-oh dan perbandingan nilai *fitness* terhadap parameter genetika (populasi dan generasi) , model fuzzy, teknik *crossover* dan teknik mutasi.

5. Tahap pemeliharaan (*maintenance*).

Metode pengumpulan data terdiri dari studi literatur dengan mencari pustaka mengenai algoritma fuzzy evolusi dan model adaptifnya, algoritma genetika, logika fuzzy, menu makanan DM, pemrograman Java dan basis data MySQL baik dalam bentuk buku, e-book, penelitian sebelumnya dan sumber *online*. Selain itu, dilakukan juga metode wawancara dan pengumpulan pustaka lainnya pada Instalasi Gizi Rumah Sakit Stella Maris Makassar. Data yang digunakan pada penelitian ini dianalisis secara kualitatif.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Analisis dan Definisi Kebutuhan

Analisis kebutuhan penerapan model algoritma dilakukan melalui studi literatur dengan mencari penelitian sebelumnya yang relevan terhadap algoritma fuzzy evolusi, model adaptif fuzzy, algoritma genetika pada representasi permasalahan yang berbeda serta beberapa metode FIS. Hasil analisis digunakan sebagai landasan perancangan model algoritma fuzzy evolusi adaptif.

Analisis kebutuhan dasar studi kasus dilakukan melalui metode wawancara dan studi literatur [1] [10]. Hasil analisis studi kasus disimpulkan sebagai berikut :

1. Menu makanan DM disusun berdasarkan kebutuhan kalori individu penderita DM.
2. Kebutuhan kalori individu dihitung menggunakan persamaan (6) dan (7).
3. Kebutuhan kalori dikalikan dengan tingkat aktivitas fisik (Tabel 1).
4. Terdapat 3 susunan jenis dan urutan menu makanan sehari.
5. Terdapat 8 jenis diet DM (Tabel 2).
6. Jenis makanan terbagi menjadi 6 yaitu makanan pokok (p), lauk hewani (hw), lauk nabati (nb), sayuran (s), buah-buahan (bu) dan susu (ss).
7. Kalori makanan mengacu referensi hasil wawancara [1] [10].
8. Takaran dinyatakan dalam satuan gram dan beberapa makanan dapat disetarakan melalui satuan penukar II [1]. Makanan yang tidak disetarakan dalam satuan

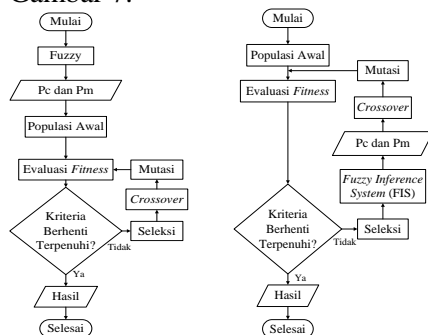
penukar mengacu pada standar porsi penyajian pada instalasi gizi rumah sakit Stella Maris Makassar.

9. Data makanan dinyatakan dan disetarakan dalam 1 penukar menurut standar porsi, sebagai berikut :
  - a. Makanan pokok dinyatakan dalam ½, 1, 1½, 2, 2½ dan 3 penukar. Penukar makanan pokok fleksibel terhadap kadar gula darah.
  - b. Lauk hewani dinyatakan dalam ½, 1, 1½ dan 2 penukar.
  - c. Lauk nabati dinyatakan dalam ½, 1 dan 2 penukar.
  - d. Sayuran dinyatakan dalam ½ dan 1 penukar.
  - e. Buah-buahan dan susu masing-masing dinyatakan dalam 1 penukar.
  - f. Lauk hewani dan nabati yang termasuk makanan yang tidak dianjurkan untuk DM (makanan siap saji, gorengan, makanan diawetkan) hanya dinyatakan dalam ½ dan 1 penukar saja.
  - g. Makanan pokok dan lauk (hewani/nabati) fleksibel terhadap penukar yang disajikan selama dalam batas kebutuhan kalori penderita.

## 4.2 Perancangan

### 4.2.1 Perancangan Model Algoritma Fuzzy Evolusi

Penelitian ini melakukan modifikasi algoritma fuzzy evolusi Xu dengan menerapkan dan menganalisa model adaptif fuzzy. Perbandingan alur proses algoritma fuzzy evolusi Xu dan modifikasi adaptif penelitian ini secara umum dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. (a) Diagram alir algoritma fuzzy Xu, (b) Diagram alir algoritma fuzzy evolusi penelitian ini

Model adaptif fuzzy evolusi pada penelitian ini menitikberatkan pada variabel *jarak fitness* sebagai variabel utama yang mewakili keluaran dinamis nilai  $P_c$  dan  $P_m$ .

### 4.2.2 Perancangan Model Algoritma Genetika

#### a. Pengkodean Individu

Terdapat 3 jenis pengkodean individu berdasarkan golongan jenis diet DM. Pengkodean individu 15 gen (15 jenis makanan) digunakan pada golongan diet DM I dan II (Gambar 8). Pengkodean individu 16 gen (16 jenis makanan) digunakan pada golongan diet DM III, IV, V dan VI (Gambar 9). Pengkodean individu 17 gen (17 jenis makanan) digunakan pada golongan diet DM VII dan VIII (Gambar 10). Ilustrasi representasi awal model genetika terhadap studi kasus ditunjukkan pada Gambar 11.

Pagi	Pkl 10.00	Siang	Pkl 16.00	Malam
p   hw   s	bu	p   hw   nb   s   bu	bu	p   hw   nb   s   bu

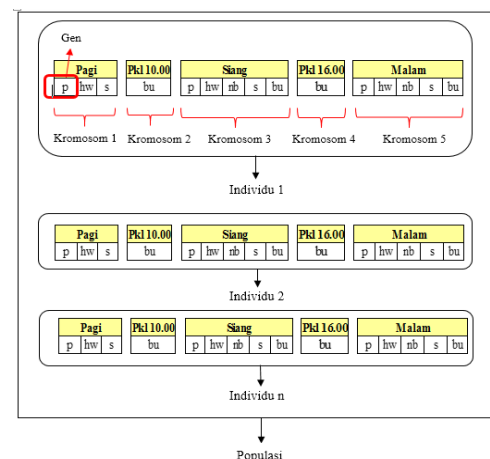
Gambar 8. Individu 15 gen

Pagi	Pkl 10.00	Siang	Pkl 16.00	Malam
p   hw   nb   s	bu	p   hw   nb   s   bu	bu	p   hw   nb   s   bu

Gambar 9. Individu 16 gen

Pagi	Pkl 10.00	Siang	Pkl 16.00	Malam
p   hw   nb   s	bu   ss	p   hw   nb   s   bu	bu	p   hw   nb   s   bu

Gambar 10. Individu 17 gen



Gambar 11. Ilustrasi gen, kromosom, individu dan populasi pada penelitian ini

#### b. Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* merupakan angka kebutuhan kalori individu penderita. Individu terbaik merupakan individu yang memiliki *fitness* dengan selisih paling

kecil, paling mendekati (batas bawah) atau tepat dengan *fitness* tujuan.

c. Seleksi *Tournament*

Tahapan seleksi *tournament* :

1. Pilih nilai  $k$  *random* sebagai *tournament size* ( $1 \leq k \leq N/2$ , dimana  $N$  = ukuran populasi).
2. Pilih  $k$  individu secara *random* dari populasi dan individu dengan nilai *fitness* terbaik diantara  $k$  individu tersebut adalah pemenangnya.
3. Tempatkan individu pemenang pada *mating pool* (ukuran *mating pool* = ukuran populasi).
4. Lakukan langkah 2 dan 3 sebanyak  $N$  kali, sampai *mating pool* terisi sebanyak  $N$ .
5. Hasil dari *mating pool* merupakan hasil dari seleksi *tournament*.

Beberapa aturan yang digunakan dalam proses seleksi *tournament* yaitu :

- a. Individu yang diikuti dalam turnamen dipilih secara acak.
- b. Pemenang adalah individu dengan selisih terkecil antara nilai *fitness* individu dengan nilai *fitness* tujuan.
- c. Jika jarak *fitness* individu dalam turnamen semuanya bernilai positif maka pemenang turnamen adalah individu dengan jarak *fitness* terkecil.
- d. Jika jarak *fitness* individu dalam turnamen semuanya bernilai negatif maka pemenang turnamen adalah individu dengan jarak *fitness* paling mendekati 0 (positif).
- e. Jika jarak *fitness* individu dalam turnamen ada yang bernilai positif dan ada yang negatif maka yang diturnamenkan hanya individu dengan jarak *fitness* positif terkecil.
- f. Pemenang dari setiap turnamen diisi pada *mating pool* menggantikan individu awal generasi pada indeks yang sama.

d. Teknik *Crossover*

*Crossover* meng-generate nilai *random p* dimana jika  $p < P_c$  maka individu di-*crossover*. Anak hasil *crossover* menggantikan nilai individu orang tua pertama. Tahapan *crossover* 1 titik potong yaitu :

1. Pilih 1 titik ( $k$ ) secara *random* sebagai posisi *crossover* ( $k = 1, 2, 3,$

...,  $N-1$ ) dimana  $N$  adalah panjang individu.

2. Pisahkan individu kedua orangtua pada titik  $k$ .
3. Tukarkan bagian individu orangtua pertama dengan orangtua kedua berdasarkan titik potong  $k$ .

Tahapan *crossover* dengan 2 titik potong yaitu :

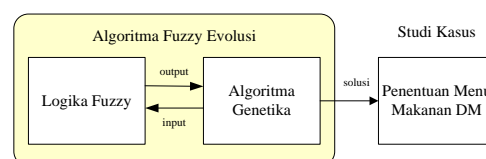
1. Pilih 2 titik ( $k_1$  dan  $k_2$ ) secara *random* sebagai posisi *crossover* ( $k_1 = 1, 2, 3, \dots, N-2$ ) dan ( $k_2 = k_1, \dots, N$ ) dimana  $N$  adalah panjang individu.
2. Pisahkan individu kedua orangtua pada titik  $k_1$  dan  $k_2$ .
3. Tukar nilai gen antara titik  $k_1$  sampai  $k_2$  orangtua pertama dan orangtua kedua.

e. Teknik Mutasi

Terdapat 2 teknik mutasi yang digunakan yaitu mutasi gen dan mutasi kromosom. Pada mutasi gen, jumlah gen yang dimutasi yaitu  $P_m$  dikalikan dengan jumlah keseluruhan gen dalam populasi. Mutasi gen mengganti nilai per-satu gen (makanan). Pada mutasi kromosom, jumlah gen yang dimutasi yaitu  $P_m$  dikalikan dengan jumlah keseluruhan kromosom dalam populasi. Mutasi kromosom mengganti nilai per-satu kromosom (jadwal makan).

### 4.2.3 Perancangan Model Fuzzy

Pada penelitian ini, fuzzy tidak bersentuhan langsung dengan studi kasus. Ilustrasinya dapat dilihat pada Gambar 12.

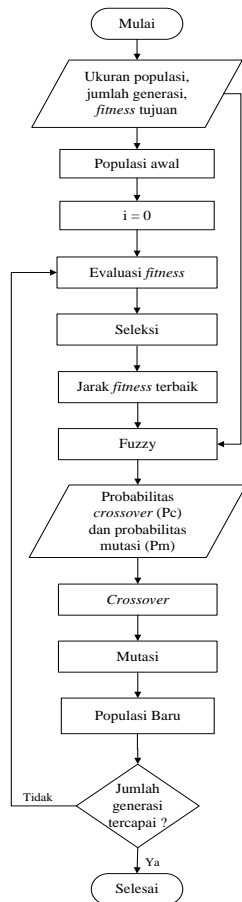


Gambar 12. Ilustrasi hubungan fuzzy, algoritma genetika dan studi kasus

Model fuzzy adaptif penelitian ini menggunakan variabel *jarak fitness* dengan tujuan mendefinisikan parameter masukan fuzzy yang spesifik dan akurat sebagai ukuran menghasilkan kontrol nilai parameter genetika (dalam hal ini nilai  $P_c$  dan  $P_m$ ) sehingga algoritma menyesuaikan diri pada pencarian solusi optimal terlepas dari kondisi



populasi konvergen atau tidak. *Variabel jarak fitness* dihitung dengan *fitness* tujuan dikurangi *fitness* individu terbaik pada generasi saat ini. Diagram alir model fuzzy adaptif penelitian ini secara rinci dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Diagram alir model adaptif fuzzy penelitian ini

Terdapat 5 variabel fuzzy yang digunakan pada penelitian ini yaitu :

1. Variabel *Populasi*

Himpunan fuzzy:

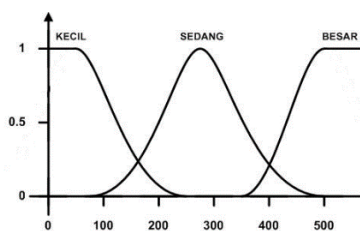
KECIL, SEDANG, BESAR

Semesta pembicaraan : [0 500]

Domain KECIL : [50 250]

Domain SEDANG : [80 275]

Domain BESAR : [350 500]



Gambar 14. Representasi kurva *populasi*

2. Variabel *Generasi*

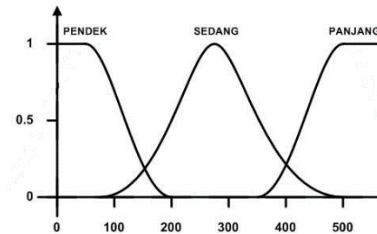
Himpunan fuzzy: PENDEK, SEDANG, PANJANG

Semesta Pembicaraan : [0 500]

Domain PENDEK : [50 200]

Domain SEDANG : [80 275]

Domain PANJANG : [350 500]



Gambar 15. Representasi kurva *generasi*

3. Variabel *Jarak Fitness*

Himpunan fuzzy untuk variabel *jarak fitness* adalah DEKAT, SEDANG dan JAUH. Himpunan DEKAT menggunakan kurva S penyusutan, himpunan SEDANG menggunakan kurva Gauss dan himpunan JAUH menggunakan kurva S pertumbuhan. Semesta pembicaraan dan domain bergantung pada jenis diet DM. Terdapat 8 jenis variabel fuzzy untuk *jarak fitness*, diuraikan sebagai berikut :

a. Diet DM 1100 Kalori

Semesta Pembicaraan : [0 1100]

Domain DEKAT : [0 250]

Domain SEDANG : [200 450]

Domain JAUH : [400 900]

b. Diet DM 1300 kalori

Semesta Pembicaraan : [0 1300]

Domain DEKAT : [0 250]

Domain SEDANG : [200 500]

Domain JAUH : [450 1100]

c. Diet DM 1500 kalori

Semesta Pembicaraan : [0 1500]

Domain DEKAT : [0 250]

Domain SEDANG : [200 550]

Domain JAUH : [500 1300]

d. Diet DM 1700 kalori

Semesta Pembicaraan : [0 1700]

Domain DEKAT : [0 300]

Domain SEDANG : [250 600]

Domain JAUH : [550 1500]

e. Diet DM 1900 kalori

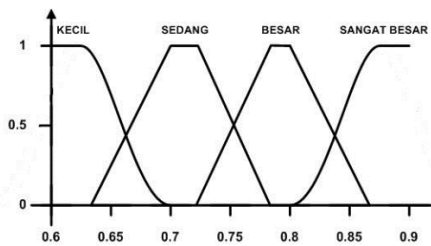
Semesta Pembicaraan : [0 1900]

Domain DEKAT : [0 300]

Domain SEDANG : [250 700]

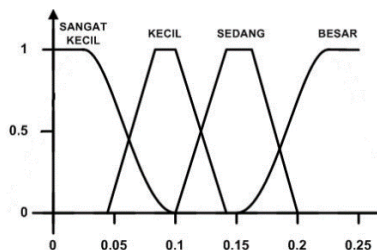
Domain JAUH : [650 1700]

- f. Diet DM 2100 kalori  
 Semesta Pembicaraan : [0 2100]  
 Domain DEKAT : [0 300]  
 Domain SEDANG : [250 750]  
 Domain JAUH : [700 1900]
- g. Diet DM 2300 kalori  
 Semesta Pembicaraan : [0 2300]  
 Domain DEKAT : [0 300]  
 Domain SEDANG : [250 800]  
 Domain JAUH : [750 2100]
- h. Diet DM 2500 kalori  
 Semesta Pembicaraan : [0 2500]  
 Domain DEKAT : [0 300]  
 Domain SEDANG : [250 850]  
 Domain JAUH : [800 2300]
4. Variabel Probabilitas *Crossover* ( $P_c$ )  
 Himpunan fuzzy : KECIL, SEDANG, BESAR, SANGAT BESAR  
 Semesta Pembicaraan : [0.6 0.9]  
 Domain KECIL : [0.625 0.7]  
 Domain SEDANG : [0.63 0.7 0.72 0.78]  
 Domain BESAR : [0.72 0.78 0.8 0.87]  
 Domain SANGAT BESAR : [0.8 0.875]



Gambar 16. Representasi kurva  $P_c$

5. Variabel Probabilitas Mutasi ( $P_m$ )  
 Himpunan fuzzy : SANGAT KECIL, KECIL, SEDANG, BESAR  
 Semesta Pembicaraan : [0 0.25]  
 Domain SANGAT KECIL : [0.025 0.1]  
 Domain KECIL : [0.047 0.083 0.1 0.14]  
 Domain SEDANG : [0.1 0.14 0.167 0.2]  
 Domain BESAR : [0.15 0.225]



Gambar 17. Representasi kurva  $P_m$

Terdapat 27 aturan fuzzy yang digunakan dijabarkan sebagai berikut :

- [R1] IF Populasi KECIL And Generasi PENDEK And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  SANGAT KECIL
- [R2] IF Populasi SEDANG And Generasi PENDEK And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  SANGAT KECIL
- [R3] IF Populasi BESAR And Generasi PENDEK And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  SANGAT KECIL
- [R4] IF Populasi KECIL And Generasi PENDEK And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  SEDANG And  $P_m$  SEDANG
- [R5] IF Populasi SEDANG And Generasi PENDEK And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  SEDANG And  $P_m$  SEDANG
- [R6] IF Populasi BESAR And Generasi PENDEK And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  SEDANG And  $P_m$  SEDANG
- [R7] IF Populasi KECIL And Generasi PENDEK And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R8] IF Populasi SEDANG And Generasi PENDEK And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R9] IF Populasi BESAR And Generasi PENDEK And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R10] IF Populasi KECIL And Generasi SEDANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  KECIL
- [R11] IF Populasi SEDANG And Generasi SEDANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  KECIL
- [R12] IF Populasi BESAR And Generasi SEDANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  KECIL
- [R13] IF Populasi KECIL And Generasi SEDANG And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  SEDANG And  $P_m$  SEDANG
- [R14] IF Populasi SEDANG And Generasi SEDANG And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R15] IF Populasi BESAR And Generasi SEDANG And Jarak Fitness

- SEDANG THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R16] IF Populasi KECIL And Generasi SEDANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R17] IF Populasi SEDANG And Generasi SEDANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R18] IF Populasi BESAR And Generasi SEDANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  SANGAT BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R19] IF Populasi KECIL And Generasi PANJANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  KECIL
- [R20] IF Populasi SEDANG And Generasi PANJANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  KECIL
- [R21] IF Populasi BESAR And Generasi PANJANG And Jarak Fitness DEKAT THEN  $P_c$  KECIL And  $P_m$  SEDANG
- [R22] IF Populasi KECIL And Generasi PANJANG And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  SEDANG And  $P_m$  SEDANG
- [R23] IF Populasi SEDANG And Generasi PANJANG And Jarak Fitness

- SEDANG THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  SEDANG
- [R24] IF Populasi BESAR And Generasi PANJANG And Jarak Fitness SEDANG THEN  $P_c$  BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R25] IF Populasi KECIL And Generasi PANJANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  SANGAT BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R26] IF Populasi SEDANG And Generasi PANJANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  SANGAT BESAR And  $P_m$  BESAR
- [R27] IF Populasi BESAR And Generasi PANJANG And Jarak Fitness JAUH THEN  $P_c$  SANGAT BESAR And  $P_m$  BESAR

Penelitian ini menggunakan metode FIS Tsukamoto karena hasil pengujian *output* fuzzy menunjukkan metode Tsukamoto menghasilkan output nilai  $P_c$  dan  $P_m$  yang lebih mendekati kebenaran dibandingkan metode Mamdani.

### 4.3 Implementasi Algoritma Fuzzy Evolusi

Tampilan program implementasi algoritma fuzzy evolusi dapat dilihat pada Gambar 18.

Gambar 18. Tampilan program

Contoh perubahan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  algoritma fuzzy evolusi adaptif pada penelitian ini diuji pada ukuran populasi sebesar 10, 50 dan 100. Untuk ukuran

populasi 10 dapat dilihat pada Gambar 19 dan Gambar 20. Untuk ukuran populasi 50 dan 100 dapat dilihat berturut-turut pada Tabel 3 dan Tabel 4.



Gambar 19. Grafik perubahan nilai  $P_c$  pada populasi sebesar 10



Gambar 20. Grafik perubahan nilai  $P_m$  pada populasi sebesar 10

Tabel 3. Perubahan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  pada populasi sebesar 50

Generasi ke-	Jarak <i>fitness</i> awal	Nilai $P_c$	Nilai $P_m$	Jarak <i>fitness</i> yang dihasilkan
1	43	0.648	0.051	13
2	13	0.648	0.049	12
3	12	0.648	0.049	12
4	12	0.648	0.049	9
5	9	0.648	0.049	6
6	6	0.648	0.049	2
7	2	0.648	0.049	2
8	2	0.648	0.049	2
9	2	0.648	0.049	2
10	2	0.648	0.049	2

Tabel 4. Perubahan nilai  $P_c$  dan  $P_m$  pada populasi sebesar 100

Generasi ke-	Jarak <i>fitness</i> awal	Nilai $P_c$	Nilai $P_m$	Jarak <i>fitness</i> yang dihasilkan
1	6	0.649	0.051	3
2	3	0.649	0.051	0
3	0	0.649	0.051	0
4	0	0.649	0.051	0
5	0	0.649	0.051	0
6	0	0.649	0.051	0
7	0	0.649	0.051	0
8	0	0.649	0.051	0
9	0	0.649	0.051	0
10	0	0.649	0.051	0

#### 4.4 Pengujian Algoritma Fuzzy Evolusi

##### 4.4.1 Perbandingan Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* dibandingkan terhadap 8 model kombinasi penerapan algoritma fuzzy

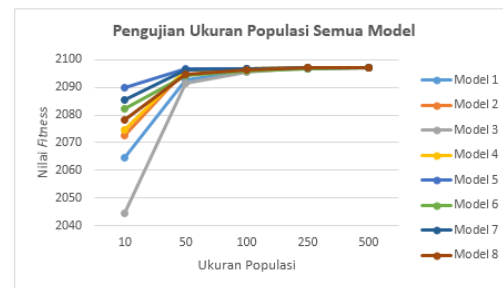
evolusi (Tabel 5). Pengujian dilakukan pada contoh kasus jenis diet DM VI (2100 kalori) dengan nilai *fitness* tujuan adalah 2097.2 kalori. Adapun pengujian dilakukan menggunakan perangkat keras dan perangkat lunak dengan spesifikasi:

- Sistem operasi Windows 32-bit
- Bahasa pemrograman Java

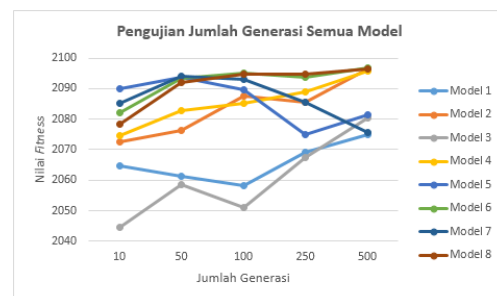
Tabel 5. Model kombinasi penerapan algoritma fuzzy evolusi

Model	Model Fuzzy	Teknik <i>Crossover</i>	Teknik Mutasi
1	Non-Adaptif	1 Titik Potong	Gen
2	Non-Adaptif	1 Titik Potong	Kromosom
3	Non-Adaptif	2 Titik Potong	Gen
4	Non-Adaptif	2 Titik Potong	Kromosom
5	Adaptif	1 Titik Potong	Gen
6	Adaptif	1 Titik Potong	Kromosom
7	Adaptif	2 Titik Potong	Gen
8	Adaptif	2 Titik Potong	Kromosom

Pengujian ukuran populasi dan jumlah generasi dilakukan dengan mengambil 5 sampel yaitu populasi dan generasi masing-masing sebesar 10, 50, 100, 250 dan 500 dengan generasi tetap yaitu sebanyak 10 generasi pada pengujian populasi dan 10 populasi pada pengujian generasi. Setiap sampel diuji sebanyak 30 kali kemudian diambil rata-rata nilainya sebagai nilai *fitness* yang mewakili sampel tersebut.



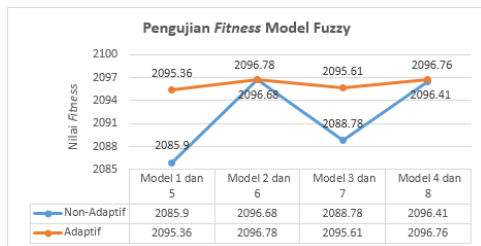
Gambar 21. Pengujian ukuran populasi semua model



Gambar 22. Pengujian jumlah generasi semua model

Pengujian ukuran populasi (Gambar 21) menunjukkan semakin besar ukuran populasi maka nilai *fitness* setiap model cenderung naik semakin mendekati optimal, model apapun yang diterapkan. Hal tersebut terjadi karena ukuran populasi yang besar memberi ruang pencarian yang luas sehingga algoritma dapat menghasilkan menu makanan dengan kombinasi kalori yang cenderung optimal. Pengujian jumlah generasi (Gambar 22) menunjukkan nilai *fitness* untuk jumlah generasi bervariasi pada setiap model.

Grafik perbandingan *fitness* untuk model fuzzy ditunjukkan pada Gambar 23. Grafik perbandingan *fitness* untuk teknik *crossover* ditunjukkan pada Gambar 24. Grafik perbandingan *fitness* untuk teknik mutasi ditunjukkan pada Gambar 25.



Gambar 23. Perbandingan *fitness* model fuzzy



Tabel 7. Rangkuman analisa big-oh, fuzzy, *crossover* dan mutasi

Model	Hasil Analisa			
	Big-Oh	Fuzzy	<i>Crossover</i>	Mutasi
Non-Adaptif	$O(n)$		-	-
Adaptif	$O(n^2)$	✓	-	-
<i>Crossover</i> 1 Titik	$O(n^2)$	-	Mutasi Kromosom	-
<i>Crossover</i> 2 Titik	$O(n^2)$	-	Mutasi Gen	-
Mutasi Gen	$O(n^2)$	-	-	
Mutasi Kromosom	$O(n^3)$	-	-	✓

Hasil analisa penerapan model algoritma fuzzy evolusi secara keseluruhan dirincikan dalam beberapa poin sebagai berikut :

a. Semua model kombinasi (1 sampai dengan 8) dapat menemukan solusi

Gambar 24. Perbandingan *fitness* teknik *crossover*



Gambar 25. Perbandingan *fitness* teknik mutasi

#### 4.4.2 Hasil Analisa Algoritma Fuzzy Evolusi

Rata-rata *fitness* terbaik yang mewakili setiap model merupakan rata-rata dari *fitness* terbaik pengujian ukuran populasi dan jumlah generasi.

Tabel 6. Rangkuman analisa populasi dan generasi

Model	Ukuran Populasi Optimal	Jumlah Generasi Optimal	Rata-rata <i>Fitness</i>
1	250, 500	500	2085.9
2	500	500	2096.68
3	250, 500	500	2088.78
4	500	500	2096.41
5	500	50	2095.36
6	500	500	2096.78
7	500	50	2095.61
8	500	500	2096.76

optimal pada ukuran populasi yang besar (sebesar 250, 500).

b. Model kombinasi 2, 4, 6 dan 8 dapat menemukan solusi optimal (*fitness*

- paling baik) pada jumlah generasi yang panjang (sebanyak 500).
- c. Pencarian solusi optimal melalui jumlah generasi lebih cepat dibandingkan pada ukuran populasi.
  - d. Fuzzy adaptif menghasilkan *fitness* yang lebih baik daripada fuzzy non-adaptif.
  - e. Pengaruh teknik *crossover* bergantung pada teknik mutasi yang diterapkan. Teknik *crossover* 2 titik potong menghasilkan *fitness* lebih baik jika diterapkan pada mutasi gen sedangkan *crossover* 1 titik potong menghasilkan *fitness* lebih baik jika diterapkan pada mutasi kromosom (selisih *fitness* kecil).
  - f. Mutasi kromosom dapat membantu menghasilkan solusi dengan *fitness* yang baik meskipun model fuzzy dan teknik *crossover* yang diterapkan berbeda.
  - g. Mutasi kromosom menghasilkan *fitness* yang lebih baik daripada mutasi gen.
  - h. Model 5 dan model 7 merupakan alternatif model yang baik untuk ukuran populasi kecil (sampel uji sebesar 10 individu dalam populasi) dan jumlah generasi pendek (sampel uji sebanyak 10 generasi).
  - i. Pada ukuran populasi dan jumlah generasi optimal, alternatif model yang baik adalah model 2, 4, 6 dan 8 dengan sebaran *fitness* yang dekat.
  - j. Fuzzy adaptif pada penelitian ini dapat dikombinasikan dengan *crossover* 1 titik potong dan mutasi kromosom, atau *crossover* 2 titik potong dan mutasi gen.

## 5. KESIMPULAN

### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan hasil analisa penerapan model algoritma fuzzy evolusi pada studi kasus penentuan menu makanan DM dirincikan dalam beberapa poin sebagai berikut :

1. Penerapan adaptif fuzzy pada algoritma fuzzy evolusi dimodelkan dengan variabel utama masukan fuzzy berupa *jarak fitness* yang melibatkan nilai *fitness* tujuan secara spesifik sebagai parameter utama sistem fuzzy dapat mengontrol keluaran nilai  $P_c$  dan  $P_m$  pada setiap generasi algoritma genetika. Model adaptif yang mengeliminasi faktor keragaman populasi (*population diversity*) pada penelitian ini dapat

menyesuaikan diri terhadap pencarian solusi dan mampu menghasilkan solusi optimal yang memiliki nilai *fitness* dengan tingkat akurasi yang baik.

2. Semakin besar ukuran populasi maka semakin baik nilai *fitness* yang dihasilkan. Model adaptif fuzzy dan teknik mutasi kromosom pada algoritma fuzzy evolusi dapat menghasilkan nilai *fitness* yang lebih baik sedangkan teknik *crossover* bergantung pada model fuzzy dan teknik mutasi yang dikombinasikan pada studi kasus penentuan menu makanan DM.

### 5.2 Saran

Diharapkan penelitian selanjutnya dapat menganalisa penerapan model *hybrid* algoritma genetika lainnya dengan sistem fuzzy atau mengembangkan studi kasus dengan mengkaji penyakit lainnya yang berhubungan dengan komplikasi Diabetes Melitus.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Almatsier, S. 2008. *Penuntun Diet Edisi Baru Instalasi Gizi Perjan RS Dr. Cipto Mangunkusumo dan Asosiasi Dietisien Indonesia*. Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- [2] Chase, H. P., Fiallo-Scharer, R. 2012. *Understanding Diabetes*. 12<sup>th</sup> Edition. Children's Diabetes Foundation.
- [3] Dey, D. K. 2014. Mathematical Study of Adaptive Genetic Algorithm (AGA) with Mutation and Crossover Probabilities. *COMPUSOFT*. 3 : 766.
- [4] Kharisma, D. 2013. *Pengaruh Perbedaan Strategi Metode Seleksi dalam Algoritma Genetika untuk Kompresi Citra Fraktal*. Skripsi. Solo. Universitas Sebelas Maret.
- [5] Kusumadewi, S., Purnomo H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Edisi 2, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [6] Mahmudy, W. F., Rahman, M. A. 2011. Optimasi Fungsi Multi-Obyektif Berkendala Menggunakan Algoritma

- Genetika Adaptif dengan Pengkodean Real. *KURSOR*. 6 (1) : 19-26.
- [7] Mitra, S. 2008. *A Hill-Climbing Algorithm Combined with Fuzzy Sets Concepts Toward The Development of A Compact Associative Classifier*. Thesis. New York. Binghamton University.
- [8] Muzid, S. 2008. Pemanfaatan Algoritma Fuzzy Evolusi untuk Penyelesaian Kasus *Travelling Salesman Problem*. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*. Yogyakarta, 21 Juni 2008, Universitas Islam Indonesia.
- [9] Muzid, S. 2014. *Dinamisasi Parameter Algoritma Genetika Menggunakan Population Resizing on Fitness Improvement Fuzzy Evolutionary Algorithm (PRoFIFEA)*. [Online], Tersedia di <http://jurnal.umk.ac.id/index.php/SNA/article/viewFile/212/211>, [accessed 15 Desember 2016].
- [10] Persatuan Ahli Gizi Indonesia. 2009. *Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI)*. Gramedia, Jakarta.
- [11] Purnomo, D.E.S. 2013. *Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Obyek Wisata di Surakarta Menggunakan Metode Fuzzy Tahani*. Skripsi. Semarang. Universitas Stikubank.
- [12] Riquelme, P. M. 2014. Adaptive Genetic Algorithm based on Fuzzy Rules. *Revista INNOVER*. 1 : 56-64.
- [13] Sefuro, T., Sudaryanto, S. N. 2015. *Analisis Perbandingan Algoritma Genetika dan Algoritma Fuzzy Evolusi dalam Penyelesaian Travelling Salesman Problem*. [Online], Tersedia di [http://eprints.dinus.ac.id/14982/1/jurnal\\_14825.pdf](http://eprints.dinus.ac.id/14982/1/jurnal_14825.pdf), [accessed 24 September 2016].
- [14] Sommerville, I. 2011. *Software Engineering*. 9<sup>th</sup> Editon, Addison-Wesley.
- [15] Sumarta, S.C. 2015. *Analisis Algoritma Genetika Tanpa Operasi Crossover pada Kasus Travelling Salesman Problem dengan Metode 2 Tahap Mutasi*. [Online], Tersedia di <http://www.uajm.ac.id/files/temp/pdfIPsQB7>, [accessed 16 Desember 2016].
- [16] Sutojo, T., Mulyanto, E., Suhartono V. 2011. *Kecerdasan Buatan*. Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [17] Varnamkhasti, M. J., Lee, L. S., Bakar, M. R. A., Leong, W. J. 2011. A Genetic Algorithm with Fuzzy Crossover Operator and Probability. *Advances in Operations Research*. 2012 : 1-16.
- [18] Wicaksana, D.A. 2013. *Solusi Travelling Salesman Problem menggunakan Algoritma Fuzzy Evolusi (Studi Kasus : PT. Jalur Nugraha Ekakurir (JNE) Semarang)*. Skripsi. Universitas Negeri Semarang.
- [19] Wijayakusuma, H. H. M. 2008. *Bebas Diabetes Mellitus Ala Hembing*. Penerbit Puspa Swara, Jakarta.