

## OPTIMASI DERAJAT KEANGGOTAAN FUZZY TSUKAMOTO MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK DIAGNOSIS PENYAKIT SAPI POTONG

Diva Kurnianingtyas<sup>1</sup>, Wayan Firdaus Mahmudy<sup>2</sup>, Agus Wahyu Widodo<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>divakurnianingtyas@gmail.com, <sup>2</sup>wayanfm@ub.ac.id, <sup>3</sup>a\_wahyu\_w@ub.ac.id

(Naskah masuk: 2 Februari 2017, diterima untuk diterbitkan: 27 Februari 2017)

### Abstrak

Sistem inferensi *fuzzy* bisa digunakan untuk diagnosis penyakit pada sapi potong. Untuk mendapatkan akurasi yang tinggi maka batasan fungsi keanggotaan *fuzzy* perlu ditentukan secara tepat. Penggunaan metode logika *fuzzy* untuk memperoleh hasil diagnosis penyakit pada sapi potong sesuai pakar berdasarkan batasan gejala penyakit dan aturan-aturan yang diperoleh dari pakar. Batasan tersebut bisa diperbaiki menggunakan Algoritma Genetika untuk mendapatkan akurasi yang lebih baik. Pengujian yang dilakukan pada 51 data dari beberapa gejala penyakit menghasilkan akurasi sebesar 98,04% dengan menggunakan parameter genetika terbaik antara lain ukuran populasi sebesar 80, ukuran generasi sebesar 15, nilai *Crossover rate* (*Cr*) sebesar 0,9, dan nilai *Mutation rate* (*Mr*) sebesar 0,06. Akurasi tersebut mengalami peningkatan sebesar 3,54% sesudah dilakukannya optimasi pada metode logika *fuzzy*.

**Kata kunci:** diagnosis penyakit sapi potong, logika *fuzzy*, Algoritma Genetika

### Abstract

*Fuzzy inference systems can be used to diagnose cattle disease. Prior to obtaining the most accurate of limitation, fuzzy membership functions must be defined precisely. Thus, the limits will be optimized along with Genetic Algorithm to get more accurate results. The function of fuzzy logic methods in the diagnosis of disease is relied upon the parameters set by experts. Tests that were performed on 51 data from some of the symptoms of the disease resulted in an accuracy of 98.04% using the best genetic parameters with the population size of 80, the size of the generation of 15, crossover rate value of 0.9, and the value of mutation rate of 0.06. The accuracy has increased by 3.54% compare to results before optimization.*

**Keywords:** cattle disease diagnosis, fuzzy logic, genetic algorithms

## 1. PENDAHULUAN

Diagnosis penyakit merupakan proses awal untuk mendeteksi suatu penyakit melalui gejala-gejala yang ditimbulkan. Kegagalan suatu diagnosis akan memberikan beberapa permasalahan seperti keselamatan hidup ternak (Schiff, 2008). Ternak yang sedang terjangkit penyakit, risiko hidupnya sangat bergantung terhadap diagnosis awal seorang dokter (Fernandez-Millan et al., 2015). Sehingga, ketepatan dalam mendiagnosis penyakit pada pasien sangat diperlukan.

Banyak kendala yang dialami oleh peternak sapi potong dalam mempertahankan kualitas kesehatan ternaknya. Terbatasnya pengetahuan para peternak sapi potong sehingga tidak dapat mengetahui penyakit sapi potong sejak dini (Tyas et al., 2015). Selain itu, keberadaan dokter hewan yang sangat minim untuk melakukan diagnosis sapi potong yang terserang penyakit membuat peternak lambat dalam mengambil keputusan untuk pengobatan sapi potong tersebut (Kaler and Green, 2013). Oleh karena itu, penegakkan untuk diagnosis awal merupakan hal yang penting untuk menangani

penyakit. Hal itu tidak dapat dilakukan oleh peternak sapi potong.

Identifikasi dari gejala-gejala yang timbul merupakan salah satu cara untuk mendiagnosis penyakit. Permasalahan diagnosis timbul karena informasi yang tidak jelas sehingga tidak bisa menghasilkan diagnosis penyakit yang tepat (Samuel and Balamurugan, 2012). Logika *fuzzy* sangat fleksible pada perubahan dan ketidakpastian masalah (Purnomo and Kusumadewi, 2010). Sehingga proses diagnosis penyakit sangat cocok menggunakan logika *fuzzy* karena adanya ketidakjelasan informasi gejala dan penyakit. Salah satu penelitian yang dapat memberikan solusi terhadap permasalahan tersebut adalah penelitian Nisak (2015). Penelitiannya berkaitan dengan mendiagnosis penyakit sapi potong yang menggunakan metode *fuzzy* Tsukamoto. Pengujian dilakukan pada 26 data, memperoleh hasil akurasi sebesar 96,15% (Nisak et al., 2015).

Logika *fuzzy* sudah banyak diimplementasikan untuk mendiagnosis berbagai penyakit seperti penyakit diabetes melitus tipe 2 (Meza-Palacios et al., 2017), penyakit ginjal (Ahmed et al., 2014), penyakit kulit pada anak (Putra and Munir, 2015), penyakit *thyroid* (Biyouki et al., 2015), dan *sudden*

*cardiac death* (Utomo and Mahmudy, 2015) dengan mendapatkan akurasi sebesar 93,33%, 86,7%, 76%, 89,09%, dan 84%. Tetapi penggunaan metode *fuzzy* ini dirasa masih kurang, beberapa penelitian mendapatkan hasil yang belum sesuai dengan ekspektasi.

Penggunaan Logika *fuzzy* pada permasalahan kompleks dan sangat besar, membuat proses kerjanya dirasa masih kurang optimal. Seringkali mengalami kesulitan dalam menentukan *fuzzy* set dan aturan *fuzzy* yang digunakan untuk mendapatkan solusi permasalahan (Alharbi and Tchier, 2015). Pada jurnal yang berjudul “*Evolutionary Computation Based Fuzzy Membership Functions Optimization*” yang ditulis oleh Esmine dan Lambert-Torres (2007) menyatakan bahwa metode *fuzzy* memiliki rule dan derajat keanggotaan yang dapat mempengaruhi kinerjanya. Sehingga dari metode *fuzzy* ini masih dapat dikembangkan kembali dikombinasikan dengan metode lain dengan mengubah derajat keanggotaannya. Pada kasus penelitian Nisak (2015) untuk mendiagnosis sapi potong, kemungkinan dapat dikombinasikan dengan metode lain agar mendapatkan solusi lebih optimal dengan akurasi yang meningkat.

Ada beberapa algoritma evolusi yang cocok untuk melakukan pengoptimasian derajat keanggotaan metode *fuzzy*. Algoritma evolusi yang dimaksud adalah Algoritma Genetika (*Genetic Algorithms*, GAs), *Particle Swarm Optimization* (PSO), dan *Hybrid Particle Swarm with Mutation* (HPSOM) (Esmine and Lambert-Torres, 2007). Dalam kasus Nisak (2015), penggunaan Algoritma Genetika lebih dibutuhkan. Metode ini memberikan strategi untuk menyesuaikan secara otomatis dan komparatif derajat keanggotaan. Selain itu, pada penelitian Esmine dan Lambert-Torres (2007), telah menunjukkan bahwa Algoritma Genetika memiliki performa yang lebih baik dari algoritma PSO dan HPSOM pada kasus pengoptimasian derajat keanggotaan *fuzzy*.

Algoritma Genetika merupakan metode yang menirukan proses evolusi biologis alam. Algoritma ini melakukan pemilihan kromosom yang berkualitas sehingga memperoleh generasi yang berkualitas pula. Selain itu, dalam memecahkan permasalahan yang rumit diperlukan metode dengan ruang pencarian solusi yang luas. Algoritma Genetika telah terbukti sebagai metode meta-heuristic yang kuat untuk memecahkan berbagai permasalahan kompleks dengan ruang pencarian yang besar (Mahmudy, 2014). Ada beberapa penelitian yang menggunakan kombinasi metode *fuzzy* dan Algoritma Genetika untuk melakukan diagnosis penyakit seperti penyakit *Erythematous-Squamous* (Parthiban and Subramanian, 2009), penyakit *tuberculosis* (Omisore et al., 2015), dan penyakit hepatitis (Adeli et al., 2013) sehingga dapat memperoleh akurasi sebesar 96,65%, 60,72%, dan 97,44%. Selain diagnosis penyakit, metode tersebut

dapat digunakan untuk peramalan permintaan barang (Armanda and Mahmudy, 2016) dan penentuan harga jual rumah (Azizah et al., 2015) dengan nilai error (RMSE) yang didapatkan sebesar 5779,44 dan 0,1369. Sehingga, Algoritma Genetika memperoleh hasil lebih baik dari penggunaan algoritma optimasi lainnya.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, penelitian ini akan mengoptimasi derajat keanggotaan dari metode *fuzzy* Tsukamoto menggunakan Algoritma Genetika untuk diagnosis penyakit sapi potong sehingga diharapkan permasalahan pada kasus Nisak (2015) akan memperoleh hasil yang lebih baik dan akurat.

## 2. PENYAKIT SAPI POTONG

Dalam usaha di bidang peternakan, ada beberapa penyakit yang dapat menyerang ternak sapi. Sehingga peternak seharusnya mengetahui beberapa gejala penyakit menyerang sapi yang terlihat dari tanda-tanda gejala dari ternak tersebut (Anggraeni et al., 2013). Gejala-gejala penyakit pada sapi potong terbagi menjadi gejala spesifik dan gejala non-spesifik. Gejala non-spesifik adalah gejala yang dimiliki beberapa penyakit dan memiliki tingkat gejala yaitu normal, sedang, dan tinggi. Gejala ini memerlukan sebuah metode untuk melakukan diagnosis. Gejala non-spesifik antara lain berbau busuk, bulu berdiri, bulu kusam, bulu rontok, gatal-gatal, keluar lendir vulva, kembung, kulit kasar, mammae keras, muncul belatung, pincang, dan plasenta tertinggal. Lain halnya gejala spesifik, yang hanya dimiliki oleh satu penyakit sehingga mudah untuk mendeteksi penyakit tersebut. Gejala spesifik antara lain bengkak, demam, diare, diare berdarah, keluar ingus, kurus, nafsu makan berkurang, dan sesak nafas. Berikut penjelasan beberapa jenis penyakit dan gejala-gejalanya ditunjukkan Tabel 1.

Tabel 1. Gejala Penyakit Spesifik dan Non-spesifik Pada Sapi

No.	Penyakit	Gejala
1.	Abses	Bengkak dan Demam.
2.	Askariasis	Bulu kusam, Bulu berdiri, Kurus, Nafsu makan berkurang, dan Diare.
3.	BEF	Demam, Nafsu makan berkurang, Keluar ingus, dan Pincang.
4.	Bloat	Nafsu makan berkurang, Diare, Kembung, dan Sesak nafas.
5.	Endometritis	Demam, Nafsu makan berkurang, dan Keluar lendir vulva
6.	Entritis	Demam, Kurus, Nafsu makan berkurang, Diare, dan Diare berdarah.
7.	Mastitis	Demam, Nafsu makan berkurang, dan Mammae keras
8.	Omphaltis	Demam, Nafsu makan berkurang, Bengkak, dan Muncul belatung.
9.	Pneumonia	Demam, Nafsu makan berkurang, Keluar ingus, dan Sesak nafas.
10.	Retensio	Demam, Nafsu makan berkurang, Plasenta tertinggal, dan Berbau busuk
11.	Scabies	Bulu Rontok, Nafsu makan berkurang, Gatal-gatal, dan Kulit kasar

Sumber : Nisak (2015)

### 3. LOGIKA FUZZY

Derajat keanggotaan yang dimiliki logika *fuzzy* antara 0 sampai 1 yang menunjukkan nilai benar atau salah (Zamroni, 2014). Pendekatan fungsi merupakan salah satu metode untuk memperoleh nilai derajat keanggotaan melalui berbagai macam representasi *fuzzy* (Juningdiyah et al., 2014). Kemungkinan dalam memprediksi nilai benar atau salah dalam waktu yang bersamaan merupakan karakteristik dalam *fuzzy* (Zamroni, 2014).

#### 2.1. Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* adalah suatu kelas objek dengan rangkaian nilai keanggotaan. Himpunan tersebut memiliki fungsi rentang nilai 0 sampai 1 merupakan salah satu karakteristik yang dimiliki *fuzzy* (Zamroni, 2014). Menurut Zamroni (2014), himpunan *fuzzy* dapat dinotasi ke dalam Persamaan (1).

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in A\} \tag{1}$$

dimana  $x$  adalah himpunan dan  $\mu_A(x)$  adalah derajat keanggotaan dari  $x$ .

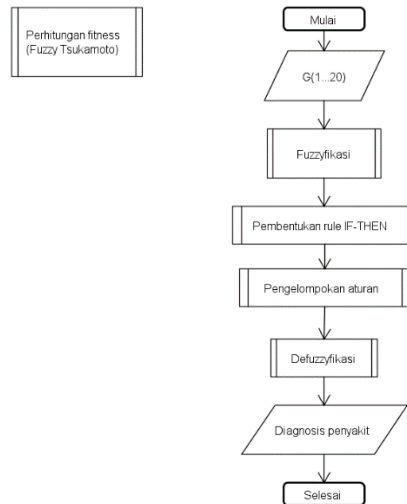
#### 2.2. Operasi Fuzzy

Operasi *fuzzy* adalah perhitungan pada himpunan *fuzzy* dengan mengombinasikan atau memodifikasinya. Operasi tersebut diperlukan untuk proses inferensi atau penalaran. Berbagai macam operasi *fuzzy* dengan notasi yang ditunjukkan ke dalam persamaan antara lain (Suratno et al., 2011)

- a. Kesamaan :  $\mu_A(x) = \mu_B(x), x \in X$
- b. Gabungan :  $\max\{\mu_A(x), \mu_B(x), x \in X\}$
- c. Irisan :  $\min\{\mu_A(x), \mu_B(x), x \in X\}$
- d. Komplemen :  $\mu_A(x) = 1 - \mu_A(x), x \in X$

### 4. FUZZY TSUKAMOTO

*Fuzzy Tsukamoto* adalah salah satu jenis sistem inferensi yang memiliki fungsi keanggotaan yang monoton. Metode ini sangat fleksibel dan memiliki toleransi pada data yang sudah ada. Selain itu, *fuzzy Tsukamoto* lebih intuitif, diterima banyak pihak, dan lebih cocok digunakan masukan yang diterima dari manusia bukan mesin (Thamrin et al., 2014). Secara diagram proses *fuzzy Tsukamoto* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Proses *fuzzy Tsukamoto*

#### 4.1. Siklus *fuzzy Tsukamoto*

Tahapan pada *fuzzy Tsukamoto* pada Gambar 1 akan dijelaskan secara detail sebagai berikut.

##### 1. Proses fuzzyfikasi

Dalam proses ini, input nilai pasti (*crisp*) diubah menjadi nilai *fuzzy* dengan fungsi keanggotaan. Pada penelitian ini, nilai pasti berupa nilai skor setiap gejala yang telah ditentukan. Nilai skor akan dimasukkan ke dalam fungsi keanggotaan sesuai dengan aturan domain setiap gejala. Nilai skor dan domain dibuat oleh *knowledge engineer* atas persetujuan pakar. Data tersebut diperoleh dari penelitian Nisak (2015) yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Skor dan Domain dari Gejala

Kode Gejala	Gejala	Tingkat	Domain	Nilai Skor
G1	Bengkak	Normal	0-50	0
		Sedang	25-75	60
		Tinggi	50-100	95
G2	Demam	Normal	0-60	0
		Sedang	50-70	53
		Tinggi	60-80	79
G3	Diare	Normal	0-65	0
		Sedang	60-80	63
		Tinggi	65-85	83
G4	Diare berdarah	Normal	0-15	0
		Sedang	10-20	12
		Tinggi	15-30	29
G5	Keluar ingus	Normal	0-60	0
		Sedang	40-75	55
		Tinggi	60-80	79
G6	Kurus	Normal	0-30	0
		Sedang	10-50	21
		Tinggi	30-80	77
G7	Nafsu makan berkurang	Normal	0-45	0
		Sedang	30-60	41
		Tinggi	45-75	73
G8	Sesak nafas	Normal	0-80	0
		Sedang	40-90	69
		Tinggi	80-100	99
G9	Berbau busuk	Ya	0-100	90
G10	Bulu berdiri	Ya	0-100	90
G11	Bulu kusam	Ya	0-100	90
G12	Bulu rontok	Ya	0-100	90
G13	Gatal-gatal	Ya	0-100	90
G14	Keluar lendir vulva	Ya	0-100	90
G15	Kembung	Ya	0-100	90
G16	Kulit kasar	Ya	0-100	90

G17	Mamae keras	Ya	0-100	90
G18	Muncul belatung	Ya	0-100	90
G19	Pincang	Ya	0-100	90
G20	Plasenta tertinggal	Ya	0-100	90

Sumber : Nisak (2015)

Fungsi keanggotaan akan dibentuk berdasarkan domain setiap kriteria pada rentang nilai setiap gejala. Domain yang telah dibentuk pada Tabel 2, untuk menentukan rumus fungsi keanggotaan.

## 2. Pembentukan aturan *IF-THEN*.

Data 20 gejala penyakit digunakan input (masukkan) untuk mendiagnosis 11 jenis penyakit sapi potong yang memiliki parameter yang berbeda-beda, antara lain:

- G1 (Bengkak) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G2 (Demam) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G3 (Diare) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G4 (Diare berdarah) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G5 (Keluar ingus) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G6 (Kurus) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G7 (Nafsu makan berkurang) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G8 (Sesak nafas) mempunyai 3 parameter yaitu Normal, Sedang, dan Tinggi.
- G9 (Berbau busuk) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G10 (Bulu berdiri) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G11 (Bulu kusam) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G12 (Bulu rontok) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G13 (Gatal-gatal) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G14 (Keluar lendir vulva) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G15 (Kembung) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G16 (Kulit kasar) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G17 (Mamae keras) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G18 (Muncul belatung) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G19 (Pincang) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.
- G20 (Plasenta tertinggal) mempunyai 1 parameter yaitu Ya.

Aturan yang digunakan diperoleh dari penelitian sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh Nisak (2015) dengan jumlah 112 aturan.

## 3. Pengelompokkan aturan

Data masukkan gejala penyakit disesuaikan dengan data uji dari kombinasi penelitian Nisak (2015) dan Tyas (2015). Data uji penelitian Nisak (2015) sebanyak 26 data dan penelitian Tyas (2015) sebanyak 40 data. Karena ada beberapa data uji yang sama, maka hanya didapatkan data pengujian sebanyak 51 data. Berdasarkan 112 aturan yang dibentuk, digunakan untuk melakukan komposisi setiap aturan penyakit. Komposisinya menggunakan fungsi MIN dan operator AND yang akan dibahas sebagai berikut.

Contoh:

Input gejala:

- Demam Tinggi
- Nafsu makan berkurang Sedang

Proses:

Data input gejala dicocokkan ke dalam 112 aturan, kemudian untuk hasil pencocokkan aturan yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Aturan Sesuai Input Gejala

Rule	Gejala	Fuzzyfikasi	Diagnosis Penyakit
55	Demam Tinggi	0,1	BEF
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Keluar ingus Sedang	0,857142857	
	Pincang	0,1	
56	Demam Tinggi	0,1	BEF
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Keluar ingus Sedang	0,857142857	
58	Demam Tinggi	0,1	BEF
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
86	Demam Tinggi	0,1	Mastitis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Mamae Keras	0,1	
87	Demam Tinggi	0,1	Mastitis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
90	Demam Tinggi	0,1	Omphaltis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Bengkak Tinggi	0,1	
	Muncul Belatung	0,1	
91	Demam Tinggi	0,1	Omphaltis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Bengkak Sedang	0,6	
	Muncul Belatung	0,1	
94	Demam Tinggi	0,1	Omphaltis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Bengkak Tinggi	0,1	
95	Demam Tinggi	0,1	Omphaltis
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Bengkak Sedang	0,6	
99	Demam Tinggi	0,1	Pneumonia
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Sesak nafas Tinggi	0,1	
	Keluar ingus Tinggi	0,1	
101	Demam Tinggi	0,1	Pneumonia
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Sesak nafas Tinggi	0,1	
105	Demam Tinggi	0,1	Pneumonia
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Plasenta tertinggal	0,1	
107	Berbau busuk	0,1	Pneumonia
	Demam Tinggi	0,1	

Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333
Plasenta tertinggal	0,1

Kemudian melakukan perhitungan  $\alpha$ -predikat, diperoleh dari nilai minimal hasil fuzzyfikasi setiap aturan yang cocok dengan input gejala. Proses perhitungan fuzzyfikasi untuk mencari  $\alpha$ -predikat menggunakan Persamaan (3), ditunjukkan sebagai berikut: (Nisak et al., 2015).

$$\alpha - predikat = MIN (\mu(g1), \mu(g2), \dots \mu(gn)) \quad (3)$$

Setelah mendapatkan nilai  $\alpha$ -predikat dapat diperoleh nilai z dengan Persamaan (4) yaitu

$$\alpha - predikat = \frac{batas\ atas - z_1}{batas\ atas - batas\ bawah} \quad (4)$$

Sehingga pada penelitian ini, berikut contoh perhitungan  $\alpha$ -predikat pada aturan ke-55 menggunakan Persamaan (3).

$$\begin{aligned} \alpha - predikat_{55} &= MIN (\mu_{tinggi}(g2) \cap \mu_{sedang}(g5) \\ &\quad \cap \mu_{sedang}(g7) \cap \mu_{ya}(g19)) \\ &= MIN (0,1 ; 0,73 ; 0,85 ; 0,1) \\ &= 0,1 \end{aligned}$$

Berikut ini hasil perhitungan  $\alpha$ -predikat yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan  $\alpha$ -predikat

Rule	Gejala	Fuzzyfikasi	$\alpha$ -predikat
55	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Keluar ingus Sedang	0,857142857	
	Pincang	0,1	
56	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
58	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
86	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
87	Mamae Keras	0,1	0,1
	Demam Tinggi	0,1	
90	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	0,1
	Demam Tinggi	0,1	
91	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	0,1
	Bengkak Sedang	0,6	
	Muncul Belatung	0,1	
94	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
95	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
99	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Sesak nafas Tinggi	0,1	
	Keluar ingus Tinggi	0,1	
101	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
105	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Plasenta tertinggal	0,1	
	Berbau busuk	0,1	
107	Demam Tinggi	0,1	0,1
	Nafsu makan berkurang Sedang	0,733333333	
	Plasenta tertinggal	0,1	

Berdasarkan Persamaan (4), berikut contoh perhitungan nilai hasil inferensi (z) pada aturan ke-55.

$$\begin{aligned} \alpha - predikat_{55} &= \frac{batas\ atas - z_{55}}{batas\ atas - batas\ bawah} \\ 0,1 &= \frac{9 - z_{55}}{9 - 0} \\ z_{55} &= 8,1 \end{aligned}$$

Berikut ini hasil perhitungan nilai inferensi (z) setiap rule yang sesuai dengan input gejala ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Nilai Inferensi (z)

Rule	$\alpha$ -predikat	z
55	0,1	8,1
56	0,1	8,1
58	0,1	8,1
86	0,1	8,1
87	0,1	8,1
90	0,1	8,1
91	0,1	8,1
94	0,1	8,1
95	0,1	8,1
99	0,1	8,1
101	0,1	8,1
105	0,1	8,1
107	0,1	8,1

#### 4. Proses defuzzyfikasi

Dalam menghitung nilai inferensi *crisp* setiap aturan menggunakan Persamaan (5), ditunjukkan sebagai berikut:

$$Z = \frac{\sum \alpha_i z_i}{\sum \alpha_i} \quad (5)$$

Proses menghitung nilai defuzzyfikasi (Z) dari nilai  $\alpha$ -predikat dan nilai inferensi (z) dilakukan pada jenis penyakit yang sama. Proses defuzzyfikasi setiap jenis penyakit menggunakan rumus Persamaan (5), berikut contoh perhitungan pada penyakit BEF.

- BEF (Rule 55, Rule 56, Rule 58)

$$\begin{aligned} Z_{BEF} &= \frac{\alpha_{55} z_{55} + \alpha_{56} z_{56} + \alpha_{58} z_{58}}{\alpha_{55} + \alpha_{56} + \alpha_{58}} \\ &= \frac{0,1 * 8,1 + 0,1 * 8,1 + 0,1 * 8,1}{0,1 + 0,1 + 0,1} \\ &= 8,1 \end{aligned}$$

Berikut ini hasil perhitungan defuzzyfikasi (Z) setiap jenis penyakit yang ditunjukkan pada Tabel 6.

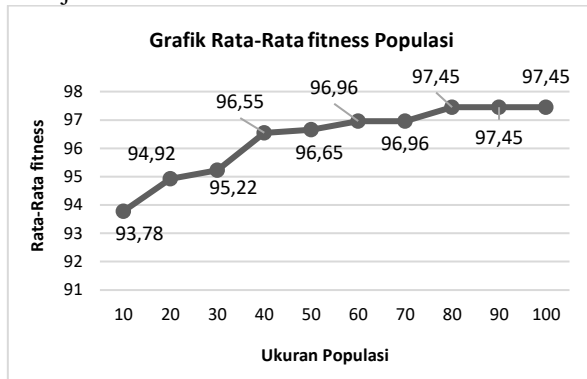
Tabel 6. Hasil Perhitungan Defuzzyfikasi (Z)

Rule	Diagnosis Pakar	$\alpha$ -predikat	z	Z
55	BEF	0,1	8,1	8,1
56		0,1	8,1	
58		0,1	8,1	
86	Mastitis	0,1	8,1	8,1
87		0,1	8,1	
90	Omphaltis	0,1	8,1	8,1
91		0,1	8,1	
94		0,1	8,1	
95	Pneumonia	0,1	8,1	8,1
99		0,1	8,1	
101		0,1	8,1	
105	Retensio	0,1	8,1	8,1
107		0,1	8,1	

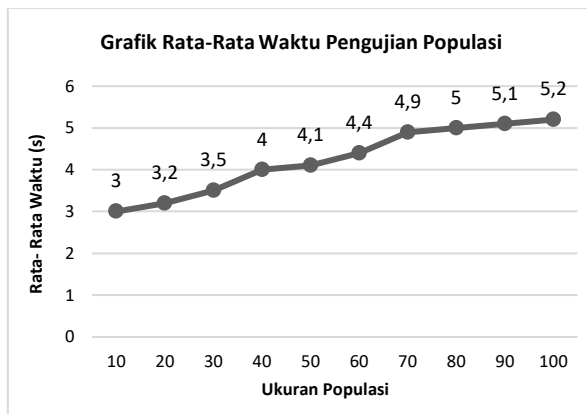




10 hingga 100. Nilai parameter untuk pengujian antara lain ukuran generasi sebesar 20, nilai Cr sebesar 0,8, dan nilai Mr sebesar 0,05 yang ditunjukkan Gambar 6.



Gambar 6. Pengaruh Ukuran Populasi

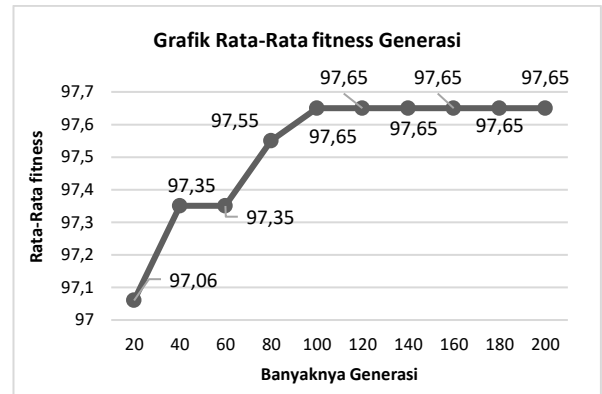


Gambar 7. Pengaruh Waktu Terhadap Ukuran Populasi

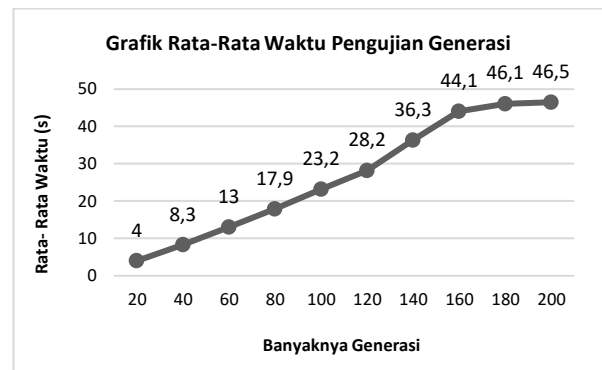
Dari Gambar 6 ditunjukkan bahwa grafik dari ukuran populasi 10 hingga 80 relatif mengalami peningkatan dari fitness 93,78% menuju fitness 97,45%. Ukuran populasi lebih dari 80 tidak memberikan perbaikan fitness yang signifikan. Ukuran populasi yang terlalu besar tidak akan memberikan perbaikan solusi yang signifikan dan hanya membebani waktu komputasi. Pengaruh waktu terhadap jumlah ukuran populasi ditunjukkan pada Gambar 7. Sehingga solusi yang telah didapatkan terdapat pada ukuran populasi sebesar 80.

### 5.2. Pengujian Banyaknya Generasi

Pengujian pada banyaknya generasi dengan variasi kelipatan 20 mulai dari 20 hingga 200. Nilai parameter dari ukuran populasi sebesar 80 dari hasil pengujian ukuran populasi terbaik. Nilai parameter lainnya seperti nilai Cr sebesar 0,8 dan nilai Mr sebesar 0,05 yang ditunjukkan Gambar 8.



Gambar 8. Pengaruh Banyaknya Generasi



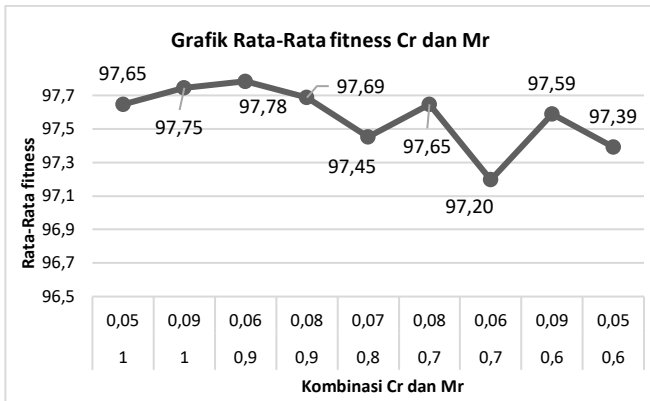
Gambar 9. Pengaruh Waktu Terhadap Banyaknya Generasi

Dari Gambar 8 ditunjukkan bahwa grafik dari ukuran generasi 20 hingga 100 relatif mengalami peningkatan dari fitness 97,06% menuju fitness 97,45%. Tetapi pada generasi lebih dari 100 tidak memberikan perbaikan fitness yang signifikan. Pada titik tersebut telah terjadi kondisi konvergensi. Selain itu, jika jumlah generasi semakin besar, maka waktu yang dibutuhkan proses pengekseskuan juga akan semakin besar ditunjukkan pada Gambar 9. Sehingga solusi yang telah didapatkan terdapat pada generasi ke 100.

### 5.3. Pengujian Kombinasi Cr dan Mr

Pengujian ini mencari nilai fitness setiap pengujian yang dilakukan sebanyak 9 kali. Nilai parameter ukuran populasi sebesar 80 dan ukuran generasi sebesar 100 ditunjukkan Gambar 10.





Gambar 10. Pengujian Kombinasi Cr dan Mr

Selain itu, diperlukan juga mengamati keberadaan *fitness* tertinggi pada setiap iterasi. Kemudian, menghitung nilai rata-rata iterasi tersebut untuk mendapatkan iterasi terbaik pada pengujian ini.

Tabel 13. Pengujian Iterasi Kombinasi Cr dan Mr

Kombinasi		Iterasi										Rata-Rata
		Percobaan ke -										
Cr	Mr	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0,9	0,06	60	7	12	4	11	15	7	11	7	13	14,7

Sehingga dapat disimpulkan dari Tabel 13 dan Gambar 6, kombinasi nilai Cr sebesar 0,9 dan nilai Mr sebesar 0,06 hanya memerlukan 15 iterasi untuk mendapatkan solusi yang optimal. Dan untuk iterasi selanjutnya nilai *fitness* tidak mengalami perubahan.

### 5.3. Pengujian Parameter Terbaik

Kombinasi parameter-parameter terbaik yang diperoleh dari pengujian sebelumnya digunakan ke dalam pengujian ini. Sehingga, parameter pengujian yang digunakan antara lain ukuran populasi sebesar 80, ukuran generasi sebesar 15, nilai Cr sebesar 0,9, dan nilai Mr sebesar 0,06. Pengujian yang dilakukan pada 51 data, menghasilkan jumlah akurasi data uji sebesar 50 karena pada data uji ke-24 dan ke-27 menghasilkan akurasi uji sebesar 0,5, lainnya akurasinya bernilai 1. Sehingga proses optimasi *fuzzy* Tsukamoto menggunakan Algoritma Genetika memperoleh akurasi sebesar 98,04% yang diperoleh dari perhitungan dengan Persamaan (7).

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah akurasi}}{\text{total data keseluruhan}} \times 100\% \quad (7)$$

Dibandingkan dengan data yang tanpa mengalami optimasi, hanya mendapatkan jumlah akurasi data uji sebesar 48,2. Akurasi pada data uji ke-2 sebesar 0,2, data uji ke-22 sebesar 0,5, data uji ke-27 sebesar 27, dan lainnya bernilai 1. Maka akurasi *fuzzy* Tsukamoto tanpa optimasi dihitung menggunakan Persamaan (7) menghasilkan akurasi sebesar 94,5%. Sehingga akurasi proses optimasi

*fuzzy* Tsukamoto menggunakan Algoritma Genetika telah mengalami peningkatan sebesar 3,54%.

Selain itu, pengujian ini juga menghasilkan batasan terbaik setiap parameter kriteria gejala. Batasan tersebut diperoleh dari rata-rata hasil populasi yang terbentuk. Pada pengujian ini, ada 80 populasi yang terbentuk dan akan menjadi suatu solusi permasalahan. Disesuaikan dengan batasan gejala seorang pakar, maka nilai parameter tersebut akan dibulatkan sehingga bisa menjadi sebuah bilangan integer. Berikut hasil perbandingan batas atas rentang gejala pakar dengan metode yang ditunjukkan pada Tabel 14.

Tabel 14. Hasil Perbandingan Batas Atas Pakar Dengan Metode

Kode Gejala	Gejala	Tingkat	Batas Atas	
			Pakar	Metode
G1	Bengkak	Normal	50	32
		Sedang	75	36
		Tinggi	100	62
G2	Demam	Normal	60	34
		Sedang	70	58
		Tinggi	80	91
G3	Diare	Normal	65	40
		Sedang	80	44
		Tinggi	85	61
G4	Diare berdarah	Normal	15	1
		Sedang	20	16
		Tinggi	30	29
G5	Keluar ingus	Normal	60	20
		Sedang	75	60
		Tinggi	80	69
G6	Kurus	Normal	30	19
		Sedang	50	28
		Tinggi	80	76
G7	Nafsu makan berkurang	Normal	45	20
		Sedang	60	59
		Tinggi	75	74
G8	Sesak nafas	Normal	80	62
		Sedang	90	63
		Tinggi	100	81
G9	Berbau busuk	Ya	100	35
G10	Bulu berdiri	Ya	100	32
G11	Bulu kusam	Ya	100	50
G12	Bulu rontok	Ya	100	71
G13	Gatal-gatal	Ya	100	65
G14	Keluar lendir vulva	Ya	100	77
G15	Kembung	Ya	100	27
G16	Kulit kasar	Ya	100	69
G17	Mamae keras	Ya	100	47
G18	Muncul belatung	Ya	100	54
G19	Pincang	Ya	100	42
G20	Plasenta tertinggal	Ya	100	19

Dilihat dari Tabel 14, ditunjukkan bahwa keseluruhan gejala dari hasil metode cenderung mengalami penyempitan batasan. Hanya gejala demam (G2) kriteria tinggi saja yang mengalami pelebaran batasan. Dengan batasan yang lebih sempit, memungkinkan untuk menaikkan hasil akurasi. Proses diagnosis yang menggunakan batasan dari hasil metode Algoritma Genetika memperoleh hasil akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan batasan dari pakar.

## 7. KESIMPULAN

Optimasi *fuzzy* Tsukamoto pada diagnosis penyakit sapi potong dengan Algoritma Genetika

dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan pendeteksian penyakit sapi. Solusi tersebut menghasilkan nilai batasan gejala penyakit yang optimal dengan akurasi sebesar 98,04%. Akurasi tersebut mengalami peningkatan sebesar 3,54% sesudah dilakukannya optimasi. Adapun parameter genetika terbaik yang diperoleh melalui serangkaian percobaan dengan berbagai macam kombinasi nilai. Nilai terbaik untuk ukuran populasi sebesar 80, banyaknya generasi sebesar 15, nilai Cr sebesar 0,9, dan nilai Mr sebesar 0,06. Selain itu, batasan terbaik yang diperoleh dari cenderung lebih sempit dari batasan yang diperoleh dari pakar.

Penelitian selanjutnya diharapkan data penyakit yang tidak memiliki data gejala yang spesifik, lebih baik tidak digunakan atau informasi gejalanya lebih diperinci kembali. Sehingga, dapat memperoleh akurasi yang lebih tinggi dengan diagnosis yang akurat.

## 8. DAFTAR PUSTAKA

- ADELI, M., BIGDELI, N. & AFSHAR, K. 2013. New Hybrid Hepatitis Diagnosis System Based On Genetic Algorithm And Adaptive Network Fuzzy Inference System. *21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, 1-6.
- AGARWAL, S. & VASAN, A. 2016. Computational Strategy for Structural Analysis, Design, and Optimization of Trusses Using Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization. *IEEE 6th International Conference on Advanced Computing (IACC)*, 203-207.
- AHMED, S., KABIR, M. T., MAHMOOD, N. T. & RAHMAN, R. M. 2014. Diagnosis Of Kidney Disease Using Fuzzy Expert System. *8th International Conference on Software, Knowledge, Information Management and Applications (SKIMA)*, 1-8.
- ALHARBI, A. & TCHIER, F. 2015. A Fuzzy-Genetic Algorithm Method for the Breast Cancer Diagnosis Problem. *ADVCOMP 2015: The Ninth International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences*, 122-127.
- ANGGRAENI, W., MUKLASON, A., ASHARI, A. F., WAHYU, A. & DARMINTO. 2013. Developing Mobile Intelligent System for Cattle Disease Diagnosis and First Aid Action Suggestion. *Seventh International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems (CISIS)*, 117-121.
- ARMANDA, R. S. & MAHMUDY, W. F. 2016. Penerapan Algoritma Genetika Untuk Penentuan Batasan Fungsi Keanggotaan Fuzzy Tsukamoto Pada Kasus Peramalan Permintaan Barang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3, 169-173.
- AZIZAH, E. N., CHOLISSODIN, I. & MAHMUDY, W. F. 2015. Optimasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Tsukamoto Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Penentuan Harga Jual Rumah. *Journal of Environmental Engineering and Sustainable Technology*, 2, 79-82.
- BALA, A. & SHARMA, A. K. 2015. A Comparative Study Of Modified Crossover Operators. *Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, 281-284.
- BIYOUKI, S. A., TURKSEN, I. B. & ZARANDI, M. H. F. 2015. Fuzzy Rule-Based Expert System For Diagnosis Of Thyroid Disease. *IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB)*, 1-7.
- ESMIN, A. A. A. & LAMBERT-TORRES, G. 2007. Evolutionary Computation Based Fuzzy Membership Functions Optimization. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 823-828.
- FERNANDEZ-MILLAN, R., MEDINA-MERODIO, J.-A., PLATA, R. B., MARTINEZ-HERRAIZ, J.-J. & GUTIERREZ-MARTINEZ, J.-M. 2015. A Laboratory Test Expert System For Clinical Diagnosis Support In Primary Health Care. *Applied Sciences*, 5, 222-240.
- GALÁN, C. O., LASHERAS, F. S., JUEZ, F. J. D. C. & SÁNCHEZ, A. B. 2017. Missing Data Imputation Of Questionnaires By Means Of Genetic Algorithms With Different Fitness Functions. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 311, 704-717.
- JUNINGDIYAH, P., DEWI, C. & INDRIATI. 2014. Optimasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy Menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) Pada Sistem Inferensi Fuzzy Penentuan Jurusan Siswa SMA. *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, 4.
- KALER, J. & GREEN, L. E. 2013. Sheep Farmer Opinions On The Current And Future Role Of Veterinarians In Flock Health Management On Sheep Farms: A Qualitative Study. *Preventive Veterinary Medicine*, 112, 370-377.
- KAYA, M. 2011. The Effects Of Two New Crossover Operators On Genetic Algorithm Performance. *Applied Soft Computing*, 11, 881-890.
- KUMAR, A. & CHATTERJEE, K. 2016. An Efficient Stream Cipher Using Genetic Algorithm. *International Conference on Wireless Communications, Signal*

- Processing and Networking (WiSPNET)*, 2322-2326.
- MAHMUDY, W. F. 2014. *Optimisation of Integrated Multi-Period Production Planning and Scheduling Problems in Flexible Manufacturing Systems (FMS) Using Hybrid Genetic Algorithms*. School of Engineering, University of South Australia.
- MEZA-PALACIOS, R., AGUILAR-LASSERRE, A. A., UREÑA-BOGARÍN, E. L., VÁZQUEZ-RODRÍGUEZ, C. F., POSADA-GÓMEZ, R. & TRUJILLO-MATA, A. 2017. Development Of a Fuzzy Expert System For The Nephropathy Control Assessment in Patients with Type 2 Diabetes Mellitus. *Expert Systems with Applications*, 72, 335-343.
- NISAK, A., SOEBROTO, A. A. & FURQON, M. T. 2015. Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Pada Sapi Potong Dengan Metode Fuzzy Inference System (FIS) Tsukamoto (Studi Kasus: Pos Keswan Kabupaten Nganjuk). *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTHK Universitas Brawijaya*, 6.
- OMISORE, M. O., SAMUEL, O. W. & ATAJEROMAVWO, E. J. 2015. A Genetic-Neuro-Fuzzy Inferential Model For Diagnosis Of Tuberculosis. *Applied Computing and Informatics*, 13, 27-37.
- PARTHIBAN, L. & SUBRAMANIAN, R. 2009. An Intelligent Agent For Detection Of Erythematous Squamous Diseases Using Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System And Genetic Algorithm. *International Conference on Intelligent Agent & Multi-Agent Systems. IAMA*, 1-6.
- PURNOMO, H. & KUSUMADEWI, S. 2010. Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan. *Graha Ilmu: Yogyakarta*.
- PUTRA, A. A. & MUNIR, R. 2015. Implementation Of Fuzzy Inference System In Children Skin Disease Diagnosis Application. *International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI)*, 365-370.
- RAMUNA, M. D. T. & MAHMUDY, W. F. 2015. Optimasi Persediaan Barang Dalam Produksi Jilbab Menggunakan Algoritma Genetika. *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTHK Universitas Brawijaya*, 5.
- SAMUEL, A. E. & BALAMURUGAN, M. 2012. Fuzzy Max-Min Composition Technique In Medical Diagnosis. *Applied Mathematical Sciences*, 6, 1741-1746.
- SCHIFF, G. D. 2008. Minimizing Diagnostic Error: The Importance Of Follow-Up And Feedback. *The American journal of medicine*, 121, S38-S42.
- SEETARAM, J. & KUMAR, P. S. 2016. An Energy Aware Genetic Algorithm Multipath Distance Vector Protocol For Efficient Routing. *International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 1975-1980.
- SURATNO, SUDJADI & TRIWIYATNO, A. 2011. *Pengaruh Perbedaan Tipe Fungsi Keanggotaan Pada Pengendali Logika Fuzzy Terhadap Tanggapan Waktu Sistem Orde Dua Secara Umum*. Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik UNDIP.
- THAMRIN, F., SEDIYONO, E. & SUHARTONO, S. 2014. Studi Inferensi Fuzzy Tsukamoto Untuk Penentuan Faktor Pembebanan Trafo PLN. *JURNAL SISTEM INFORMASI BISNIS*, 2, 001-005.
- TYAS, R. D. O., SOEBROTO, A. A. & FURQON, M. T. 2015. Pengembangan Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Sapi Potong Dengan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbour. *Journal of Environmental Engineering and Sustainable Technology*, 2, 58-66.
- UTOMO, M. C. C. & MAHMUDY, W. F. 2015. Penerapan FIS-Tsukamoto untuk Menentukan Potensi Seseorang Mengalami Sudden Cardiac Death. *SESINDO 2015*.
- WANG, B. & LI, J. Load Balancing Task Scheduling Based On Multi-Population Genetic Algorithm In Cloud Computing. *35th Chinese Control Conference (CCC)*, 2016, 27-29 July. 2016. 5261-5266.
- ZAMRONI, M. R. 2014. Pemanfaatan Metode Logic Mamdani Untuk Spk Penerimaan Beasiswa Di Sma Muhammadiyah 10 Sugio. *Jurnal Teknik* 6.
- ZHANG, W., GUO, F., SONG, T., MENG, X. & ZHANG, Q. 2016. On Specific Harmonic Elimination Pwm Of Inverter Based On Genetic Algorithm. *35th Chinese Control Conference (CCC)*, 9207-9211.
- ZHOU, H. & SONG, M. 2016. An Improvement Of Partheno-Genetic Algorithm To Solve Multiple Travelling Salesmen Problem. *IEEE/ACIS 15th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 1-6.