

Pengaruh Membership Function pada Fuzzy Dempster-Shafer

Frisca Olivia Gorianto^{a1}, I Gede Santi Astawa^{a2}, I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan^{a3}

^aProgram Studi Teknik Informatika, Universitas Udayana
Bali, Indonesia

¹fgorianto@gmail.com

²santiastawa@gmail.com

³gungde@unud.ac.id

Abstract

Pada proses klasifikasi selalu akan muncul ketidakpastian. Ketidakpastian berupa kemungkinan bahwa label kelas yang dipilih tidak tepat sehingga menyebabkan keraguan. Salah satu metode untuk menangani hal ini adalah menggunakan metode Fuzzy dan Dempster – Shafer (DS). Penelitian ini akan mengkombinasikan tahap Fuzzification dari metode Fuzzy untuk mendapatkan nilai Belief yang kemudian akan digunakan pada perhitungan klasifikasi DS. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh dari penggunaan Membership Function (MF) yang berbeda – beda dalam proses klasifikasi serta parameter optimal masing-masing MF yang digunakan. Dari penelitian yang telah dilakukan didapatkan hasil bahwa parameter yang optimal bagi bentuk MF segitiga adalah $a1 = a2 = 4$, $b1 = b2 = 10$, $c1 = 0$ dan $c2 = 11$ dan bentuk MF bell adalah $a1 = -11$, $b1 = 0$, $c1 = 11$ dan $a2 = 0$, $b2 = 1$, $c2 = 22$. Hasil penelitian menunjukkan bahwa bentuk MF bell dengan akurasi 88,87% lebih baik daripada MF segitiga.

Keywords: Fuzzification, Dempster – Shafer, Parameter, Membership Function

1. Latar Belakang

Proses klasifikasi adalah proses pemberian label kelas terhadap sekumpulan data yang belum memiliki label kelas [1]. Label kelas akan ditentukan dengan memilih label kelas yang memiliki probabilitas terbesar. Pada proses klasifikasi selalu akan muncul ketidakpastian. Ketidakpastian berupa kemungkinan bahwa label kelas yang dipilih tidak tepat sehingga menyebabkan keraguan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi ketidakpastian dalam klasifikasi adalah menggunakan metode Fuzzy dan Dempster – Shafer (DS).

Metode ini dapat menghitung probabilitas suatu label kelas berdasarkan data yang diinputkan dan menetapkan label kelas berdasarkan nilai probabilitas yang paling besar. Penelitian ini akan mengkombinasikan tahap Fuzzification dari metode Fuzzy untuk mendapatkan nilai Belief yang kemudian akan digunakan pada perhitungan klasifikasi DS. Kelebihan dari menggunakan ini adalah tidak perlu mencari pakar untuk mendapatkan nilai Belief yang akan digunakan pada DS.

Tahap Fuzzification menggunakan Membership Function (MF) untuk menghasilkan nilai kepercayaan atau nilai Belief terhadap kelas. MF sendiri memiliki banyak bentuk yang berbeda-beda [2] sehingga muncul pertanyaan bentuk MF manakah yang lebih optimal dalam melakukan proses klasifikasi. Beberapa penelitian sebelumnya juga sudah melakukan perbandingan menggunakan bentuk – bentuk MF yang berbeda. Salah satunya adalah penelitian mendiagnosis penyakit tanaman cabai dengan menggunakan metode Fuzzy dan Dempster – Shafer. Penelitian ini menggunakan proses Fuzzification untuk mencari nilai Belief berdasarkan tingkatan kerusakan gejala yang dipilih. Nilai Belief tersebut digunakan pada perhitungan Dempster – Shafer dalam menghasilkan persentase besarnya kemungkinan penyakit tersebut menyerang tanaman cabai. MF atau Fungsi Keanggotaan yang digunakan pada penelitian ini adalah kombinasi bentuk fungsi linear dan fungsi segitiga [3].

Penelitian selanjutnya adalah evaluasi bentuk MF pada induksi motor drive yang dikontrol menggunakan Fuzzy. Penelitian ini melakukan evaluasi sensitivitas dan perbandingan antar bentuk-bentuk MF yang berbeda. Bentuk MF yang dibandingkan adalah bentuk segitiga, gaussian, bell, sigmoid, dan trapesium. Penelitian ini menunjukkan bahwa bentuk MF segitiga

menghasilkan performa yang lebih baik daripada bentuk MF lainnya [4]. Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Mashaly adalah melakukan perbandingan bentuk MF non-linear (bell, gaussian, dan sigmoid) untuk mengoptimasi Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam memodelkan produktivitas tenaga surya. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa menggunakan bentuk MF bell menghasilkan performa yang paling baik dan menghasilkan nilai eror yang paling kecil [5].

Metode Fuzzy Dempster – Shafer akan diuji untuk melakukan klasifikasi menggunakan data kanker payudara Wisconsin Breast Cancer Data (WBCD) yang didapatkan dari UCI Machine Learning Repository. Penelitian ini akan melakukan perbandingan bentuk MF bell dan segitiga untuk menghasilkan nilai Belief masing – masing gejala. Nilai Belief tersebut digunakan dalam perhitungan kombinasi DS untuk mendapatkan nilai kemungkinan suatu kejadian atau penyakit berdasarkan data yang digunakan.

2. Metode Penelitian

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini berjudul “Pengaruh Membership Function pada Fuzzy Dempster – Shafer” dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh dari penggunaan Membership Function (MF) yang berbeda – beda dalam proses klasifikasi. Penelitian ini melakukan proses klasifikasi yang secara garis besar membandingkan hasil klasifikasi Fuzzy Dempster – Shafer ketika menggunakan bentuk MF segitiga dan ketika menggunakan bentuk MF bell.

Proses klasifikasi dalam penelitian ini dibagi menjadi dua tahap utama, yaitu tahapan Fuzzification dan tahapan perhitungan Dempster – Shafer (DS). Pada tahap Fuzzification, hal pertama yang dilakukan adalah menentukan parameter yang digunakan. Hal selanjutnya adalah sistem akan melakukan perhitungan nilai Belief yang didapatkan dari nilai hasil rumus MF atau fungsi keanggotaan Fuzzy dengan bentuk dan parameter yang sudah ditentukan sebelumnya. Bentuk MF yang digunakan adalah bentuk segitiga dan bell. Nilai Belief yang dihasilkan memiliki rentang 0 sampai 1 di mana nilai 0 memiliki arti kemungkinan kelas tersebut tidak ada atau tidak mungkin sedangkan nilai 1 memiliki arti sudah pasti kelas tersebut dan tidak ada keraguan atau ketidakpastian.

Percobaan parameter kurva MF yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu bagian pertama adalah di mana parameter titik pusat kurva berada di dalam rentang data input dan kedua adalah menggunakan parameter titik pusat kurva yang berada di luar rentang data input. Hal ini dilakukan karena dengan menggunakan parameter yang berada di dalam rentang data input dapat menghasilkan nilai Belief = 1 sedangkan proses klasifikasi selalu memiliki ketidakpastian [6]. Oleh karena itu, dilakukan bagian kedua, yaitu menggunakan parameter titik pusat kurva yang berada di luar rentang data input sehingga dalam tahap Fuzzification menghasilkan nilai Belief yang tidak bernilai 1 untuk merepresentasikan data yang memiliki ketidakpastian. Nilai – nilai parameter yang digunakan dalam kurva MF dibentuk sedemikian rupa sehingga menghasilkan kurva MF bentuk segitiga dan bell yang simetris [7]. Jika parameter dan bentuk kurva MF sudah ditetapkan dan menghasilkan nilai Belief, selanjutnya masuk ke tahap perhitungan Dempster – Shafer.

Tahapan Dempster – Shafer akan menerima nilai Belief yang didapatkan dari tahap Fuzzification kemudian melakukan perhitungan nilai kemungkinan setiap kelas dengan cara menghitung nilai densitas (m) atau nilai keyakinan menggunakan Dempster's Rule of Combination (DRC). DRC akan menghasilkan nilai densitas masing – masing kelas. Nilai densitas masing – masing kelas inilah yang digunakan sebagai nilai keyakinan sehingga proses klasifikasi dilakukan dengan memilih kelas dengan nilai densitas terbesar.

2.2. Data Penelitian

Penelitian ini berhubungan dengan melakukan diagnosis suatu kelainan atau penyakit berdasarkan gejala yang ada sehingga data yang digunakan adalah Wisconsin Breast Cancer Data (WBCD). Data tersebut berupa data sekunder yang didapatkan dari UCI Machine Learning Repository [8] berisikan data – data pengukuran menentukan tumor malignant (tumor abnormal) atau tumor benign (tumor normal).

Tabel 1. Atribut dan Nilai Korelasinya

No	Atribut Data	Nilai Atribut
1	Sample code number	Nomor ID
2	Clump Thickness	1 - 10
3	Uniformity of Cell Size	1 - 10
4	Uniformity of Cell Shape	1 - 10
5	Marginal Adhesion	1 - 10
6	Single Epithelial Cell Size	1 - 10
7	Bare Nuclei	1 - 10
8	Bland Chromatin	1 - 10
9	Normal Nucleoli	1 - 10
10	Mitoses	1 - 10
11	Class	2 untuk normal dan 4 untuk abnormal

Data ini memiliki 11 atribut yang memiliki nilai dengan rentang 1 sampai 10 (kecuali atribut *Sample code number* dan *class*) dan atribut *Class* yang memiliki dua nilai, yaitu kelas *malignant* (abnormal) direpresentasikan dengan nilai 4 dan kelas *benign* (normal) direpresentasikan dengan nilai 2. Data ini memiliki 699 data *item*, dengan 241 *item* adalah data kelas abnormal dan 458 *item* data kelas normal.

2.3. Parameter Membership Function

Bentuk MF yang digunakan akan dibuat berdasarkan analisis atribut data sebelumnya. Dua bentuk MF yang digunakan adalah segitiga dan bell, dimana masing-masing MF memiliki 3 parameter. Keterangan parameter yang digunakan dalam masing – masing bentuk dapat dilihat pada Tabel 2. Bentuk MF segitiga memiliki parameter a adalah titik mulai, b adalah titik pusat kurva, dan c adalah titik akhir kurva. Bentuk bell memiliki parameter a adalah lebar kurva, b tingkat kemiringan kurva, dan c titik pusat kurva. Dalam penelitian ini akan dilakukan proses klasifikasi menggunakan bentuk MF serta parameter yang berbeda – beda. Nilai – nilai parameter yang digunakan dalam kurva MF dibentuk sedemikian rupa sehingga menghasilkan kurva MF bentuk segitiga dan bell yang simetris [7].

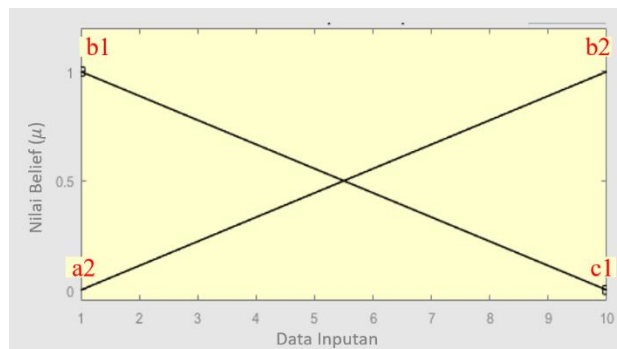
Tabel 2. Parameter Bell dan Segitiga

No.	Parameter	Bentuk MF Segitiga	Bentuk MF Bell
1	a	Titik mulai kurva	Lebar kurva
2	b	Titik pusat kurva	Tingkat kemiringan kurva
3	c	Titik akhir kurva	Titik pusat kurva

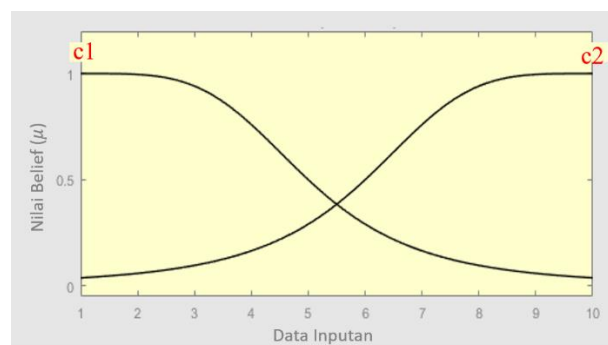
Pada Gambar 1, kurva segitiga pertama memiliki tiga parameter a1, b1, dan c1. Pada gambar tersebut parameter a1 tidak terlihat karena berada diluar rentang data yang digunakan. Sedangkan pada kurva segitiga kedua memiliki parameter a2, b2, dan c2. Pada kurva kedua ini parameter c2 tidak terlihat karena berada diluar rentang data. Seperti pada gambar diatas, kurva bell memiliki tiga parameter akan tetapi hanya parameter c1 dan c2 yang menunjukkan titik pusat kurva karena parameter lainnya menunjukkan lebar dan tingkat kemiringan. Bentuk MF segitiga dan bell dibuat simetris dan ukuran yang sama. Penggunaan perbedaan parameter yang digunakan dalam kurva Membership Function (MF) dibagi menjadi dua bagian. Bagian pertama adalah dengan menggunakan titik pusat kurva yang berada di dalam rentang data. Bagian kedua adalah dengan menggunakan titik pusat kurva yang berada diluar rentang data. Rentang data yang dimaksud adalah rentang nilai atribut data WBCD dengan nilai antara 1 sampai 10 dan

memiliki karakteristik data dimana semakin kecil nilai cenderung menunjukkan kelas normal sedangkan semakin besar nilai cenderung menunjukkan kelas abnormal.

Bagian pertama adalah dimana bentuk MF segitiga dan bell menggunakan titik pusat kurva kelas normal dan kelas abnormal yang berada di dalam rentang data, dalam hal ini berarti titik pusat kelas normal = 1 dan berarti titik pusat kelas abnormal = 10. Akan tetapi penggunaan parameter dalam rentang data ini dapat menghasilkan nilai Belief = 1 yang artinya tidak ada keraguan atau ketidakpastian. Oleh karena itu dilakukan bagian kedua, atau penggunaan parameter titik pusat kurva diluar rentang data. Pada bagian kedua dilakukan dua kali percobaan, yaitu dengan menggunakan parameter titik pusat kurva kelas normal = 0 serta titik pusat kurva kelas abnormal = 11 dan menggunakan parameter titik pusat kurva kelas normal = -1 serta titik pusat kurva kelas abnormal = 12. Nilai titik pusat kurva untuk kedua kelas terjadi perubahan yang sama, yaitu jika titik pusat kurva kelas normal berpindah dari 0 ke -1 maka titik pusat kurva abnormal juga akan berpindah satu kali dari 11 ke 12. Hal ini dilakukan agar bentuk masing – masing kurva tetap simetris [7].



Gambar 1. Bentuk MF Segitiga

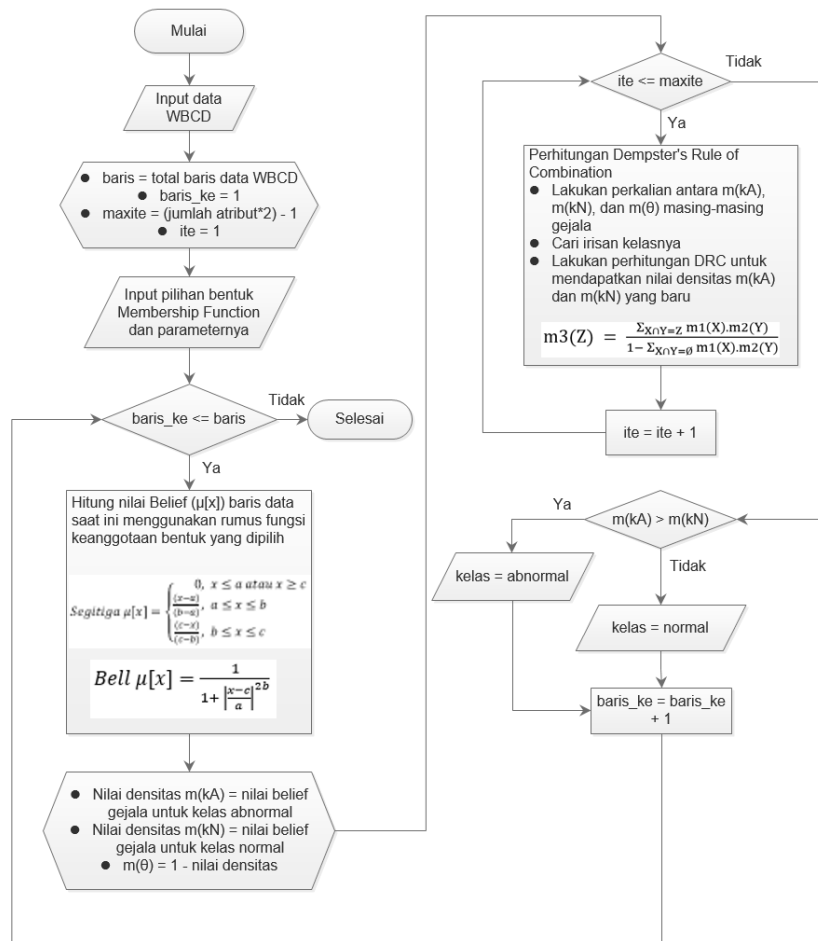


Gambar 2. Bentuk MF Bell

2.4. Diagram Alir

Gambar 3 adalah diagram alir sistem dalam melakukan proses klasifikasi. Sistem dimulai dengan membaca data WBCD lalu menetapkan beberapa variabel. Variabel baris menyimpan jumlah baris yang ada di dalam data WBCD, dalam penelitian ini jumlah baris data yang digunakan adalah 683 sesuai dengan jumlah data item setelah dilakukan pengolahan data sebelumnya.

Variabel baris_ke berfungsi sebagai counter dalam perhitungan iterasi setiap baris data. Sedangkan maxite adalah jumlah iterasi yang harus dilakukan Dempster – Shafer's Rule of Combination (DRC) dan ite adalah sebagai counter perhitungan iterasi maxite. Lalu dilakukan pemilihan bentuk MF yang diinginkan dan parameternya seperti yang sudah ditentukan. Setelah itu sistem masuk ke bagian proses klasifikasi pada baris data pertama yang dimulai dengan tahap fuzzifikasi. Sistem akan menghitung nilai Belief setiap gejala yang ada di baris data pertama menggunakan rumus fungsi keanggotaan yang sesuai dengan bentuk MF yang dipilih. Gejala yang dimaksud disini adalah atribut data, data WBCD memiliki 9 atribut sehingga pada tahap ini sistem akan melakukan perhitungan nilai Belief untuk kesembilan atribut.



Gambar 3. Diagram Alir

Setiap satu gejala akan menghasilkan dua nilai Belief, yaitu nilai Belief untuk kelas normal dan abnormal. Setelah mendapatkan nilai Belief, tetapkan nilai – nilai tersebut sebagai nilai densitas sesuai kelasnya masing – masing. Dengan $m(kA)$ adalah nilai densitas kelas abnormal, $m(kN)$ adalah nilai densitas kelas normal, dan hitung juga nilai plausibility masing – masing kelas.

Langkah selanjutnya adalah memulai iterasi menghitung nilai keyakinan menggunakan *Dempster's Rule of Combination* (DRC). Proses perhitungan DRC dilakukan untuk setiap nilai densitas masing – masing gejala. Nilai densitas masing – masing kelas tersebut akan terus diperbarui sampai iterasi selesai. Setelah iterasi selesai, dilakukan pengujian jika nilai densitas $m(kA)$ lebih besar dari $m(kN)$ maka data dengan gejala – gejala yang sudah dihitung tadi termasuk ke dalam kelas abnormal, jika tidak maka termasuk ke dalam kelas normal. Klasifikasi pada baris pertama data selesai, nilai $baris_ke$ bertambah dan sistem memulai proses klasifikasi ke baris data selanjutnya. Semua proses ini dilakukan terus sampai ke baris data terakhir.

2.5. Fuzzy dan Membership Function

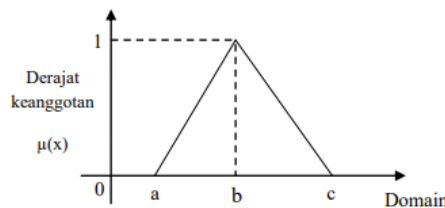
Berdasarkan [9], pengertian Fuzzy secara Bahasa adalah kabur atau samar-samar. Logika Fuzzy merupakan suatu logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (fuzzyness) antara benar atau salah. Namun berapa besar keberadaan dan kesalahan suatu tergantung pada bobot keanggotaan yang dimilikinya. Logika fuzzy digunakan untuk menterjemahkan suatu besaran yang diekspresikan menggunakan bahasa(linguistik), misalkan besaran kecepatan laju kendaraan yang diekspresikan dengan pelan, agak cepat, cepat, dan sangat cepat. Logika Fuzzy pertama kali dikenalkan oleh [10] dimana integrasi logika fuzzy ke dalam sistem dapat membuat keputusan sendiri dan terkesan seperti memiliki perasaan, karena memiliki keputusan lain selain iya (logika 1) dan tidak (logika 0). *Membership Function* (MF) atau fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya

(derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1 [11]. MF sendiri memiliki banyak jenis yang dapat digunakan [12]:

1. Fungsi Segitiga

Kurva segitiga pada dasarnya merupakan gabungan antara 2 garis, yaitu linear naik dan linear turun. Bentuk ini memiliki 3 parameter, yaitu a sebagai titik mulai, c sebagai titik akhir, dan b sebagai titik tengah kurva dan memiliki fungsi keanggotaan:

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

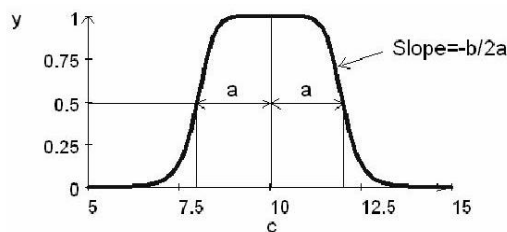


Gambar 4. Fungsi Segitiga

2. Fungsi Bell

Karena kelancaran dan notasi singkatnya, MF Bell menjadi semakin populer untuk menentukan set fuzzy. Bentuk MF ini memiliki bentuk simetris dan ditentukan oleh tiga parameter (a, b, c) di mana b parameter kemiringan kurva, parameter c menempatkan pusat kurva dan a menunjukkan lebar kurva. Fungsi keanggotaan bell:

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2)$$



Gambar 5. Fungsi Bell

2.6. Dempster Shafer

Teori Dempster-Shafer (DS) adalah suatu teori matematika untuk pembuktian berdasarkan Belief functions (fungsi kepercayaan) dan plausible reasoning (pemikiran yang masuk akal), yang digunakan untuk mengkombinasikan potongan informasi yang terpisah (bukti) untuk mengkalkulasi kemungkinan dari suatu peristiwa [13]. Dempster-Shafer akan digunakan untuk menghitung keyakinan apakah dari gejala-gejala (atribut) yang dialami, tumor tersebut termasuk tumor ganas (*malignant*) atau jinak (*benign*).

Secara umum teori Dempster-Shafer ditulis dalam suatu interval [Belief, Plausibility]. Belief (Bel) adalah ukuran kekuatan evidence dalam mendukung suatu himpunan proposisi. Jika bernilai 0 maka mengindikasikan bahwa tidak ada evidence, dan jika bernilai 1 menunjukkan adanya kepastian. Dan plausibility (Pl) dinotasikan sebagai:

$$Pl(x) = 1 - Bel(x) \quad (3)$$

Pada teori Dempster-Shafer dikenal adanya frame of discernment atau semesta pembicaraan dari sekumpulan hipotesis yang dinotasikan dengan θ . Sedangkan *mass function* atau bisa disebut juga probabilitas *mass value* atau fungsi densitas (m) dalam teori Dempster-

Shafer adalah tingkat kepercayaan dari suatu bukti. Nilai $m(A)$ adalah ukuran probabilitas dari bukti – bukti yang mendukung hipotesis A. Untuk mengatasi sejumlah evidence pada teori DS menggunakan aturan yang lebih dikenal dengan Dempster’s Rule of Combination (DRC). Jika diketahui X adalah subset dari Θ dengan m_1 sebagai fungsi densitasnya, dan Y juga subset dari Θ dengan m_2 sebagai fungsi densitasnya maka dapat dibentuk fungsi kombinasi DRC m_1 dan m_2 sebagai m_3 dengan persamaan:

$$m_3(Z) = \frac{\sum_{X \cap Y = Z} m_1(X).m_2(Y)}{1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X).m_2(Y)} \quad (4)$$

$m_1(X)$ = nilai densitas dari evidence X

$m_2(Y)$ = nilai densitas dari evidence Y

$m_3(Z)$ = nilai densitas dari evidence Z

$m_3(Z)$ adalah nilai densitas terbaru dari hasil kombinasi dua nilai densitas pertama. Caranya adalah dengan mengkalikan nilai densitas yang memiliki hipotesis yang beririsan. Lalu dibagi oleh hasil pengurangan 1 dan nilai densitas yang tidak memiliki irisan hipotesis.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Parameter yang Digunakan

Proses penentuan parameter-parameter yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu bagian pertama menggunakan nilai titik pusat kurva dalam rentang data dan bagian kedua diluar rentang data. Setiap satu grafik MF terdapat dua kurva yang merepresentasikan dua kelas data, yaitu kelas normal dan kelas abnormal. Sehingga setiap satu grafik MF memiliki dua kurva juga, yaitu kurva kelas normal dan kelas abnormal.

3.1.1. Parameter dengan Titik Pusat dalam Rentang Data

Bentuk MF segitiga memiliki parameter a adalah titik mulai, b adalah titik pusat kurva, dan c adalah titik akhir kurva. Pada penelitian bagian pertama ini, digunakan parameter titik pusat kurva kelas normal (b_1) dan kelas abnormal (b_2) yang termasuk dalam rentang data, yaitu $b_1 = 1$ dan $b_2 = 10$. Parameter a_1 , b_1 , dan c_1 adalah parameter kurva pertama, yaitu kurva kelas normal. Sedangkan parameter a_2 , b_2 , c_2 adalah parameter kurva kedua, yaitu kelas abnormal. Pada penelitian bagian pertama ini parameter b_1 dan b_2 sebagai titik pusat tidak berubah atau tetap menggunakan nilai $b_1 = 1$ dan $b_2 = 10$.

Tabel 3. Parameter MF Segitiga dalam Rentang Data

Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a1	b1	c1	a2	b2	c2
1	-8	1	10	1	10	19
2	-7	1	9	2	10	18
3	-6	1	8	3	10	17
4	-5	1	7	4	10	16
5	-4	1	6	5	10	15

Parameter c_1 dan a_2 akan mengalami pergeseran nilai, hal ini dikarenakan kedua parameter tersebut mempengaruhi panjang lebar garis kurva di dalam rentang data inputan yang secara langsung juga mempengaruhi nilai Belief dalam tahap fuzzifikasi. Sedangkan parameter a_1 dan c_2 tidak berpengaruh karena berada diluar rentangan data inputan.

Selanjutnya adalah menentukan parameter MF bentuk bell. Bentuk bell memiliki parameter a adalah lebar kurva, b tingkat kemiringan kurva, dan c titik pusat kurva. Parameter titik pusat MF bell berada di dalam rentang nilai data inputan, yaitu $c_1 = 1$ untuk titik pusat kurva kelas normal dan $c_2 = 10$ untuk titik pusat kurva kelas abnormal. Pada bentuk bell ini parameter yang berubah adalah parameter lebar kurva (a) dan tingkat kemiringan kurva (b). Dimana untuk satu nilai parameter a_1 dan a_2 akan diuji dengan sepuluh parameter b_1 dan b_2 yang berbeda

seperti pada Tabel 4.2. Nilai parameter $a_1 = a_2$ serta nilai $b_1 = b_2$ untuk setiap percobaan agar bentuk MF bell tetap simetris.

Tabel 4. Parameter MF Bell dalam Rentang Data

Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a1	b1	c1	a2	b2	c2
1	1	1	1	1	1	10
2	1	2	1	1	2	10
3	1	3	1	1	3	10
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·
dst.	·	·	·	·	·	·
70	7	10	1	7	10	10

Total percobaan yang dilakukan adalah 70 percobaan dengan perubahan nilai parameter a dari 1 sampai 7, parameter b dari 1 sampai 10, sedangkan parameter c1 dan c2 tidak berubah. Parameter a dilakukan percobaan sampai 7 karena semakin besar nilai a maka kurva bell akan semakin lebar sampai menutupi daerah data inputan seperti garis lurus.

3.1.2. Parameter dengan Titik Pusat diluar Rentang Data

Pada bagian ini dilakukan dua kali percobaan, yaitu yang pertama menggunakan titik pusat kurva 0 untuk kelas normal dan 11 untuk kelas abnormal, dan yang kedua adalah menggunakan titik pusat kurva -1 untuk kelas normal dan 12 untuk kelas abnormal.

1. MF Segitiga

Bentuk MF segitiga memiliki parameter a adalah titik mulai, b adalah titik pusat kurva, dan c adalah titik akhir kurva. Setiap bentuk MF akan dilakukan dua kali percobaan menggunakan titik pusat kurva yang berbeda.

Tabel 5. Parameter MF Segitiga Titik Pusat 0 dan 11

Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a1	b1	c1	a2	b2	c2
1	-11	0	11	0	11	22
2	-10	0	10	1	11	21
3	-9	0	9	2	11	20
4	-8	0	8	3	11	19
5	-7	0	7	4	11	18
6	-6	0	6	5	11	17

Tabel 6. Parameter MF Segitiga Titik Pusat -1 dan 12

Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a1	b1	c1	a2	b2	c2
1	-14	-1	12	-1	12	25
2	-13	-1	11	0	12	24

3	-12	-1	10	1	12	23
4	-11	-1	9	2	12	22
5	-10	-1	8	3	12	21
6	-9	-1	7	4	12	20
7	-8	-1	6	5	12	19

Parameter b_1 dan b_2 sebagai titik pusat tidak berubah atau tetap menggunakan nilai $b_1 = 0$ dan $b_2 = 11$ atau $b_1 = -1$ dan $b_2 = 12$. Sedangkan parameter c_1 dan a_2 akan mengalami pergeseran nilai, hal ini dikarenakan kedua parameter tersebut mempengaruhi panjang lebar garis kurva di dalam rentang data inputan yang secara langsung juga mempengaruhi nilai Belief dalam tahap fuzzifikasi. Sedangkan parameter a_1 dan c_2 juga bergeser mengikuti perubahan c_1 dan a_2 agar bentuk kurva tetap simetris. Kedua parameter ini tidak berpengaruh karena berada diluar rentangan data inputan.

2. MF Bell

Pada bentuk bell ini parameter yang berubah adalah parameter lebar kurva (a) dan tingkat kemiringan kurva (b). Dimana untuk satu nilai parameter a_1 dan a_2 akan diuji dengan sepuluh parameter b_1 dan b_2 yang berbeda. Nilai parameter $a_1 = a_2$ serta nilai $b_1 = b_2$ untuk setiap percobaan agar bentuk MF bell tetap simetris.

Tabel 7. Parameter MF Bell Titik Pusat 0 dan 11

Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a_1	b_1	c_1	a_2	b_2	c_2
1	1	1	0	1	1	11
2	1	2	0	1	2	11
3	1	3	0	1	3	11
.
.
dst.
70	7	10	0	7	10	11

Tabel 8. Parameter MF Bell Titik Pusat -1 dan 12

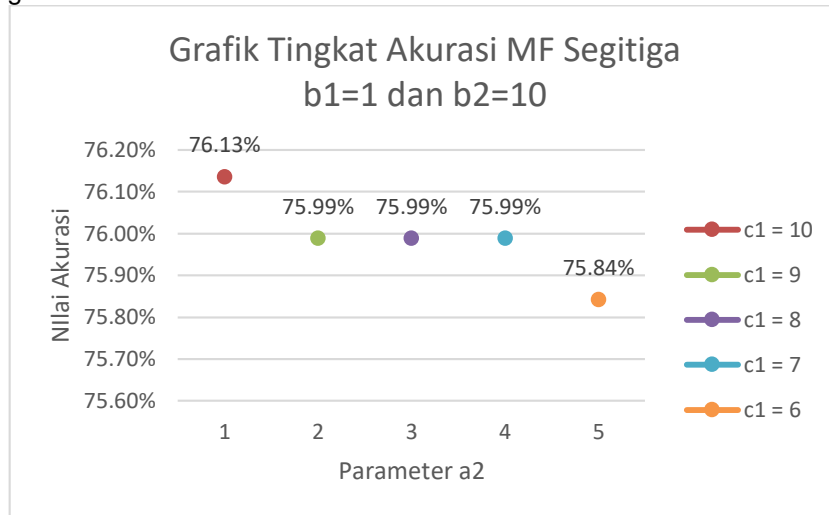
Percobaan ke-	Nilai Parameter yang Digunakan					
	a_1	b_1	c_1	a_2	b_2	c_2
1	1	1	-1	1	1	12
2	1	2	-1	1	2	12
3	1	3	-1	1	3	12
.
.
dst.
70	7	10	-1	7	10	12

Perubahan nilai parameter a adalah dari 1 sampai 7, parameter b dari 1 sampai 10, sedangkan parameter c_1 dan c_2 tidak berubah. Parameter a dilakukan percobaan sampai 7 karena semakin besar nilai a maka kurva bell akan semakin lebar sampai menutupi daerah data inputan seperti garis lurus. Sedangkan parameter b dilakukan percobaan sampai 10 karena semakin besar nilai b maka semakin tegak dan lurus kurva bell tersebut.

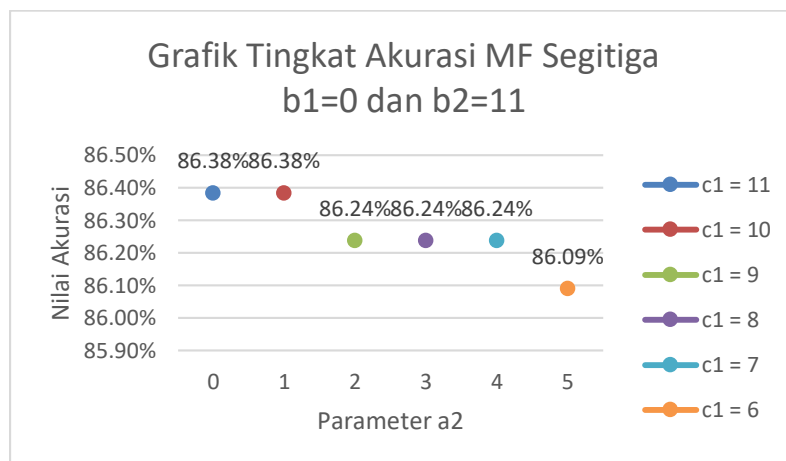
3.2. Pengaruh Perubahan *Membership Function*

3.2.1. Segitiga

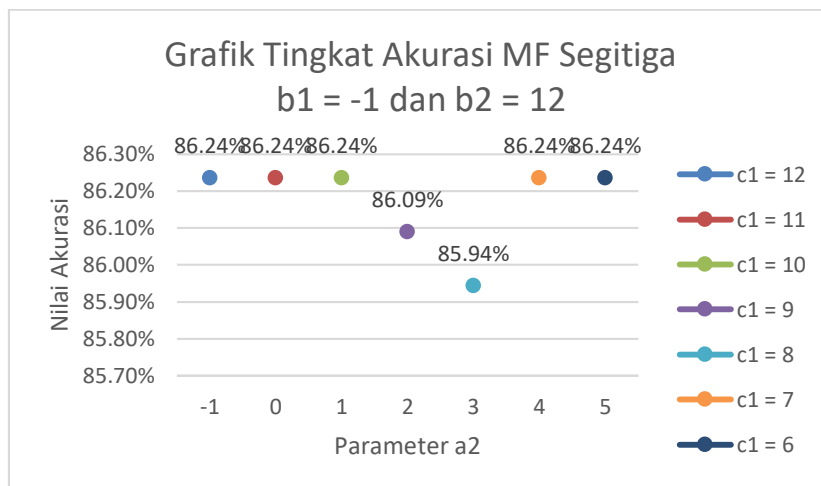
Klasifikasi menggunakan MF segitiga dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu bagian pertama adalah dengan menggunakan parameter titik pusat kurva di dalam rentang data dan diluar rentang data.



Gambar 6. Grafik MF Segitiga dalam Rentang Data



Gambar 7. Grafik MF Segitiga Titik Pusat 0 dan 11



Gambar 8. Grafik MF Segitiga Titik Pusat -1 dan 12

Parameter c_1 adalah parameter titik akhir kurva kelas normal dan a_2 adalah parameter titik mulai kurva kelas abnormal. Grafik ini hanya menggunakan kedua parameter tersebut untuk menunjukkan tingkat akurasi karena perubahan atau pergeseran kedua parameter itulah yang mempengaruhi perubahan nilai Belief yang kemudian akan mempengaruhi nilai keyakinan setiap kelas pada perhitungan Dempster – Shafer. Dapat dilihat pada Gambar 6 bahwa dengan menggunakan parameter dalam rentang data cenderung menghasilkan nilai akurasi yang menurun seiring dengan pergeseran parameter c_1 dan a_2 . Nilai akurasi yang paling baik adalah 76,13% dengan menggunakan parameter $b_1 = 1$, $c_1 = 10$, $b_2 = 10$, dan $a_2 = 1$. Sedangkan berdasarkan Gambar 7 dengan menggunakan titik pusat diluar rentang data menghasilkan nilai akurasi yang paling baik adalah 86,38% pada parameter $b_1 = 0$, $b_2 = 11$, $c_1 = 11$ dan $c_1 = 10$, $a_2 = 0$ dan $a_2 = 1$. Antara parameter di dalam rentang dan diluar data, hasil akurasi yang lebih baik adalah menggunakan parameter diluar rentang data dimana di dalam rentang mendapatkan akurasi 76,13% sedangkan diluar rentang data 86,38%.

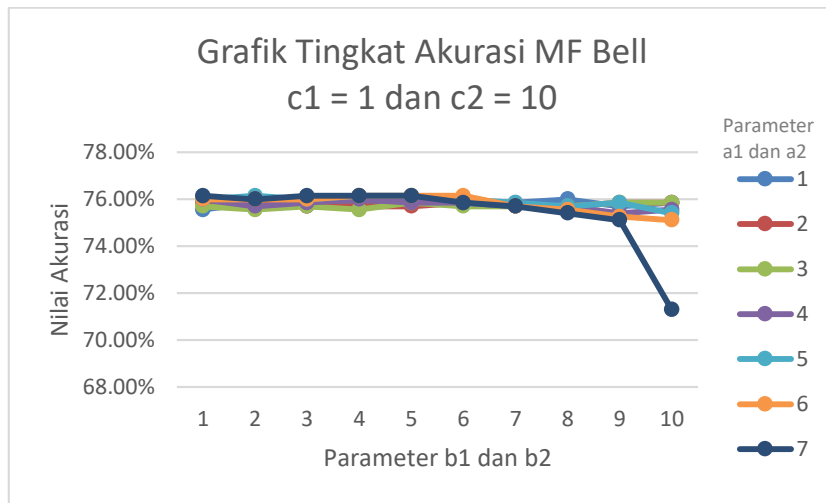
Lalu pada percobaan selanjutnya adalah masih menggunakan parameter diluar rentang data tetapi titik pusat kurva berpindah lebih jauh, yaitu $b_1 = -1$ dan $b_2 = 12$. Hasil percobaan ini dapat dilihat pada Gambar 8 dimana nilai akurasi yang paling baik adalah 86,24% pada parameter $b_1 = -1$, $b_2 = 12$ dan parameter c_1 dari nilai 12, 10, 11, 7, dan 6 serta parameter a_2 dari nilai -1, 0, 1, 4, dan 5.

3.2.2. Bell

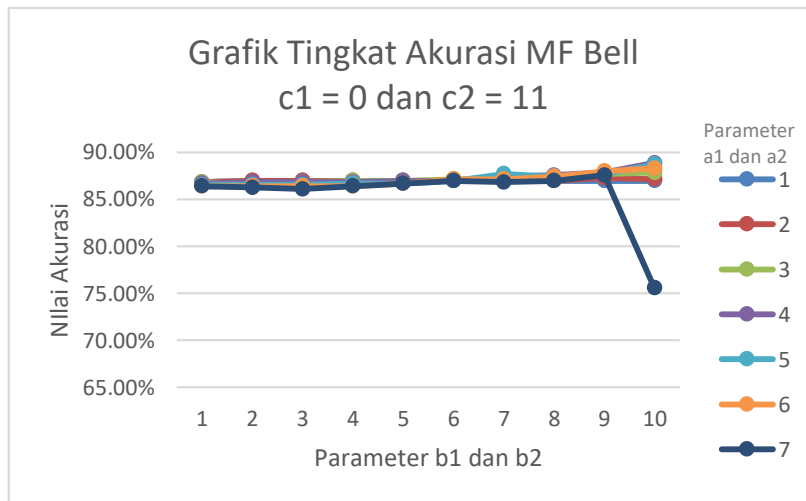
Gambar 9 menunjukkan grafik tingkat akurasi menggunakan parameter titik pusat dalam rentang data, yaitu $c_1 = 1$ (titik pusat kurva kelas normal) dan $c_2 = 10$ (titik pusat kurva kelas abnormal). Dapat dilihat bahwa dengan menggunakan parameter dalam rentang data cenderung menghasilkan nilai akurasi yang menurun seiring dengan pergeseran parameter a dan b . Nilai akurasi yang paling baik adalah 76,13% dengan menggunakan parameter b_1 dan b_2 pada nilai 4 dan 5, parameter a_1 dan a_2 pada nilai 5, 6, dan 7.

Selanjutnya pada Gambar 10 adalah hasil akurasi menggunakan parameter diluar rentang data cenderung menghasilkan nilai akurasi yang meningkat seiring dengan perubahan parameter a dan b . Nilai akurasi yang paling baik adalah 88,87% pada penggunaan parameter $a_1 = a_2 = 4$ dan $b_1 = b_2 = 10$. Antara penggunaan parameter titik pusat kurva di dalam dan diluar rentang data menghasilkan nilai akurasi yang cukup berbeda. Pada parameter titik pusat kurva di dalam menghasilkan nilai akurasi 76,13% sedangkan penggunaan parameter titik pusat kurva diluar rentang data menghasilkan nilai akurasi yang lebih besar, yaitu 88,87%.

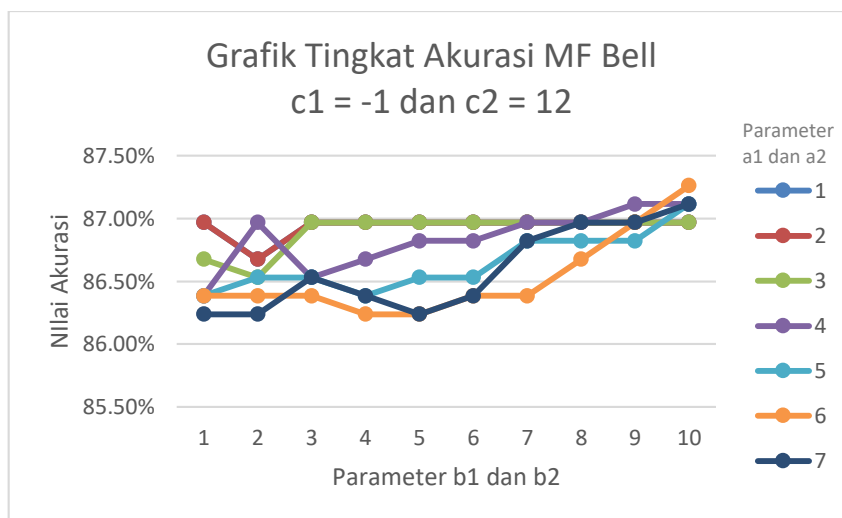
Kemudian dilakukan percobaan penggunaan parameter titik pusat kurva diluar rentang data yang lebih jauh, yaitu $c_1 = -1$ dan $c_2 = 12$. Hasil percobaan dapat dilihat pada Gambar 11 cenderung meningkat dan pada penggunaan parameter $a_1 = a_2 = 1$ dan $a_1 = a_2 = 2$ memiliki nilai akurasi sama. Nilai akurasi paling besar adalah 87,26% pada parameter $a_1 = a_2 = 6$ dan $b_1 = b_2 = 10$. Dari ketiga jenis percobaan pada bentuk MF bell, dihasilkan nilai akurasi yang paling baik pada penggunaan parameter titik pusat diluar rentang data sebesar 88,87% dengan menggunakan parameter $a_1 = a_2 = 4$, $b_1 = b_2 = 10$, $c_1 = 0$, dan $c_2 = 11$.



Gambar 9. Akurasi MF Bell dalam Rentang Data



Gambar 10. Akurasi MF Bell Titik Pusat 0 dan 11



Gambar 11. Akurasi MF Bell Titik Pusat -1 dan 12

4. Kesimpulan

Dari penelitian yang dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil perbandingan parameter titik pusat kurva Membership Function (MF) menunjukkan bahwa menggunakan titik pusat di luar rentang data menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik. Parameter yang optimal bagi bentuk MF segitiga adalah $a_1 = a_2 = 4$, $b_1 = b_2 = 10$, $c_1 = 0$ dan $c_2 = 11$ dan bentuk MF bell adalah $a_1 = -11$, $b_1 = 0$, $c_1 = 11$ dan $a_2 = 0$, $b_2 = 1$, $c_2 = 22$.
2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa bentuk MF bell dengan akurasi 88,87% lebih baik daripada MF segitiga dengan akurasi 86,38%. Penggunaan bentuk Membership Function (MF) yang berbeda dan dengan parameter yang berubah – ubah akan menghasilkan nilai Belief yang berbeda – beda pula dan di saat yang bersamaan mempengaruhi tingkat akurasi.

Data Pustaka

- [1] C. C. Aggarwal, *Data Classification: Algorithms and Applications*. CRC press, 2014.
- [2] G. Klir and B. Yuan, *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic*. Prentice hall New Jersey, 1995.
- [3] M. Muliadi, I. Budiman, M. A. Pratama, and A. Sofyan, "Fuzzy Dan Dempster-Shafer Pada Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Cabai," vol. 4, no. 2, pp. 209-222, 2017.
- [4] J. Zhao and B. K. Bose, "Evaluation Of Membership Functions For Fuzzy Logic Controlled Induction Motor Drive " in *IEEE 2002 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society. IECON 02, 2002*, vol. 1, pp. 229-234: IEEE.
- [5] A. F. Mashaly and A. A. Alazba, "Membership Function Comparative Investigation on Productivity Forecasting of Solar Still Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Approach," vol. 37, no. 1, pp. 249-259, 2018.
- [6] B. Shinkins and R. Perera, "Diagnostic uncertainty: dichotomies are not the answer," ed: British Journal of General Practice, 2013.
- [7] A. Sadollah, *Fuzzy Logic Based in Optimization Methods and Control Systems and Its Applications*. BoD–Books on Demand, 2018.
- [8] C. L. Blake and C. J. Merz. (1998). *UCI Repository of Machine Learning Databases, 1998*. Available: <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>
- [9] H. Nasution, "Implementasi Logika Fuzzy pada Sistem Kecerdasan Buatan," vol. 4, no. 2, 2012.
- [10] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," vol. 8, no. 3, pp. 338-353, 1965.
- [11] S. Kusumadewi and I. Guswaludin, "Fuzzy Multi-Criteria Decision Making," vol. 3, no. 1, 2005.
- [12] B. K. Bose, *Modern power electronics and AC drives*. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 2002.
- [13] M. Dahria, R. Silalahi, and M. J. U. T. D. Ramadhan, Medan, "Sistem Pakar Metode Dempster Shafer Untuk Menentukan Jenis Gangguan Perkembangan Pada Anak," 2013.