

# Hybrid Fuzzy Logic dan Profile Matching untuk Meningkatkan Klasifikasi Obat Hipertensi

<http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v12i1.13480>

Riwayat Artikel

Received: 05 Oktober 2025 | Final Revision: 03 April 2026 | Accepted: 04 April 2026

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Agus Wantoro<sup>✉#1</sup>, Catur Ariwibowo<sup>\*2</sup>, Hafizhah Harjiati Rahmandini<sup>\*3</sup>

<sup>#</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknologi dan Informatika, Universitas Aisyah Pringsewu  
Jl. A. Yani No. 1A Tambahrejo, Gadingrejo, Pringsewu, Lampung, Indonesia, Pringsewu, 35372, Indonesia

<sup>1</sup>aguswantoro@aisyahuniversity.ac.id

<sup>\*</sup>Sarjana Kedokteran, Fakultas Kedokteran, Universitas Aisyah Pringsewu  
Jl. A. Yani No. 1A Tambahrejo, Gadingrejo, Pringsewu, Lampung, Indonesia, Pringsewu, 35372, Indonesia

<sup>2</sup>aridr1986@gmail.com,

<sup>3</sup>hafizhah0111@gmail.com

✉Corresponding author: \*aguswantoro@aisyahuniversity.ac.id

**Abstrak** — Klasifikasi obat hipertensi telah dilakukan dengan berbagai metode, namun kombinasi *Fuzzy*, dan *Profile Matching* (F-PM) untuk klasifikasi obat hipertensi belum banyak dilaporkan. Penelitian ini mengembangkan usulan baru dengan pendekatan yang berbeda, yaitu menggabungkan *Logika Fuzzy* pada metode *Profile Matching*. Evaluasi metode ini menggunakan lima puluh *dataset* klinis yang diambil dari [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penerapan *Logika Fuzzy* pada metode *Profile Matching* mampu meningkatkan akurasi sebesar 20,18% atau 98,39%. Penelitian ini juga membandingkannya dengan metode klasifikasi lainnya. Hasil perbandingan kinerja menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan lebih baik. Pendekatan ini dapat menjadi referensi untuk banyak penelitian selanjutnya.

**Kata kunci**— *Fuzzy Logic*; Hipertensi; Klasifikasi; Obat; *Profile Matching*.

## Hybrid Fuzzy Logic and Profile Matching to Improve in Hypertension Drug Classification

**Abstract** — Classification of hypertension drugs has been carried out using various methods, but the combination of Fuzzy Logic and Profile Matching (F-PM) for hypertension drug classification has not been widely reported. This study develops a new proposal with a different approach, namely combining Fuzzy Logic with the Profile Matching method. This method was evaluated using fifty clinical datasets taken from [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com). Experimental results show that the application of Fuzzy Logic to the Profile Matching method can increase accuracy by 20.18% or 98.39%. This study also compares it with other classification methods. The results of the performance comparison show that the proposed approach is superior. This approach can be a reference for many future studies.

**Keywords**— Classification; Drugs; Fuzzy Logic; Hypertension; Profile Matching.

### I. PENDAHULUAN

Hipertensi dikenal sebagai penyakit pembunuh nomor satu di dunia. Hipertensi adalah kondisi di mana pasien memiliki tekanan darah sistolik >140 mmHg. Jantung memompa darah ke seluruh tubuh, dengan tekanan >90 mmHg [1].

Peningkatan prevalensi hipertensi akan berdampak buruk bagi kesehatan masyarakat. Hipertensi disebabkan oleh gaya hidup masyarakat yang serba instan [2]. Prevalensi hipertensi yang disertai penyakit lain akan meningkatkan risiko kejadian kardiovaskular [3].

Tujuan utama pengobatan hipertensi adalah untuk mengurangi morbiditas dan mortalitas kardiovaskular. Hipertensi dapat dikurangi dengan dua cara, pertama dengan memperbaiki gaya hidup dan kedua dengan mengonsumsi obat [4]. Terdapat banyak permasalahan penting dalam proses terapi pengobatan pasien hipertensi [5]. Salah satunya adalah pemilihan obat antihipertensi yang tepat, dan memerlukan pemahaman tentang farmakologi [6]. Terdapat beberapa jenis obat antihipertensi, terkadang sulit bagi tim medis untuk menentukan obat antihipertensi yang paling efektif dan tepat berdasarkan kondisi klinis pasien [7]. Penggunaan obat antihipertensi yang tidak tepat sering menimbulkan keluhan atau efek samping, antara lain demam, gagal ginjal, stres, pernapasan mulut, dan kematian [5].

Salah satu cara untuk melakukan kesesuaian antara obat dengan pasien yaitu dengan menggunakan Profile Matching (PM). Rácz, A. Sali, dan K. D. Schewe melaporkan penggunaan metode PM untuk rekrutmen karyawan [8]. Penelitian menunjukkan bahwa teknik tersebut berhasil merekomendasikan karyawan sesuai dengan profil yang dibutuhkan. Penelitian lain menggabungkan metode PM dengan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dan TOPSIS untuk memilih kambing berdasarkan lingkungan dengan mempertimbangkan variabel keuangan [9]. Selain itu, metode PM digunakan untuk rekomendasi obat antihipertensi [5]. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode tersebut dapat mencapai tingkat akurasi 87%. Beberapa penelitian menunjukkan kinerja metode PM yang terbukti mampu digunakan untuk membantu menyelesaikan kasus di berbagai bidang, namun metode PM memiliki kekurangan dalam menentukan bobot dari nilai asli ke nilai skoring. Terdapat nilai variabel sama namun memiliki skor yang sama. Oleh karena itu, logika fuzzy dapat diterapkan untuk mengatasi hal tersebut.

Huang dan Chou menggunakan *logika fuzzy* pada *Gravitational Search Algorithm* (GSA) untuk klasifikasi Penyakit Ginjal Kronis (PGK) dan penyakit *Mesothelioma* (MES) [10]. Dinyatakan bahwa metode tersebut mampu meningkatkan akurasi 0,25% dari 99% menjadi 99,25%. Pourpanah et al. [11] menerapkan *fuzzy MIN-MAX* pada *Neural Network* (NN) dan *BrainStorm Optimization* (BSO) untuk klasifikasi fitur, dengan akurasi 95%. Reddy et al. [12] juga menerapkan pendekatan *fuzzy* pada *Genetic Algorithm* (GA) untuk mengklasifikasikan penyakit jantung. Selain itu, *fuzzy* banyak diterapkan pada penelitian diagnosis jantung koroner [13], ginjal kronis [14], dan penyakit kulit [15]. Dinyatakan bahwa *logika fuzzy* dapat meningkatkan efektivitas dan efisiensi. Frawley et al. [16] mengembangkan sistem pakar medis berbasis *fuzzy-sugeno* untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan hipertensi. Sistem yang dirancang mampu mengklasifikasikan tingkat keparahan hipertensi seperti Sangat Rendah (SR), Rendah (R), Sedang (S), Tinggi (T), dan Sangat Tinggi (ST). Penelitian Adebayo pada tahun 2017 [17] menerapkan algoritma klasifikasi ID3 dan C4.5. Algoritma ID3 memiliki akurasi yang mengungguli C4.5, yang menunjukkan akurasi sebesar 86,36%. Suma, Indira, dan Rao, 2017 [18] menggunakan metode *fuzzy Mamdani* untuk klasifikasi citra pasien hipertensi dan mengekstraksi fitur dan pelabelan variabel berdasarkan nilai fitur dengan aturan logika *fuzzy* yang mampu mengklasifikasikan kelas dengan deskripsi normal, diabetes, dan hipertensi. Guzman, Melin, dan Prado-Arechiga, 2017 [19] Menerapkan *fuzzy* untuk mengoptimalkan klasifikasi data dari 30 pasien dengan 24 aturan yang diberikan oleh seorang ahli, hasilnya adalah 90% dengan kesalahan 10%. Melin, Miramontes, and Prado-Arechiga, 2018 [20] menerapkan jaringan syaraf tiruan dan sistem *fuzzy* untuk klasifikasi tekanan darah dan diagnosis risiko hipertensi. Melin dan Prado-Arechiga, 2018 [21] menerapkan *neuro-fuzzy* untuk memprediksi tingkat tekanan darah menggunakan data masukan berupa sistolik dan diastolik dengan cepat, tepat, dan biaya rendah. Cantaş, Kurt Ömürlü, dan Türe, 2018 [22] membandingkan kinerja klasifikasi model *fuzzy* hierarkis dan non-hirarkis yang dibangun menggunakan fungsi keanggotaan yang berbeda. Hasilnya menunjukkan bahwa model *fuzzy* non-hirarkis memiliki kinerja klasifikasi yang lebih baik daripada model *fuzzy hierarkis*.

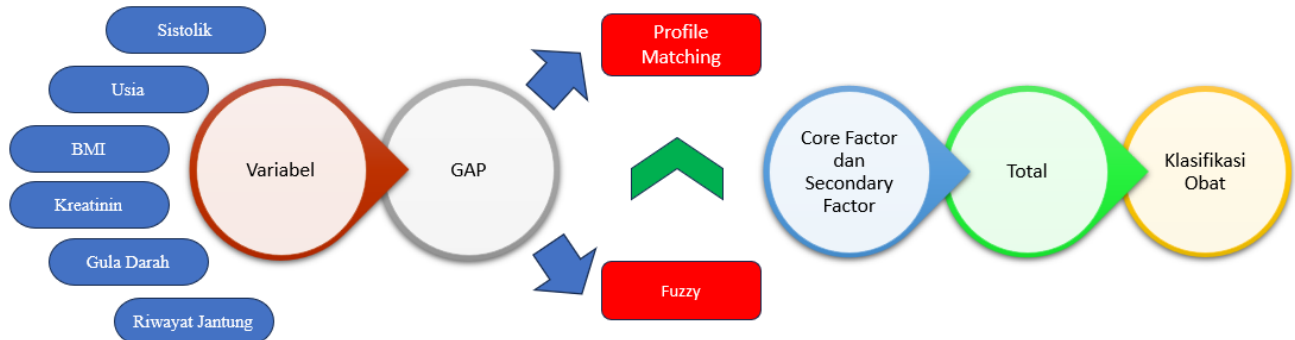
Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan logika *fuzzy* terbukti meningkatkan kinerja pada berbagai metode dalam beberapa kasus. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *logika fuzzy* pada metode *Profile Matching* pada klasifikasi obat antihipertensi. *Logika fuzzy* digunakan untuk menentukan bobot atau gap berdasarkan kondisi pasien, dan metode PM digunakan untuk klasifikasi obat. Penelitian ini menawarkan pendekatan baru dalam klasifikasi obat hipertensi melalui integrasi *logika fuzzy* ke dalam metode Profile Matching. Secara konvensional, metode Profile Matching digunakan dengan pendekatan nilai tegas (*crisp value*) dalam menghitung selisih (*gap*) antara profil pasien dan profil standar terapi. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan dalam menangani ketidakpastian dan ambiguitas data klinis, seperti variasi Tekanan Darah Sistolik (TDS), Kreatinin, *Body Mass Indeks* (BMI), Gula Darah, dan Riwayat penyakit jantung. Kebaruan penelitian ini terletak pada pengembangan model Profile Matching berbasis logika *fuzzy* yang mampu mentransformasikan parameter klinis numerik menjadi derajat keanggotaan linguistik seperti pada variabel TDS yaitu “tinggi (3)”, “sedang (2)”, dan “rendah (1)”. Dengan pendekatan ini, proses perhitungan gap tidak lagi berbasis selisih absolut nilai tegas, melainkan berbasis tingkat kedekatan *fuzzy* antar profil. Integrasi ini memungkinkan sistem merepresentasikan kondisi klinis yang bersifat gradual dan tidak pasti secara lebih realistis

Kinerja metode yang diusulkan dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur akurasi, presisi, specificity, dan recall. Selain itu, metode usulan akan dibandingkan dengan algoritma klasifikasi seperti *J48*, *Naive Bayes*, *Bayes Net*, *Naive Bayes Simple*, *LWL*, *Rules Decision Table*, *AdaBoost NB Tree*, *Logistics*, *Filtered Classification*, dan *multi-Class*.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Fuzzy-Profile Matching

Tahap pertama dari metode PM tradisional adalah mengubah nilai asli menjadi skor [23]. Pada tahap ini dilakukan modifikasi dengan menerapkan metode *fuzzy* pada proses pembobotan atau skoring. Tujuannya untuk meningkatkan akurasi dari perhitungan bobot yang lebih sesuai. Dengan menggunakan enam variabel yang dipertimbangkan untuk menentukan obat hipertensi. Hasil pembobotan, selanjutnya digunakan untuk menghitung nilai dari variabel *Core Factor (CF)* dan *Secondary Factor (SF)*. Hasil perhitungan CF dan SF kemudian diklasifikasikan untuk menentukan golongan obat yang sesuai dengan kondisi klinis pasien. Gambar 1 mengilustrasikan desain model yang diusulkan.



Gambar 1. Model yang diusulkan untuk klasifikasi obat hipertensi

### B. Variabel Klinis

Penentuan variabel klinis melalui diskusi dan analisis mendalam menggunakan beberapa referensi dan keahlian pakar. Hasil diskusi pakar, ditemukan enam variabel yang memiliki pengaruh dalam penentuan obat hipertensi. Variabel klinis ditampilkan pada Tabel 1.

TABEL 1.  
VARIABEL KLINIS

v1	v2	v3	v4	v5	v6
Tekanan Darah Sistolik mm/Hg	Usia Tahun	Body Mass Index (BMI) (kg/m <sup>2</sup> )	Kreatinin mg/dl	Gula Darah mg/dl	Riwayat Jantung Yes/No

Berikut ini adalah penjelasan variabel klinis yang digunakan:

- Tekanan Darah Sistolik (TDS)(v1). Kategori TDS hipertensi tingkat I (140-159), tingkat II (160-179), dan tingkat III ( $\geq 180$ ) [24]
- Usia (v2) merupakan variabel penting yang dapat mempengaruhi penentuan obat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pasien berusia  $>60$  tahun memiliki risiko lebih tinggi terkena hipertensi [25]
- Body Mass Index* (BMI) (v3) dihitung menggunakan persamaan  $BMI = \frac{Berat\ Badan}{(Tinggi\ Badan * Tinggi\ Badan)}$ . Kategori BMI  $\geq 35$  “Terlalu Gemuk”, “Sangat Gemuk” ( $\geq 30$ ), “Gemuk” (25.0 - 29.9), “Cukup Gemuk” (18.5 - 24.9), dan “Normal” ( $< 18.5$ ) [26]. Penelitian tentang BMI pada hipertensi telah dilakukan selama 44 tahun, ditemukan bahwa kelebihan berat badan dan obesitas pada pria berkontribusi 26% terhadap hipertensi dan pada wanita 28%[27]
- Kreatinin (v4) dihitung menggunakan satuan mg/dl. Kesehatan ginjal merupakan pertimbangan penting dalam menentukan pengobatan. Kadar kreatinin ginjal diperoleh dari pemeriksaan menggunakan *Enzymatic* [5]
- Gula Darah (v5) menggunakan satuan mg/dl. Data ini dari pengujian menggunakan *Hexokinase* [28]
- Riwayat Jantung (v6) diperoleh berdasarkan riwayat penyakit jantung

C. Pembobotan Profile Matching (PM)

Pembobotan menggunakan metode PM dilakukan dengan mengkonversi nilai asli ke skor atau skala 1-3 [29]. Skoring keseluruhan ditunjukkan dalam Tabel 2.

TABEL 2.  
KONVERSI NILAI KE SKALA

TDS (mm/Hg)		Usia (tahun)		BMI (Kg/m <sup>2</sup> )		Kreatinin (mg/dl)		Gula Darah (mg/dl)		Riwayat Jantung (Ya/tidak)	
Nilai	Skor	Nilai	Skor	Nilai	Skor	Nilai	Skor	Nilai	Skor	Nilai	Skor
≥ 180	3	<60	1	18.5–24.9	1	>1,2	2	≥200	2	Yes	2
160-179	2	<60	1	≥25	2	>1,2	2	≥200	2	No	1
160-179	2	<60	1	≥25	2	0,6-1,2	1	≤200	1	Yes	2
140-159	1	≥60	2	18.5–24.9	1	0,6-1,2	1	≤200	1	Yes	2
140-159	1	≥60	2	≥25	2	>1,2	2	≤200	1	No	1

Langkah selanjutnya menentukan nilai ideal untuk setiap obat. Penentuan nilai ideal didasarkan pada pedoman ESC/ERS [24]. Nilai profil ideal secara keseluruhan ditunjukkan dalam Tabel 3.

TABEL 3.  
NILAI IDEAL SETIAP OBAT

Obat	Tekanan Darah Sistolik (mm/Hg)	Usia (tahun)	BMI (kg/m <sup>2</sup> )	Kreatinin (mg/dl)	Gula Darah (mg/dl)	Riwayat Jantung (Yes/No)
Beta-B	3	1	1	2	1	2
ACE-I	2	1	2	2	2	2
ARB	2	1	2	1	2	1
CCB	1	2	1	1	1	2
Diuretic	1	2	2	2	1	1

Langkah selanjutnya menghitung Gap untuk setiap obat. Perhitungan gap menggunakan persamaan 1.

$$Gap = (score - profile\ ideal) \tag{1}$$

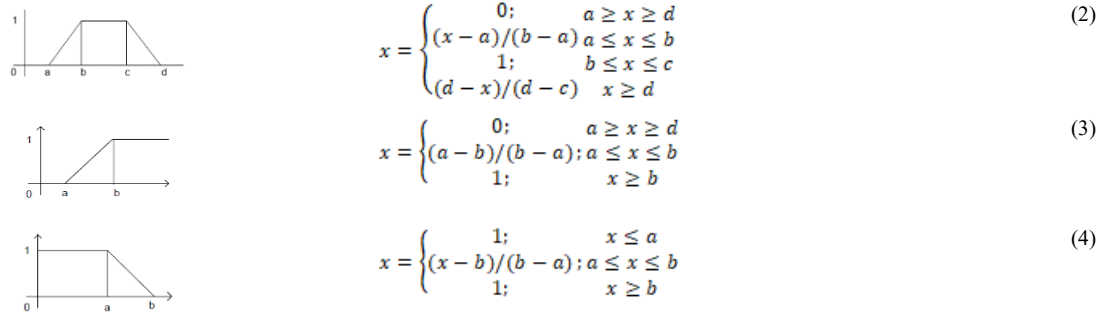
Gap 0 berarti tidak ada perbedaan antara profil ideal dan nilai variabel klinis pasien, maka bobotnya = 5, Gap (-1) memiliki bobot 4,5, Gap (+1) memiliki bobot 4, dan seterusnya [30]. Pembobotan Gap secara lengkap ditampilkan dalam Tabel 4.

TABEL 4.  
BOBOT GAP

Gap	Bobot	Keterangan
0	5	Tidak ada perbedaan (kompetensi sesuai kebutuhan)
-1	4.5	Kompetensi individu kurang dari 1 tingkat
+1	4	Kompetensi individu lebih dari 1 tingkat
-2	3.5	Kompetensi individu kurang dari 2 tingkat

D. Pembobotan Fuzzy

Model pembobotan ini menggunakan kurva trapesium dan linear untuk menghitung nilai keanggotaan. Penggunaan kurva trapesium dapat menghasilkan waktu komputasi yang lebih singkat [31]. Pembentukan kurva didasarkan pada kesesuaian variabel untuk setiap jenis obat berdasarkan nilai profil ideal. Model kurva untuk fungsi keanggotaan yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Fungsi keanggotaan fuzzy

E. Kesesuaian Obat dengan Variabel Klinis Pasien

Terdapat lima golongan obat antihipertensi yang digunakan yaitu (1) *Ace Inhibitor (ACE-I)*, (2) *Calcium Channel Blocker (CCB)*, (3) *Beta-Blocker (BB)*, (4) *Diuretik*, dan (5) *Angiotensin Receptor Blocker (ARB)* [9]. Hasil konsultasi dengan Pakar diperoleh nilai ideal untuk setiap jenis obat dengan kondisi klinis pasien yang ditampilkan dalam basis pengetahuan pada Tabel 5.

TABEL 5.  
BASIS PENGETAHUAN PENENTUAN OBAT

Obat	TDS (mm/Hg)	Usia (tahun)	BMI (kg/m <sup>2</sup> )	Kreatinin (mg/dl)	Gula Darah (mg/dl)	Riwayat Jantung (ya/tidak)
Beta-B	≥ 180	<60	18.5–24.9	>1,2	<200	Yes
ACE-i	160-170	<60	≥25	>1,2	≥200	Yes
ARB	160-170	<60	≥25	0,6-1,2	≥200	No
Diuretic	140-159	≥60	18.5–24.9	0,6-1,2	<200	Yes
CCB	140-159	≥60	≥25	>1,2	<200	No

Selanjutnya membangun domain himpunan *fuzzy* berdasarkan hasil diskusi Pakar. Domain *fuzzy* digunakan untuk mengelompokkan variabel berdasarkan domain terhadap setiap obat. Domain *fuzzy* lengkap ditampilkan dalam Tabel 6.

TABEL 6.  
DOMAIN KEANGGOTAAN FUZZY

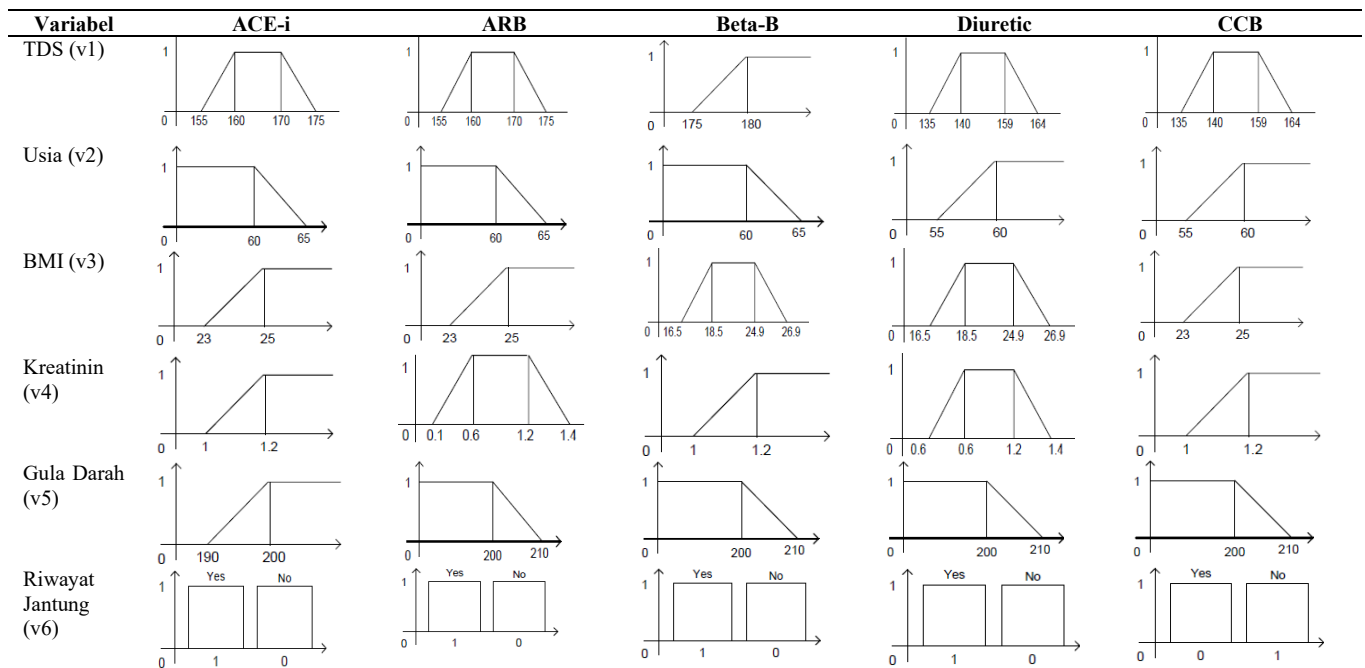
Variabel	Domain	Obat
TDS	155-175	ACE-i
	155-175	ARB
	175-250	Beta-b
	135-164	Diuretic
	135-164	CCB
Usia	0-65	ACE-i
	0-65	ARB
	0-65	Beta-b
	55-100	Diuretic
	55-100	CCB
BMI	23 - 32	ACE-i
	23 - 32	ARB
	16.5 – 26.9	Beta-b
	16.5 – 26.9	Diuretic
	23 - 32	CCB
Kreatinin	1-6	ACE-i
	0.1-1.4	ARB
	1-6	Beta-b
	0.1-1.4	Diuretic
	1-6	CCB
Gula Darah	190 - 300	ACE-i
	190 - 300	ARB
	0 - 210	Beta-b

Variabel	Domain	Obat
Riwayat Jantung	0 - 210	Diuretic
	0 - 210	CCB
	Yes [1]	ACE-i
	No [0]	ARB
	Yes [1]	Beta-b
	Yes [1]	Diuretic
	No [0]	CCB

F. Fungsi Keanggotaan

Langkah penting dalam logika fuzzy adalah menentukan fungsi keanggotaan. Pembobotan menggunakan fuzzy dihitung berdasarkan fungsi keanggotaan dalam bentuk kurva. Tabel 7 menunjukkan fungsi keanggotaan untuk setiap variabel dan obat.

TABEL 7.  
FUNGSI KEANGGOTAAN PER OBAT



Selanjutnya menghitung nilai keanggotaan setiap obat berdasarkan data variabel klinis pasien. Proses perhitungan nilai keanggotaan “P-001” pada obat “ARB” ditunjukkan dalam Tabel 8.

TABEL 8.  
NILAI KEANGGOTAAN FUZZY

P-001	Data	Nilai Keanggotaan
Tekanan Darah Sistolik (v1)	165	$\mu(v1) = (\geq 160 \ \& \ \leq 170) = 1$
Usia (v2)	57	$\mu(v2) = (\geq 65) = 1$
BMI (v3)	21.5	$\mu(v3) = (< 23) = 0$
Kreatinin (v4)	0.47	$\mu(v4) = (\geq 0.1) = 0.78$
Gula Darah (v5)	105	$\mu(v5) = (\leq 190) = 0$
Riwayat Jantung (v6)	Tidak	$\mu(v7) = (\text{No}) = 1$

G. Core factor (CF) dan secondary factor (SF)

Pengelompokan variabel dipisah menjadi dua yaitu Core Factor (CF) dan Secondary Factor (SF). CF merupakan kelompok variabel utama yang sangat berpengaruh terhadap penentuan obat. Sedangkan SF merupakan kelompok variabel pendukung atau yang tidak terlalu berpengaruh terhadap jenis obat [5]. Lalu mengelompokkan variabel CF dan SF bersama pakar yang ditampilkan dalam Tabel 9.

TABEL 9.  
VARIABEL UTAMA DAN VARIABEL PENDUKUNG

<i>Core Factor (CF)</i>		<i>Secondary Factor (SF)</i>	
1.	TDS (v1)	1.	BMI (v3)
2.	Usia (v2)	2.	Kreatinin (v4)
3.	Riwayat Jantung (v6)	3.	Gula Darah (v5)

Tabel 9 digunakan untuk menghitung *Average Core Factor (ACF)*. Variabel tersebut merupakan nilai rata-rata yang diperoleh dari jumlah variabel dalam kelompok CF dibagi dengan jumlah item data (ICF). *Average Secondary Factor (ASF)* adalah nilai rata-rata yang diperoleh dari jumlah variabel dalam kelompok SF dibagi dengan jumlah item data (ISF) [9]. Nilai-nilai tersebut dihitung menggunakan persamaan (5) dan (6).

$$ACF = \frac{\sum CF (v1, v2, v6)}{\sum ICF} \tag{5}$$

$$ASF = \frac{\sum SF (v3, v4, v5)}{\sum ISF} \tag{6}$$

#### H. Klasifikasi Obat

Perhitungan penentuan klasifikasi obat berdasarkan hasil penjumlahan CF dan SF menggunakan persamaan (7)

$$\text{Klasifikasi (obat)} = (x)\% * ACF(v1, v2, v6) + (x)\% * ASF(v3, v4, v5) \tag{7}$$

Variabel (x) adalah persentase (%) bobot untuk CF dan SF. Kelompok variabel CF yaitu Tekanan Darah Sistolik (v1), Usia (v2), dan Riwayat Jantung (v6). Kelompok pada variabel SF adalah IMT (v3), Kreatinin (v4), dan Glukosa (v5). Klasifikasi untuk jenis obat dihitung berdasarkan jumlah nilai ACV dikalikan dengan variabel (x). Hasil temuan, persentase ACF terbaik yaitu 75% dan ASF 25%. Penentuan obat dihitung menggunakan persamaan (8)

$$\begin{aligned} \text{Obat (kelas)} &= (0.75 * ACF) + (0.25 * ASF) \tag{8} \\ &= (0.75 * 1) + (0.25 * 0.26) \\ &= 0.75 + 0.065 = 0.815 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan menggunakan pembobotan PM untuk jenis obat ARB adalah 4,916, sedangkan pembobotan *fuzzy* adalah 0,815. Hasil pemeringkatan menunjukkan adanya perbedaan nilai obat, namun hasil pemeringkatan yang sama. Tabel 10 menunjukkan hasil pemeringkatan secara lengkap.

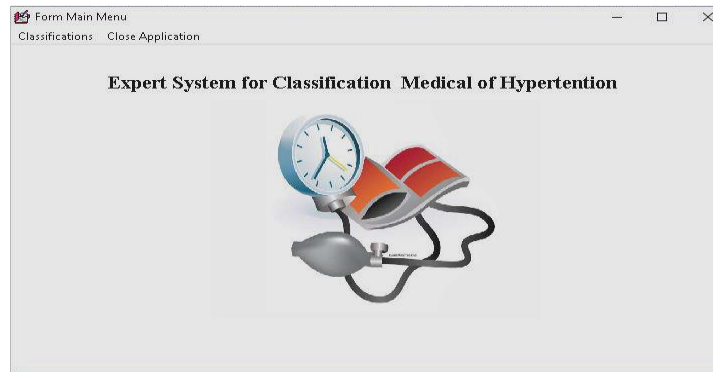
TABEL 10.  
PERANGKINGAN KLASIFIKASI OBAT

Obat (kelas)	Profile Matching		Fuzzy – Profile Matching	
	Total	Rank	Total	Rank
ARB	4.916	1	0.815	1
ACE-I	4.750	2	0.500	2
Beta-B	4.708	3	0.417	4
Diuretic	4.541	4	0.332	5
CCB	4.500	5	0.433	3

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Sistem Pakar Medis

Sistem pakar ini dikembangkan menggunakan IDE Delphi, dan *Database Management System (DBMS)* MySQL Yog. Tampilan halaman utama sistem pakar ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3. Halaman utama sistem pakar

ID	Age	BMI	Systolic	Creatinine	Glucose	HeartHistory
P00-001	72	21	168	0,72	139	No
P00-002	56	30,6	155	5,64	161	Yes
P00-003	54	34,3	170	5,6	160	No
P00-004	56	32,2	145	0,9	314	Yes
P00-005	49	20,8	147	1,19	99	No
P00-006	66	22,6	169	5,4	43	Yes
P00-007	54	19,7	185	0,71	100	No
P00-008	22	34,2	150	3,46	103	No
P00-009	57	21,5	165	0,47	105	No

ACE-I	ARB	Beta-B	Diuretic	CCB
1	1	0	0	0
1	1	1	0,4	0,4
0	0	1	1	0
0	0,783333	0	0,783333	0
0	0	1	1	1
0	1	0	0	1

Total of value: ACE-I: 0,5; ARB: 0,815; Beta-B: 0,417; Diuretic: 0,332; CCB: 0,433

Gambar 4. Halaman klasifikasi obat

B. Analisis Perbandingan Kinerja

Sampel data pasien ID="P-0009", Tekanan Darah Sistolik=168, usia=57, BMI=21,5 kadar kreatinin=0,47, glukosa=105, dan tidak memiliki riwayat penyakit jantung. Eksperimen dengan menggunakan lima puluh data dari <https://www.kaggle.com>. Dataset ini berasal dari negara Indonesia tentang rekomendasi obat. Merangkum hasil keseluruhan data ditampilkan pada Tabel 11.

TABEL 11.  
PERBANDINGAN KLASIFIKASI METODE PM DAN FUZZY PROFILE MATCHING (F-PM)

ID	Usia (v1)	Tekanan Darah Sistolik (v2)	BMI (v3)	Kreatinin (v4)	Gula Darah (v5)	Riwayat Jantung (v6)	Dataset	PM	F-PM
P-001	72	168	21	0.72	139	Tidak	ARB	ARB	ARB
P-002	56	155	30.6	5.64	161	Ya	ACE-I	ACE-I	ACE-I
P-003	54	170	34.3	5.6	160	Tidak	ARB	ARB	ARB
P-004	56	145	32.2	0.9	314	Ya	ACE-I	ACE-I	ACE-I
P-005	49	147	20.8	1.19	99	Tidak	CCB	ARB	CCB
P-006	66	169	22.6	5.4	43	Ya	Diuretic	CCB	Diuretic

ID	Usia (v1)	Tekanan Darah Sistolik (v2)	BMI (v3)	Kreatinin (v4)	Gula Darah (v5)	Riwayat Jantung (v6)	Dataset	PM	F-PM
P-007	54	185	19.7	0.71	100	No	Beta-B	Beta-B	Beta-B
P-008	22	150	34.2	3.46	103	No	CCB	Diuretic	CCB
<b>P-009</b>	<b>57</b>	<b>165</b>	<b>21.5</b>	<b>0.47</b>	<b>105</b>	<b>No</b>	<b>ARB</b>	<b>ARB</b>	<b>ARB</b>
P-010	61	160	20	14.8	98	Yes	Diuretic	ACE-I	Diuretic
P-011	69	172	18.9	2.88	75	Yes	Diuretic	CCB	Diuretic
P-012	18	166	26.4	0.53	105	No	ARB	ARB	ARB
P-013	36	158	28.1	9.52	109	No	CCB	Diuretic	CCB
P-014	43	175	33	3.14	141	Yes	ACE-I	ACE-I	ACE-I
P-015	75	163	19.5	0.82	75	Yes	Diuretic	CCB	Diuretic
P-016	63	186	29.3	2.25	141	Yes	Beta-B	Beta-B	Beta-B
P-017	55	158	27	1.59	113	No	CCB	Diuretic	CCB
P-018	61	177	24.1	2.6	130	No	CCB	Diuretic	CCB
P-019	43	181	34.3	9.2	109	Yes	Beta-B	Beta-B	Beta-B
P-020	64	160	30.2	6.35	105	Yes	ACE-I	Beta-B	Diuretic
P-021	81	180	27	1.9	240	No	CCB	Beta-B	CCB
P-022	50	162	18	0.78	165	No	ARB	ARB	ARB
P-023	42	170	22	19.77	102	Yes	ACE-I	ACE-I	ACE-I
P-024	49	190	26	5.4	43	No	Beta-B	Beta-B	Beta-B
P-025	42	145	26	9.2	109	No	CCB	Diuretic	CCB
P-026	66	172	29	1.2	167	Yes	Diuretic	CCB	Diuretic
P-027	45	150	21	2.32	85	No	CCB	Diuretic	CCB
P-028	63	165	18.7	2.25	141	Yes	Diuretic	ACE-I	ACE-I
P-029	42	149	21	0.91	160	No	ARB	ARB	ARB
...									
P-050	45	150	22	0.9	131	No	ARB	ARB	ARB

Sumber: <https://www.kaggle.com/datahealth/hypertension-drug-dataset>

Klasifikasi hasil pengujian antara *dataset* dengan metode PM dan F-PM menghasilkan hasil klasifikasi yang berbeda. Hasil klasifikasi berdasarkan nilai CI yang dihitung menggunakan persamaan (9).

$$Confidence\ Indicator\ (CI) = \frac{Jumlah\ Benar}{Total\ Data} \tag{9}$$

$$Confidence\ Indicator\ (PM) = \frac{24}{50} * 100 = 48\%$$

$$Confidence\ Indicator\ (FPM) = \frac{48}{50} * 100 = 96\%$$

Perhitungan CI menunjukkan bahwa penerapan logika *fuzzy* pada PM mampu mengklasifikasikan dengan benar hingga 98%. Hasil klasifikasi ini lebih baik dari metode PM, dengan nilai CI=70%. Selisih antara metode PM dan F-PM yaitu 28%. Selanjutnya melakukan perhitungan Akurasi, Presisi, *Specificity*, dan *Recall* menggunakan tabel *Confusion Matrix* dalam Tabel 12.

TABEL 12.  
CONFUSION MATRIX

Obat	ACE-i	ARB	Beta-B	Diuretic	CCB
ACE-i	5	0	1	0	0
ARB	0	11	0	0	0
Beta-B	0	0	6	0	1
Diuretic	4	0	0	0	6
CCB	0	3	1	12	0
True Positive (TP)	5	11	6	0	0
False Positive (FP)	4	3	2	12	7
False Negative (FN)	1	0	1	10	16

Nilai akurasi, presisi, dan *recall* dihitung berdasarkan variabel evaluasi berupa TP = *True Positive*, FN = *False Negative*, FP = *False Positive*, TN = *True Negative*. TP kondisi aktual yang dapat diprediksi dengan tepat. Fungsi TP digunakan untuk menghitung akurasi. FN adalah data positif tetapi diprediksi sebagai data negatif. FP adalah data negatif tetapi diprediksi sebagai data positif. TF adalah kelas negatif yang diprediksi sebagai data benar [43]. Nilai masing-masing variabel evaluasi ditampilkan pada Tabel 13.

TABEL 13.  
EVALUASI PROFILE MATCHING

Evaluasi	Profile Matching
TP = True Positive	22
TN = True Negative	179
FN = False Negative	28
FP = False Positive	28

$$\text{Recall} = TP/(TP+FN) = 48/(48+2) = 96\%$$

$$\text{Specificity} = TN/(TN+FP) = 197/(197+2) = 98.99\%$$

$$\text{Presisi} = TP/(TP+FP) = 48/(48+2) = 96\%$$

$$\text{Akurasi} = (TP+TN)/(TP+FP+TN+FN) = (48+197)/(48+28+197+28)=98.39\%$$

Selanjutnya melakukan perbandingan menggunakan tabel *Confusion Matrix* antara metode F-PM dengan *Dataset* yang ditampilkan dalam Tabel 14.

TABEL 14.  
PERBANDINGAN METODE F-PM DENGAN DATASET

Obat	ACE-i	ARB	Beta-Blocker	Diuretic	CCB
ACE-i	5	0	1	0	0
ARB	0	11	0	0	0
Beta-B	0	0	6	0	1
Diuretic	4	0	0	0	6
CCB	0	3	1	12	0
True Positive (TP)	5	11	6	0	0
False Positive (FP)	4	3	2	12	7
False Negative (FN)	1	0	1	10	16

Selanjutnya melakukan perhitungan menggunakan tabel *Confusion Matrix* berdasarkan F-PM yang ditampilkan dalam Tabel 15.

TABEL 15.  
EVALUASI FUZZY-PROFILE MATCHING

Evaluasi	Fuzzy-Profile Matching
TP = True Positive	48
TN = True Negative	197
FN = False Negative	2
FP = False Positive	2

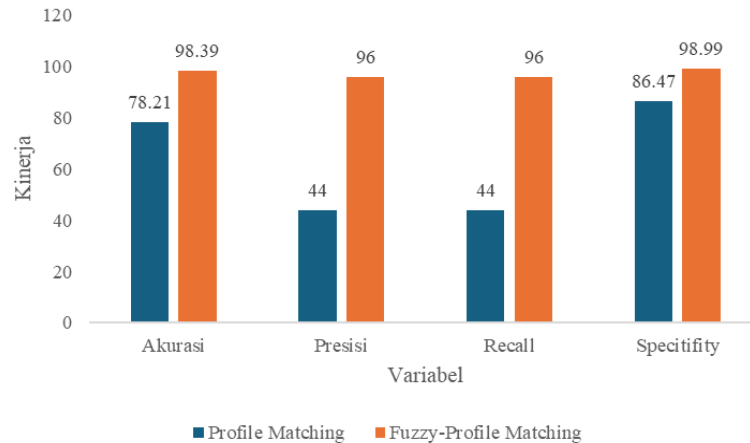
$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{48}{48 + 2} = 96\%$$

$$\text{Specitifity} = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{197}{197 + 2} = 98.99\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{48}{48 + 2} = 96\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{48 + 197}{48 + 28 + 197 + 28} = 98.39\%$$

Berdasarkan nilai dari tabel aktual dan tabel prediksi, nilai sensitivitas, *spesifisitas*, presisi, dan akurasi ditunjukkan pada Gambar 5.



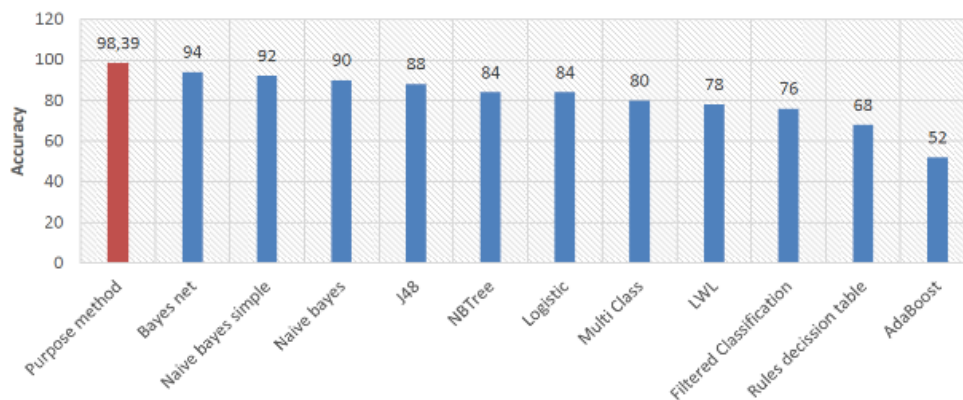
Gambar 5. Perbandingan *sensitivity*, *specificity*, presisi, dan akurasi

Gambar 5 menunjukkan bahwa penggunaan logika *fuzzy* pada metode Profile Matching terbukti meningkatkan akurasi, presisi, *recall*, dan *specificity* secara signifikan. Hal ini dikarenakan *fuzzy* mampu melakukan pembobotan dinamis untuk menentukan prioritas variabel sebelum proses perangkingan akhir. Hal ini berbeda dengan metode Profile Matching tradisional yang umumnya menggunakan bobot statis. Pendekatan ini meningkatkan sensitivitas sistem dalam merekomendasikan klasifikasi obat antihipertensi sesuai kondisi individual pasien.

### C. Diskusi

Kontribusi utama penelitian ini bukan hanya pada kombinasi dua metode, tetapi pada formulasi mekanisme integratif yang mengubah paradigma perhitungan gap dalam Profile Matching menjadi lebih adaptif, fleksibel, dan mampu mengakomodasi ketidakpastian klinis. Model ini terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi obat hipertensi serta mendukung sistem pendukung keputusan klinis yang lebih presisi dan personal.

Selanjutnya melakukan pengujian terhadap F-PM dengan metode klasifikasi lain seperti Bayes Net, J48, Naive Bayes, Naive Bayes Simple, LWL, Rules Decision Table, AdaBoost NBTre, Logistics, Filtered Classification, dan multi-Class. Hal ini untuk melihat kinerja metode yang dikembangkan. Pengujian menggunakan tools WEKA 3.8.6. Hasil pengujian kinerja metode usulan dengan algoritma klasifikasi ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan metode usulan dengan algoritma klasifikasi

Kinerja metode usulan (*purpose method*) 98,39% ini menunjukkan tertinggi secara signifikan, yang diikuti metode Bayes Net 94%, Naive Bayes Simple 92%, dan Naive Bayes 90%. Ini menunjukkan pendekatan berbasis probabilistik (keluarga Bayes) memiliki performa yang sangat baik pada dataset tersebut. Kelompok Akurasi menengah yaitu J48 88%, NBTre 84%, Logistic 84%, Multi Class 80%, LWL 78%, dan Filtered Classification 76%. Metode Decision Tree dan Regresi Logistik menunjukkan performa stabil namun masih di bawah metode Bayes. Metode dengan akurasi terendah yaitu Rules

Decision Table 68%, dan AdaBoost 52% (terendah). Hal ini disebabkan kemungkinan beberapa hal yaitu (a) Dataset tidak cocok untuk boosting, (b) Parameter tuning belum optimal, dan (c) Overfitting/underfitting. Disisi lain, selisih antara metode terbaik (98,39%) dan terendah (52%) mencapai gap 46,39%, hal ini menunjukkan pemilihan algoritma sangat berpengaruh pada hasil klasifikasi.

#### IV. SIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan pendekatan baru untuk mengklasifikasikan obat hipertensi. Metode yang digunakan adalah *Fuzzy Logic* dan *Profile Matching*. *Fuzzy Logic* digunakan untuk menghitung kesesuaian kondisi klinis dengan obat, sedangkan metode *Profile Matching* digunakan untuk klasifikasi. Kontribusi utama penelitian ini bukan hanya pada kombinasi dua metode, tetapi pada formulasi mekanisme integratif yang mengubah paradigma perhitungan gap dalam *Profile Matching* menjadi lebih adaptif, fleksibel, dan mampu mengakomodasi ketidakpastian klinis. Model ini terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi obat hipertensi serta mendukung sistem pendukung keputusan klinis yang lebih presisi dan personal

Eksperimen dilakukan menggunakan lima puluh data dari *www.kaggle.com* dan telah divalidasi oleh dokter ahli sehingga data yang digunakan berkualitas tinggi. Lalu, mengevaluasi algoritma menggunakan Confusion Matrix. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai CI, akurasi, *spcitivity*, presisi, dan *recall* metode *Profile Matching* (PM) dan *Fuzzy-Profile Matching* (F-PM) menghasilkan kinerja yang berbeda. Kinerja metode PM 84,8% dan F-FPM 98,39%. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan *fuzzy* pada metode PM terbukti signifikan meningkatkan kinerja klasifikasi obat sebesar 20,18%. Selain itu, membandingkan kinerja metode usulan dengan algoritma klasifikasi lain seperti *J48*, *Naive Bayes*, *Bayes net*, *Naive Bayes Simple*, *LWL*, *Rules Decision Table*, *AdaBoost*, *NB Tree*, *Logistics*, *Filtered Classification*, dan *Multi-Class*. Hasil perbandingan kinerja menunjukkan bahwa metode *Fuzzy-Profile Matching* memiliki kinerja yang lebih baik. Pendekatan ini dapat menjadi referensi bagi banyak penelitian di masa mendatang.

Namun, penelitian ini masih memiliki kekurangan dalam hal *dataset* dan variabel yang digunakan, yaitu terbatas pada lima puluh *dataset* dan enam variabel klinis. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan *dataset* dan variabel klinis yang lebih kompleks seperti jenis kelamin, kadar kolesterol, hemoglobin, dan mempertimbangkan harga, dosis serta frekuensi konsumsi obat.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Fakultas Kesehatan Universitas Aisyah Pringsewu (UAP) yang telah membantu memvalidasi data klinis pada penelitian ini dan kepada Kelompok Riset Kecerdasan Buatan UAP atas masukan berharga mereka selama fase pengembangan dan evaluasi model. Apresiasi khusus diberikan kepada para dokter yang wawasan klinisnya berkontribusi signifikan terhadap hasil pengujian sistem

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Ott and R. E. Schmieder, "Diagnosis and treatment of arterial hypertension 2021," *Kidney Int.*, vol. 101, no. 1, pp. 36–46, 2022.
- [2] N. A. Shiraz H.E, "Using Fuzzy Logic to Enhance the Classification and Diagnosing of Hypertension," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 97, no. 20, pp. 2430–2440, 2019.
- [3] A. J. Garber *et al.*, "Consensus Statement By the American Association of Clinical Endocrinologists and American College of Endocrinology on the Comprehensive Type 2 Diabetes Management Algorithm - 2017 Executive Summary," *Endocr. Pract.*, vol. 23, no. 2, pp. 207–238, 2017.
- [4] Y. Kandarini, "Tatalaksana Farmakologi Terapi Hipertensi," *Div. Ginjal dan Hipertens. RSUP Sanglah Denpasar*, 2017.
- [5] H. Soetanto, S. Hartati, R. Wardoyo, and S. Wibowo, "Hypertension drug suitability evaluation based on patient condition with improved profile matching," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, 2018.
- [6] P. A. James *et al.*, "2014 Evidence-based guideline for the management of high blood pressure in adults: Report from the panel members appointed to the Eighth Joint National Committee (JNC 8)," *JAMA - J. Am. Med. Assoc.*, vol. 311, no. 5, pp. 507–520, 2014.
- [7] A. Wantoro, A. Syarif, K. Muludi, and K. Nisa, "Implementation of fuzzy-profile matching in determining drug suitability for hypertensive patients," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 857, p. 012027, 2020.
- [8] G. Rácz, A. Sali, and K. D. Schewe, "Refining semantic matching for job recruitment: An application of formal concept analysis," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 10833 LNCS, pp. 322–339, 2018.
- [9] C. H. Primasari, R. Wardoyo, and A. K. Sari, "Integrated AHP, profile matching, and TOPSIS for selecting type of goats based on environmental and financial criteria," *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 4, no. 1, pp. 28–39, 2018.
- [10] M. L. Huang and Y. C. Chou, "Combining a gravitational search algorithm, particle swarm optimization, and fuzzy rules to improve the classification performance of a feed-forward neural network," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 180, 2019.
- [11] F. Pourpanah, C. P. Lim, X. Wang, C. J. Tan, M. Seera, and Y. Shi, "A hybrid model of fuzzy min-max and brain storm optimization for feature selection and data classification," *Neurocomputing*, vol. 333, pp. 440–451, 2019.
- [12] G. T. Reddy, M. P. K. Reddy, K. Lakshmana, D. S. Rajput, R. Kaluri, and G. Srivastava, "Hybrid genetic algorithm and a fuzzy logic classifier for heart disease diagnosis," *Evol. Intell.*, vol. 13, no. 2, pp. 185–196, 2020.
- [13] A. M. Alqudah, "Fuzzy expert system for coronary heart disease diagnosis in Jordan," *Health Technol. (Berl.)*, vol. 7, no. 2–3, pp. 215–222, 2017.
- [14] N. Jindal *et al.*, "Fuzzy logic systems for diagnosis of renal cancer," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 10, 2020.
- [15] A. Syarif, M. B. Fauzi, and A. Wantoro, "Implementation of Fuzzy Expert System on Skin Diseases," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 12, pp. 528–536, 2022.
- [16] A. Frawley *et al.*, "PM203 Hypertension Knowledge Retention Among Community Health Workers in Rural Western Kenya: Process

- Evaluation of the Lark Hypertension Study,” *Glob. Heart*, vol. 11, no. 2, Supplement, p. e104, 2016.
- [17] I. P. Adebayo, “Idowu Peter Adebayo. Predictive Model for the Classification of Hypertension Risk Using Decision Trees Algorithm,” *Am. J. Math. Comput. Model.*, vol. 2, no. 2, pp. 48–59, 2017.
- [18] K. V. Suma, K. Indira, and B. Rao, “Fuzzy logic based classification of nailfold capillary images in healthy, hypertensive and diabetic subjects,” *2017 Int. Conf. Comput. Commun. Informatics, ICCCI 2017*, pp. 5–9, 2017.
- [19] J. C. Guzmán, P. Melin, and G. Prado-Arechiga, “A proposal of a fuzzy system for hypertension diagnosis,” *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 401, pp. 341–350, 2016.
- [20] P. Melin, I. Miramontes, and G. Prado-Arechiga, “A hybrid model based on modular neural networks and fuzzy systems for classification of blood pressure and hypertension risk diagnosis,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 107, pp. 146–164, 2018.
- [21] P. M. and G. Prado-Arechiga, “Fuzzy Logic for Arterial Hypertension Classification,” *SpringerBriefs Comput. Intell.*, vol. 2, no. 1, pp. 5–13, 2018.
- [22] F. Candaş, İ. Kurt Ömürlü, and M. Türe, “Comparison of Hierarchical and Non-hierarchical Fuzzy Models with Simulation and an Application on Hypertension Data Set,” *Meandros Med. Dent. J.*, vol. 19, no. 2, pp. 138–146, 2018.
- [23] Z. Tharo and A. P. Utama Siahaan, “Profile Matching in Solving Rank Problem,” *IOSR J. Electron. Commun. Eng.*, vol. 11, no. 05, pp. 73–76, 2016.
- [24] P. E. Subias, “Comments on the 2015 ESC/ERS Guidelines for the Diagnosis and Treatment of Pulmonary Hypertension,” *Rev. Esp. Cardiol.*, vol. 69, no. 2, pp. 102–108, 2016.
- [25] T. Shrout, D. W. Rudy, and M. T. Piascik, “Hypertension update, JNC8 and beyond,” *Curr. Opin. Pharmacol.*, vol. 33, pp. 41–46, 2017.
- [26] F. R. Guilherme, C. A. Molena-Fernandes, V. R. Guilherme, M. T. M. Fávero, E. J. B. dos Reis, and W. Rinaldi, “Body mass index, waist circumference, and arterial hypertension in students,” *Rev. Bras. Enferm.*, vol. 68, no. 2, pp. 190–194, 2015.
- [27] Z. Abrishami and H. Tabatabaee, “Design of A Fuzzy Expert System And A Multi-Layer Neural Network System For Diagnosis Of Hypertension,” *Pharmacol. Life Sci. Bull. Env. Pharmacol. Life Sci.*, no. 11, pp. 138–145, 2015.
- [28] P. Rani, A. R. Mishra, and A. Mardani, “An extended Pythagorean fuzzy complex proportional assessment approach with new entropy and score function: Application in pharmacological therapy selection for type 2 diabetes,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 94, p. 106441, 2020.
- [29] Soleman, “Decision support system for employee candidate selection using AHP and PM methods,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 11, pp. 220–231, 2019.
- [30] Z. Yang, H. Jin, and J. H. Kim, “Attenuation profile matching: An accurate and scan parameter-robust measurement method for small airway dimensions in low-dose CT scans,” *Med. Phys.*, vol. 45, no. 9, pp. 4145–4157, 2018.
- [31] A. Yadollahpour, J. Nourozi, S. A. Mirbagheri, E. Simancas-Acevedo, and F. R. Trejo-Macotela, “Designing and implementing an ANFIS based medical decision support system to predict chronic kidney disease progression,” *Front. Physiol.*, vol. 9, pp. 1–9, 2018.