



Sistem Pendukung Keputusan Penyakit Stroke menggunakan Metode *Fuzzy Tsukamoto* dengan Basis Pengetahuan *Framingham Risk Score*

Arief Andy Soebroto^{#1}, Muhammad Tanzil Furqon^{#2}, Eko Ari Setijono Marhendraputro^{*3}, Wildan Ziaulhaq^{#4}

[#]Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Jl. Veteran, Malang, Jawa Timur 65145

¹arieffas@ub.ac.id

²m.tanzil.furqon@gmail.com

⁴wildanzhq@gmail.com

^{*}Program Studi Pendidikan Dokter, Fakultas Kedokteran, Universitas Brawijaya
Jl. Veteran, Malang, Jawa Timur 65145

³drekoarisetijono@gmail.com

Abstrak— Penyakit stroke adalah salah kerusakan pada otak yang muncul secara mendadak akibat gangguan peredaran darah otak non-traumatis. Gangguan tersebut dapat berupa pembuluh darah tersumbat yang dapat menghambat atau menghentikan aliran darah ke otak. Penyakit stroke di Indonesia telah mengalami peningkatan, angka prevalensi per mil telah meningkat dari 7% pada tahun 2013 menjadi sebesar 10,9% pada tahun 2018. Penyakit stroke dapat dikurangi dengan melakukan deteksi dini pada masyarakat supaya dapat melakukan tindakan preventif. Deteksi dini penyakit stroke memiliki kondisi data yang semi terstruktur karena banyaknya faktor untuk mengidentifikasi risiko penyakit stroke. Kondisi data semi terstruktur akan mempersulit deteksi dini penyakit stroke sehingga diperlukan alat bantu berupa sistem pendukung keputusan (SPK). Penelitian dilakukan dengan membangun sistem pendukung keputusan deteksi dini penyakit stroke menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto*. Model basis pengetahuan menggunakan *Framingham Risk Score* sebagai dasar untuk pembuatan aturan (*rule*) klasifikasi dengan 120 data pasien Puskesmas Kendalkerep Kota Malang. Hasil pengujian yang didapatkan adalah akurasi sebesar 0,8444, presisi sebesar 0,7801, *recall* sebesar 0,796, *specificity* sebesar 0,8891, dan *F1 score* sebesar 0,751.

Kata kunci— Deteksi Dini, *Framingham Risk Score*, *Fuzzy Tsukamoto*, Penyakit Stroke, Sistem Pendukung Keputusan

I. PENDAHULUAN

Penyakit stroke adalah salah satu kerusakan pada otak yang muncul secara mendadak akibat gangguan peredaran darah otak non-traumatis. Gangguan tersebut dapat berupa pembuluh darah tersumbat yang dapat menghambat atau menghentikan aliran darah ke otak. Hal itu dapat menyebabkan gejala seperti: lumpuh wajah atau anggota badan, bicara tidak teratur, gangguan pengelihatn, dan sebagainya. Stroke adalah penyakit berbahaya yang

merupakan penyebab kematian kedua di dunia [1]. Di Indonesia, penyakit stroke telah mengalami peningkatan, angka prevalensi per mil telah meningkat dari 7% pada tahun 2013 menjadi sebesar 10,9% pada tahun 2018 [2].

Penyakit stroke dapat dikurangi dengan melakukan deteksi dini pada masyarakat supaya dapat melakukan tindakan preventif. Dalam melakukan deteksi dini, perlu dilakukan identifikasi faktor-faktor risiko pada penyakit stroke. Terdapat berbagai macam faktor risiko pada penyakit stroke, ada faktor yang dapat berubah (contohnya diet dan tekanan darah) dan yang tidak dapat diubah (contohnya umur dan jenis kelamin). Risiko faktor penyakit stroke juga dapat dibagi menjadi risiko jangka pendek atau pemicu, jangka menengah, dan jangka panjang [3].

Stroke risk score adalah metode yang berguna untuk mengetahui risiko stroke pada masa depan dengan menghitung skor pada faktor yang mempengaruhi tingkat risiko stroke. Terdapat banyak macam *risk score* stroke, misalnya *CHADS₂ Risk Score*, *CHA₂DS₂-VASc Risk Score*, *ATRIA Risk Score*, dan *Framingham Risk Score*. *CHADS₂ Risk Score* adalah metode skoring risiko stroke yang paling sederhana karena hanya mempertimbangkan beberapa faktor, yaitu riwayat penyakit gagal jantung, hipertensi, umur, dan riwayat penyakit stroke [4]. *CHA₂DS₂-VASc Risk Score* merupakan pengembangan dari *CHADS₂ Risk Score*, memiliki faktor risiko yang sama, namun dengan tambahan riwayat penyakit pembuluh darah dan jenis kelamin [4]. *ATRIA Risk Score* memiliki factor risiko yang sama dengan *CHA₂DS₂-VASc Risk Score*, namun dengan tambahan faktor kelainan ginjal yang diukur dengan *estimated glomerular filtration rate* (eGFR) yaitu laju penyaringan darah dan *end-stage renal disease* (ESRD) yaitu gagal ginjal kronis [5]. *Framingham Risk Score* adalah cara yang umum digunakan untuk memprediksi

risiko penyakit kardiovaskular pada populasi umum, artinya siapapun bisa dideteksi tingkat risiko terkena penyakit kardiovaskular. *Framingham Risk Score* merupakan metode yang paling dapat diterapkan untuk memprediksi kemungkinan seseorang untuk mendapatkan penyakit kardiovaskular pada jangka panjang [6]. Cara pemberian skor diatur berdasarkan hasil penelitian Framingham Heart Study dengan menggunakan faktor risiko umur, jenis kelamin, tekanan darah, total kolesterol, HDL-C, diabetes, dan kebiasaan merokok [7]. Perbandingan *CHADS₂ Risk Score*, *CHA₂DS₂-VASc Risk Score*, *ATRIA Risk Score*, dan *Framingham Risk Score* berdasarkan faktor risiko yang dipertimbangkan ditunjukkan pada Tabel 1.

TABEL 1
PERBANDINGAN *RISK SCORE* STROKE

Faktor Risiko	CHADS ₂	CHA ₂ DS ₂ -VASc	ATRIA	Framingham
Umur	✓	✓	✓	✓
Jenis kelamin		✓	✓	✓
Tekanan darah	✓	✓	✓	✓
Total kolesterol				✓
HDL-C				✓
Diabetes	✓	✓	✓	✓
Merokok				✓
Riwayat stroke	✓	✓	✓	
Riwayat gagal jantung	✓	✓	✓	
Gangguan pembuluh darah		✓		
Gangguan fungsi ginjal			✓	
Proteinuria			✓	

Pada pengambilan keputusan terdapat faktor risiko potensi tingkat penyakit stroke seperti: berat badan, merokok, olahraga, dll. Potensi tingkat penyakit stroke dapat berupa: rendah, sedang, atau tinggi. Maka setiap faktor risiko memiliki nilai/ukuran faktor risiko tertentu, seperti acuan pada *Framingham Risk Score* [7]. Jika semua faktor risiko potensi penyakit stroke nilainya memenuhi kriteria tinggi, maka secara terstruktur tingkat risiko stroke akan tinggi. Hal ini akan berbeda jika data tidak terstruktur sehingga beberapa faktor risiko ada di level tinggi, beberapa faktor ada di level sedang, dan beberapa faktor risiko ada di level rendah. Maka dengan data kriteria tersebut jika ditentukan rekomendasinya akan akan ambigu (subjektif) jika dilakukan oleh seorang tenaga medis yang dapat berkaitan dengan tingkat pengetahuan dan umur.

Perlu solusi dengan representasi aturan dan basis pengetahuan yang diadopsi dari referensi bidang medis seperti *Framingham Risk Score*. Adopsi pengetahuan dilakukan agar meminimalisir pengambilan keputusan yang subjektif dengan menggunakan metode kecerdasan buatan [8].

Kondisi data semi terstruktur akan mempersulit deteksi dini penyakit stroke sehingga diperlukan alat bantu berupa sistem pendukung keputusan (SPK) [9]. Dengan menggunakan SPK, diharapkan dapat memberikan keputusan alternatif sehingga pengambilan keputusan dapat dilakukan dengan lebih cepat dan tepat. Penelitian tentang SPK deteksi dini penyakit stroke juga telah dilakukan pada tahun 2019. Penelitian tersebut menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* untuk mendiagnosis gejala dini penyakit stroke. Proses klasifikasi penelitian tersebut dibagi tiga tingkat, yaitu risiko rendah, sedang, dan tinggi. Hasil akurasi yang didapatkan adalah sebesar 88% [10].

Metode Fuzzy Tsukamoto telah digunakan pada penelitian sebelumnya pada SPK terkait dengan diagnosis penyakit pada tahun 2017. Penelitian tersebut menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto untuk mendeteksi penyakit reproduksi sapi menggunakan parameter temperatur, frekuensi pernafasan, retensio sekundinae, purulent, lochia, urin, dan lochia. Akurasi yang didapatkan pada penelitian tersebut sebesar 100%. Hal tersebut menunjukkan bahwa metode Fuzzy Tsukamoto mampu mendapatkan hasil yang baik dalam mendeteksi level risiko endimitris untuk penyakit reproduksi sapi [11].

Berdasarkan uraian yang dijelaskan, maka penulis mengusulkan sebuah penelitian dengan judul “Sistem Pendukung Keputusan Deteksi Dini Penyakit Stroke Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto”. Penulis akan menggunakan data pasien stroke sebelumnya di Puskesmas Kendalkerep Kota Malang sebagai data penelitian. Data tersebut kemudian akan dikonversi sehingga sesuai dengan aturan pada *Framingham Risk Score*. *Framingham Risk Score* merupakan sistem yang sudah banyak digunakan untuk menentukan tingkat level risiko penyakit stroke berdasarkan faktor yang telah ditentukan [3]. Setelah itu, akan dilakukan perhitungan menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto untuk mendapatkan hasil klasifikasi level risiko penyakit stroke. Keluaran yang dihasilkan dibagi menjadi tiga, yaitu level risiko rendah, sedang, dan tinggi. Penulis menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto karena metode tersebut mudah diimplementasi dan dapat menyediakan hasil keputusan berdasarkan input data yang ambigu. Metode Fuzzy Tsukamoto juga dipilih karena metode tersebut dapat menghasilkan keluaran aturan yang *crisp* sehingga memudahkan dalam mengidentifikasi hubungan fungsional antara vektor input dan output sistem [11]. Berdasarkan dari penelitian sebelumnya, metode Fuzzy Tsukamoto mampu menghasilkan akurasi yang baik.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan membangun sistem pendukung keputusan deteksi dini penyakit stroke menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto. Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

A. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk menunjang penulis dalam penulisan penelitian. Tahap ini dilakukan dengan cara

mengumpulkan, mempelajari, dan menganalisis topik yang berkaitan dengan penelitian ini. Sumber berasal dari jurnal, laporan, atau penelitian sebelumnya.

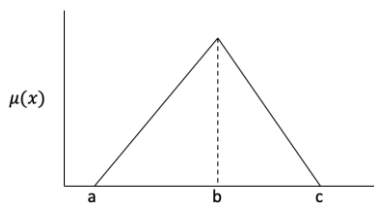
1) *Sistem Pendukung Keputusan*: Sistem pendukung keputusan (SPK) adalah kombinasi dari system informasi dan teknologi pengambilan keputusan. SPK umumnya fokus pada keputusan yang semi-terstruktur atau tidak terstruktur. SPK digunakan pengguna untuk memasukkan kebutuhan yang diperlukan untuk pengambilan keputusan ke komputer melalui alat interaktif. Kemudian, sistem memproses permintaan tersebut dan mengeluarkan solusi keputusan yang optimal [12]. Dalam pengembangan sistem pendukung keputusan, dibagi menjadi beberapa subsistem, yaitu *Data Management*, *Model Management*, *User Interface*, dan *Knowledge-based Management* [13].

2) *Multi Criteria Decision Making*: *Multi Criteria Decision Making* (MCDM) adalah konsep yang memungkinkan untuk memilih yang paling tepat di antara alternatif yang telah ditentukan dengan mengevaluasinya dalam banyak kriteria [14]. Banyak implementasi dari SPK yang berdasar pada pengaplikasian dari metode analisis multi kriteria [15].

Metode MCDM dikategorikan sebagai konvensional dan fuzzy, yang efektif digunakan untuk mengurutkan berbagai alternatif. Metode MCDM konvensional dipandang kurang memadai dalam menangani ketidakpastian pada istilah linguistik. Maka dari itu, diusulkan untuk menerapkan metode MCDM dengan himpunan fuzzy untuk mengatasi ketidakjelasan dalam proses pengambilan keputusan. Selain itu, metode fuzzy dapat memperoleh hasil yang lebih konkret [14].

3) *Logika Fuzzy*: Logika fuzzy adalah pemetaan nonlinier dari vektor data input menjadi output skalar, yang secara bersamaan mampu menangani data numerik dan pengetahuan linguistik. Logika fuzzy dapat menangani sebuah pernyataan, yang dapat berarti benar, salah, atau nilai pertengahannya yang tidak dapat dihitung menggunakan matematika tradisional [16].

Fungsi keanggotaan digunakan untuk memetakan masukan crisp menjadi *term* linguistik fuzzy dan sebaliknya. Fungsi keanggotaan merepresentasikan besarnya partisipasi dan mengaitkan bobot dengan setiap masukan yang mendefinisikan tumpang tindih fungsional antara masukan [17]. Salah satu fungsi keanggotaan yang paling sederhana dan paling banyak digunakan untuk mendesain sistem logika fuzzy. Fungsi keanggotaan segitiga ditunjukkan pada Gambar 1 [18].



Gambar. 1 Fungsi keanggotaan segitiga

Persamaan dari fungsi keanggotaan segitiga ditunjukkan pada Persamaan 1.

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

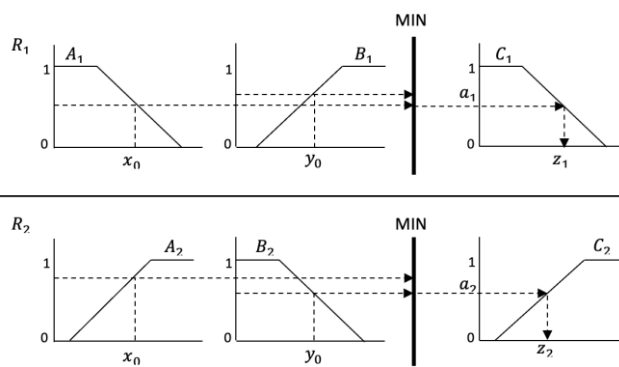
4) *Fuzzy Tsukamoto*: Fuzzy Tsukamoto dikenalkan oleh Tsukamoto pada tahun 1979. Misalkan terdapat dua IF-THEN rule. Rule tersebut menggambarkan relasi antara variabel masukan dengan keluaran. Terdapat variabel masukan yang dilambangkan sebagai x dan y . Variabel keluaran dilambangkan sebagai z . Variabel x , y , dan z memiliki variabel linguistik yang dengan fungsi keanggotaan A_i , B_i , dan C_i dengan $i = 1, 2$ secara berurutan [19]. Rule ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$\begin{aligned} R_1: & \text{IF } x = A_1 \text{ AND } y = B_1, \text{ THEN } z = C_1 \\ R_2: & \text{IF } x = A_2 \text{ AND } y = B_2, \text{ THEN } z = C_2 \end{aligned} \quad (2)$$

Ketika diperlukan keluaran terhadap variabel masukan $x = x_0$ dan $y = y_0$, langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan fuzzifikasi terhadap masukan menggunakan fungsi keanggotaan dari rule yang tersedia. Setelah itu, diambil nilai derajat keanggotaan yang paling rendah (MIN) pada setiap rule dan mendapatkan nilai a_i yang menggunakan Persamaan 3.

$$\begin{aligned} a_1 &= A_1(x_0) \wedge B_1(y_0) = \min(A_1(x_0), B_1(y_0)) \\ a_2 &= A_2(x_0) \wedge B_2(y_0) = \min(A_2(x_0), B_2(y_0)) \end{aligned} \quad (3)$$

Setelah didapatkan nilai a_i pada setiap rule, dilakukan defuzzifikasi dari nilai a_i terhadap fungsi keanggotaan C_i sesuai dengan rule yang bersangkutan sehingga didapatkan nilai z_i . Langkah-langkah untuk mendapatkan nilai a_i dan z_i dari setiap rule ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar. 2 Fuzzy tsukamoto

Dengan didaptkannya nilai a_i dan z_i dari setiap rule, langkah terakhir adalah melakukan defuzzifikasi untuk mendapatkan nilai z_0 yang merupakan nilai keluaran crisp yang dihasilkan oleh Fuzzy Tsukamoto [19]. Persamaan defuzzifikasi Fuzzy Tsukamoto ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n a_i z_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (4)$$

B. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mendapatkan data pasien penyakit stroke pada Puskesmas Kendal kerop Kota Malang. Data yang dikumpulkan berjumlah 120 data pasien. Data yang dikumpulkan memiliki atribut berupa: umur, jenis kelamin, tekanan darah, total kolesterol, HDL-C, diabetes miletus, dan kebiasaan merokok. Detail atribut tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL II
DETAIL ATRIBUT DATA YANG DIGUNAKAN

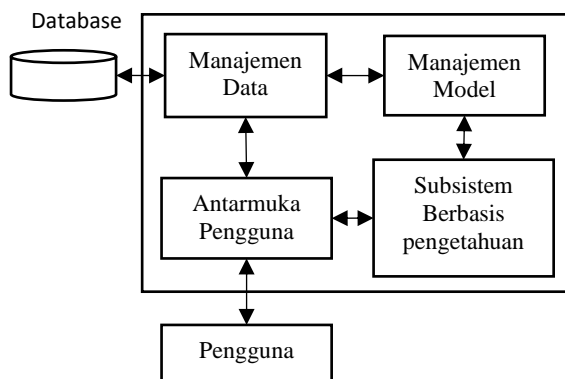
No	Atribut	Keterangan
1	Umur (UM)	Umur dalam tahun
2	Jenis Kelamin (JK)	Jenis kelamin (pria/wanita)
3	Systolic Blood Pressure (BP)	Tekanan sistolik dalam satuan mmHg yang menunjukkan kekuatan kontraksi otot jantung saat memompa darah
4	Total Kolesterol (TK)	Total kolesterol merupakan angka yang mewakili kadar HDL, LDL, dan trigliserida dalam darah dalam satuan mmol/L
5	HDL-C (HC)	Kadar kolesterol baik dalam darah dalam satuan mmol/L
6	Diabetes (DS)	Kadar gula dalam darah dalam satuan mg/dL
7	Merokok (MK)	Kebiasaan merokok pasien (ya/tidak)

C. Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan dilakukan untuk mengetahui kebutuhan sistem pendukung keputusan yang akan dibangun.

D. Perancangan

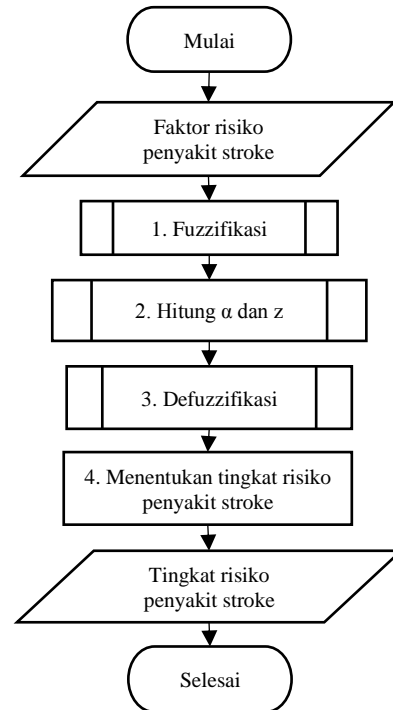
Perancangan dilakukan untuk menetapkan bagaimana arsitektur sistem yang akan digunakan sebagai acuan cara kerja sistem pendukung keputusan deteksi dini penyakit stroke yang akan dibangun. Perancangan dibangun berdasarkan analisis kebutuhan yang telah dilakukan. Arsitektur sistem pendukung keputusan yang akan dibangun ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar. 3 Arsitektur sistem pendukung keputusan

Sistem pendukung keputusan yang akan dibangun memiliki inputan berupa faktor risiko penyakit stroke yang

terdiri dari umur, jenis kelamin, tekanan darah, total kolesterol, HDL-C, diabetes miletus, dan kebiasaan merokok. Tahap pertama dilakukan fuzzifikasi terhadap inputan faktor risiko penyakit stroke menggunakan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan. Tahap kedua dilakukan perhitungan nilai α dan z setiap *rule*. Tahap ketiga defuzzifikasi unuk mendapatkan nilai crisp. Tahap terakhir adalah menentukan tingkat risiko penyakit stroke berupa rendah, sedang, atau tinggi. Diagram alir Fuzzy Tsukamoto ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar. 4 Diagram alir fuzzy tsukamoto

Pada Gambar 4, terdapat empat langkah utama dalam menentukan tingkat risiko penyakit stroke menggunakan Fuzzy Tsukamoto dengan menggunakan inputan berupa faktor risiko penyakit stroke yang terdiri dari umur, jenis kelamin, tekanan darah, total kolesterol, HDL-C, diabetes miletus, dan kebiasaan merokok. Langkah pertama adalah fuzzifikasi yang merupakan proses mencari nilai derajat keanggotaan setiap faktor risiko penyakit stroke. Kemudian dilakukan perhitungan nilai α dan z setiap *rule*. Setelah itu, dilakukan defuzzifikasi untuk mendapatkan mendapatkan nilai Z total. Langkah terakhir adalah menentukan tingkat risiko penyakit stroke dengan menghitung derajat keanggotaan nilai Z total terhadap fungsi keanggotaan tingkat risiko panyakit stroke, kemudian dipilih tingkat risiko yang memiliki derajat keanggotaan paling tinggi.

E. Implementasi

Implementasi dilakukan untuk merealisasikan hasil perancangan sistem pendukung keputusan. Implementasi sistem pendukung keputusan pada penelitian ini adalah:

- Implementasi *Framingham Risk Score* untuk mengubah format data pasien sesuai aturan penilaian *risk score*.

- Implementasi metode *Fuzzy Tsukamoto* untuk mengklasifikasi data pasien.

F. Pengujian

Pengujian dilakukan untuk memahami seberapa baik performa dari sistem pendukung keputusan yang telah dibangun. Pengujian juga dilakukan untuk menguji seberapa baik performa deteksi dini penyakit stroke menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto*. Penelitian ini menggunakan pengujian *confusion matrix* dengan membandingkan data hasil keluaran sistem dengan data asli dari perhitungan menggunakan *Framingham Risk Score*. *Confusion matrix* adalah kumpulan performa yang digunakan untuk mengevaluasi suksesnya model klasifikasi. Beberapa kriteria performa pada *confusion matrix* adalah: akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan *F1-score*. Pada *confusion matrix* ditunjukkan nilai aktual dan prediksi dengan ukuran $n \times n$ yang merupakan jumlah dari kelas [20]. Hasil dari *confusion matrix* terdiri dari empat kategori. *True positive (tp)* adalah ketika model memprediksi kelas positif dengan benar. Ketika model salah memprediksi kelas positif, itu menghasilkan *false positive (fp)*. *True negative (tn)* merupakan kasus ketika model memprediksi kelas negatif dengan benar. Ketika model salah memprediksi kelas negatif, hasilnya adalah *false negative (fn)*. Pada permasalahan dengan *multiclass*, kelas positif adalah label yang kalkulasinya sedang dilakukan dan kelas negatif adalah label sisanya [21].

G. Kesimpulan

Penarikan kesimpulan dilakukan untuk menjawab rumusan masalah pada penelitian ini. Kesimpulan dilakukan setelah semua tahapan selesai dilakukan. Kesimpulan diambil berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan. Pada tahap ini juga disebutkan saran yang bertujuan untuk pengembangan pada penelitian yang akan dilakukan selanjutnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem pendukung keputusan yang dibangun memproses inputan berupa faktor risiko penyakit stroke menggunakan *Fuzzy Tsukamoto* yang memproses data dengan langkah-langkah sebagai berikut: fuzzifikasi, perhitungan nilai α dan z setiap *rule*, defuzzifikasi, dan menentukan tingkat risiko penyakit stroke.

A. Fuzzifikasi

Langkah pertama yang dilakukan dalam sistem ini adalah fuzzifikasi. Langkah ini mengubah nilai crisp menjadi nilai *fuzzy* menggunakan fungsi keanggotaan dari setiap kriteria. Perhitungan derajat keanggotaan dilakukan sesuai dengan batas atas, batas bawah, dan batas tengah jika ada. Perhitungan derajat keanggotaan juga dilakukan sesuai dengan tipe fungsi keanggotaannya. Di sistem ini menggunakan fungsi keanggotaan linear naik, linear turun, dan segitiga. Misalkan terdapat data uji yang ditunjukkan pada Tabel 3.

TABEL III
DATA UJI

UM	JK	BP	TK	HC	DS	MK
43	0	150	8,9	3	93	0

Dilakukan pencarian seluruh derajat keanggotaan data uji menggunakan fungsi keanggotaan faktor risiko penyakit stroke.

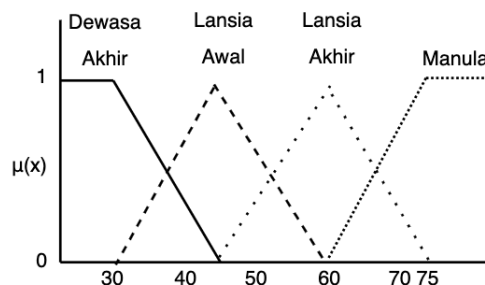
1) *Fungsi Keanggotaan UM*: Fungsi keanggotaan UM ditentukan sesuai dengan grup umur yang terdapat pada peraturan scoring di *Framingham Risk Score* [7]. Sepuluh rentang nilai yang ada pada *Framingham Risk Score* digabung menjadi empat agar rule yang dibentuk dapat mempresentasikan data lebih baik. Referensi klasifikasi umur untuk istilah variabel linguistik berdasarkan Kementerian Kesehatan yang ditunjukkan pada Tabel 4 [22]. Pembagian variabel linguistik ditunjukkan pada Tabel 5. Kurva fungsi keanggotaan UM ditunjukkan pada Gambar 5.

TABEL IV
KLASIFIKASI UM

Klasifikasi	Rentang (tahun)
Balita	0-5
Kanak-kanak	5-11
Remaja awal	12-16
Remaja akhir	17-25
Dewasa awal	26-35
Dewasa akhir	36-45
Lansia awal	46-55
Lansia akhir	56-65
Manula	>65

TABEL V
PEMBAGIAN FUNGSI KEANGGOTAAN UM

No	Rentang (tahun)	Dewasa Akhir	Lansia Awal	Lansia Akhir	Manula	
1	30-34	1	2	3	4	
2	35-39					
3	40-44					
4	45-49					
5	50-54					
6	55-59					
7	60-64	1	2	3		4
8	65-69					
9	70-74	1	2	3		4
10	75+					



Gambar. 5 Fungsi keanggotaan UM

Persamaan fungsi keanggotaan UM Dewasa Akhir ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$\mu_{DewasaAakhir}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 30 \\ \frac{45-x}{15} & ; 30 < x \leq 45 \\ 0 & ; x > 45 \end{cases} \quad (5)$$

Persamaan fungsi keanggotaan UM Lansia Awal ditunjukkan pada Persamaan 6.

$$\mu_{LansiaAwal}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 30 \text{ atau } x \geq 60 \\ \frac{x-30}{15} & ; 30 < x \leq 45 \\ \frac{60-x}{15} & ; 45 < x \leq 60 \end{cases} \quad (6)$$

Persamaan fungsi keanggotaan UM Lansia Akhir ditunjukkan pada Persamaan 7.

$$\mu_{LansiaAakhir}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 45 \text{ atau } x \geq 75 \\ \frac{x-45}{15} & ; 45 < x \leq 60 \\ \frac{60-x}{15} & ; 60 < x \leq 75 \end{cases} \quad (7)$$

Persamaan fungsi keanggotaan UM Manula ditunjukkan pada Persamaan 8.

$$\mu_{Manula}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 60 \\ \frac{x-60}{15} & ; 60 < x \leq 75 \\ 1 & ; x > 75 \end{cases} \quad (8)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan UM, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{DewasaAakhir}(43) &= \frac{45-43}{15} = \frac{2}{15} = 0,1333 \\ \mu_{LansiaAwal}(43) &= \frac{43-30}{15} = \frac{13}{15} = 0,8666 \\ \mu_{LansiaAakhir}(43) &= 0 \\ \mu_{Manula}(43) &= 0 \end{aligned}$$

2) Fungsi Keanggotaan JK: Faktor JK hanya memiliki dua nilai sehingga fungsi keanggotaan dari JK Perempuan ditunjukkan pada Persamaan 9.

$$\mu_{Perempuan}(x) = \begin{cases} 1 & ; x = 0 \\ 0 & ; x = 1 \end{cases} \quad (9)$$

Persamaan fungsi keanggotaan JK Laki ditunjukkan pada Persamaan 10.

$$\mu_{Laki}(x) = \begin{cases} 1 & ; x = 1 \\ 0 & ; x = 0 \end{cases} \quad (10)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan JK, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Perempuan}(0) &= 1 \\ \mu_{Laki}(0) &= 0 \end{aligned}$$

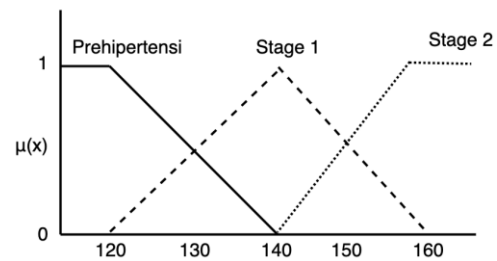
3) Fungsi Keanggotaan BP: Fungsi keanggotaan BP ditentukan sesuai dengan grup *systolic blood pressure* yang terdapat pada peraturan scoring di *Framingham Risk Score* [7]. Enam rentang nilai yang ada pada *Framingham Risk Score* digabung menjadi tiga agar rule yang dibentuk dapat mempresentasikan data lebih baik. Referensi klasifikasi *systolic blood pressure* untuk istilah variabel linguistik berdasarkan jurnal yang ditunjukkan pada Tabel 6 [23]. Pembagian variabel linguistik ditunjukkan pada Tabel 7. Kurva fungsi keanggotaan BP ditunjukkan pada Gambar 6.

TABEL VI
KLASIFIKASI BP

Klasifikasi	Rentang (mmHg)
Normal	<120
Prehipertensi	120-139
Stage 1 Hipertensi	140-159
Stage 2 Hipertensi	≥160

TABEL VII
PEMBAGIAN FUNGSI KEANGGOTAAN BP

No	Rentang (mmHg)	Prehipertensi	Stage 1	Stage 2
1	<120	1	2	
2	120-129			
3	130-139			
4	140-149			3
5	150-159			
6	160+			



Gambar. 6 Fungsi keanggotaan BP

Persamaan fungsi keanggotaan BP Prehipertensi ditunjukkan pada Persamaan 11.

$$\mu_{Prehipertensi}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 120 \\ \frac{140-x}{20} & ; 120 < x \leq 140 \\ 0 & ; x > 140 \end{cases} \quad (11)$$

Persamaan fungsi keanggotaan BP Stage 1 ditunjukkan pada Persamaan 12.

$$\mu_{Stage1}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 120 \text{ atau } x \geq 160 \\ \frac{x-120}{20} & ; 120 < x \leq 140 \\ \frac{160-x}{20} & ; 140 < x \leq 160 \end{cases} \quad (12)$$

Persamaan fungsi keanggotaan BP Stage 2 ditunjukkan pada Persamaan 13.

$$\mu_{Stage2}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 140 \\ \frac{x-140}{40} & ; 140 < x \leq 160 \\ 1 & ; x > 160 \end{cases} \quad (13)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan BP, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Prehipertensi}(150) &= 0 \\ \mu_{Stage1}(150) &= \frac{160-150}{20} = \frac{10}{20} = 0,5 \\ \mu_{Stage2}(150) &= \frac{150-140}{40} = \frac{10}{40} = 0,25 \end{aligned}$$

4) Fungsi Keanggotaan TK: Fungsi keanggotaan TK ditentukan sesuai dengan grup total kolesterol yang terdapat pada peraturan scoring di *Framingham Risk Score* [7]. Lima rentang nilai yang ada pada *Framingham Risk Score* digabung menjadi tiga agar rule yang dibentuk dapat

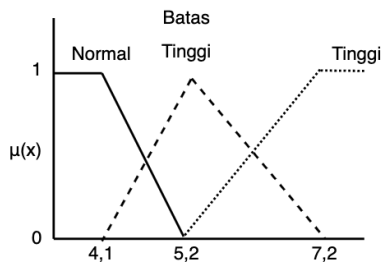
mempresentasikan data lebih baik. Referensi klasifikasi total kolesterol untuk istilah variabel linguistik berdasarkan jurnal yang ditunjukkan pada Tabel 8 [24]. Pembagian variabel linguistik ditunjukkan pada Tabel 9. Kurva fungsi keanggotaan TK ditunjukkan pada Gambar 7.

TABEL VIII
KLASIFIKASI TK

Klasifikasi	Rentang (mmol/L)
Normal	≤5,2
Batas Tinggi	5,2-6,2
Tinggi	≥6,2

TABEL IX
PEMBAGIAN FUNGSI KEANGGOTAAN TK

No	Rentang (mmol/L)	Normal	Batas Tinggi	Tinggi
1	<4,1	1	2	3
2	4,1-5,19			
3	5,2-6,19			
4	6,2-7,2			
5	<4,1			



Gambar. 7 Fungsi keanggotaan TK

Persamaan fungsi keanggotaan TK Normal ditunjukkan pada Persamaan 14.

$$\mu_{Normal}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 4,1 \\ \frac{5,2-x}{1,1} & ; 4,1 < x \leq 5,2 \\ 0 & ; x > 5,2 \end{cases} \quad (14)$$

Persamaan fungsi keanggotaan TK Batas Tinggi ditunjukkan pada Persamaan 15.

$$\mu_{BatasTinggi}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 4,1 \text{ atau } x \geq 7,2 \\ \frac{x-4,1}{1,1} & ; 4,1 < x \leq 5,2 \\ \frac{7,2-x}{2} & ; 5,2 < x \leq 7,2 \end{cases} \quad (15)$$

Persamaan fungsi keanggotaan TK Tinggi ditunjukkan pada Persamaan 16:

$$\mu_{Tinggi}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 5,2 \\ \frac{x-5,2}{1} & ; 5,2 < x \leq 7,2 \\ 1 & ; x > 7,2 \end{cases} \quad (16)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan TK, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Normal}(8,9) &= 0 \\ \mu_{BatasTinggi}(8,9) &= 0 \\ \mu_{Tinggi}(8,9) &= 1 \end{aligned}$$

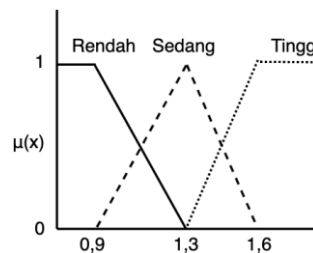
5) Fungsi Keanggotaan HC: Fungsi keanggotaan HC ditentukan sesuai dengan grup HDL-C yang terdapat pada peraturan scoring di Framingham Risk Score [7]. Lima rentang nilai yang ada pada Framingham Risk Score digabung menjadi tiga agar rule yang dibentuk dapat mempresentasikan data lebih baik. Referensi klasifikasi total kolesterol HDL-C untuk istilah variabel linguistik berdasarkan jurnal yang ditunjukkan pada Tabel 10 [24]. Pembagian variabel linguistik ditunjukkan pada Tabel 11. Kurva fungsi keanggotaan HC ditunjukkan pada Gambar 8.

TABEL X
KLASIFIKASI HC

Klasifikasi	Rentang (mmol/L)
Rendah	≤1
Sedang	1-1,6
Tinggi	≥1,6

TABEL XI
PEMBAGIAN FUNGSI KEANGGOTAAN HC

No	Rentang (mmol/L)	Rendah	Sedang	Tinggi
1	>1,6	1	2	3
2	1,3-1,6			
3	1,2-1,29			
4	0,9-1,19			
5	<0,9			



Gambar. 8 Fungsi keanggotaan HC

Persamaan fungsi keanggotaan HC Rendah ditunjukkan pada Persamaan 17.

$$\mu_{Rendah}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 0,9 \\ \frac{1,3-x}{0,4} & ; 0,9 < x \leq 1,3 \\ 0 & ; x > 1,3 \end{cases} \quad (17)$$

Persamaan fungsi keanggotaan HC Sedang ditunjukkan pada Persamaan 18.

$$\mu_{Sedang}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 0,9; x \geq 1,6 \\ \frac{x-1}{0,4} & ; 0,9 < x \leq 1,3 \\ \frac{1,6-x}{0,3} & ; 1,3 < x \leq 1,6 \end{cases} \quad (18)$$

Persamaan fungsi keanggotaan HC Tinggi ditunjukkan pada Persamaan 19.

$$\mu_{Tinggi}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 1,3 \\ \frac{x-1,3}{0,3} & ; 1,3 < x \leq 1,6 \\ 1 & ; x > 1,6 \end{cases} \quad (19)$$

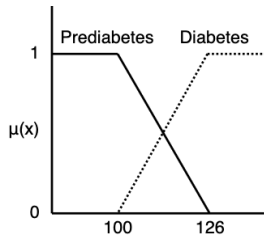
Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan HC, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Rendah}(3) &= 0 \\ \mu_{Sedang}(3) &= 0 \\ \mu_{Tinggi}(3) &= 1 \end{aligned}$$

6) Fungsi Keanggotaan DS: Fungsi keanggotaan diabetes ditentukan sesuai dengan penelitian oleh American Diabetes Association yang ditunjukkan pada Tabel 12 [25]. Kurva fungsi keanggotaan DS ditunjukkan pada Gambar 9.

TABEL XII
KLASIFIKASI DS

Klasifikasi	Rentang (mg/dL)
Prediabetes	100 – 125
Diabetes	≥126



Gambar. 9 Fungsi keanggotaan DS

Persamaan fungsi keanggotaan DS Prediabetes ditunjukkan pada Persamaan 20.

$$\mu_{Prediabetes}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 100 \\ \frac{126-x}{26} & ; 100 < x \leq 126 \\ 0 & ; x > 126 \end{cases} \quad (20)$$

Persamaan fungsi keanggotaan DS Diabetes ditunjukkan pada Persamaan 21.

$$\mu_{Diabetes}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 100 \\ \frac{x-100}{26} & ; 100 < x \leq 126 \\ 1 & ; x > 126 \end{cases} \quad (21)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan DS, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Prediabetes}(93) &= 1 \\ \mu_{Diabetes}(93) &= 0 \end{aligned}$$

7) Fungsi Keanggotaan MK: Faktor MK hanya memiliki dua nilai sehingga fungsi keanggotaan dari MK Tidak ditunjukkan pada Persamaan 22.

$$\mu_{Tidak}(x) = \begin{cases} 1 & ; x = 0 \\ 0 & ; x = 1 \end{cases} \quad (22)$$

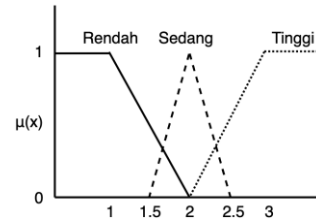
Persamaan fungsi keanggotaan MK Ya ditunjukkan pada Persamaan 23.

$$\mu_{Ya}(x) = \begin{cases} 0 & ; x = 0 \\ 1 & ; x = 1 \end{cases} \quad (23)$$

Menggunakan persamaan fungsi keanggotaan MK, maka fuzzifikasi terhadap data uji didapatkan:

$$\begin{aligned} \mu_{Tidak}(0) &= 1 \\ \mu_{Ya}(0) &= 0 \end{aligned}$$

8) Fungsi Keanggotaan Risiko Penyakit Stroke: Kurva fungsi keanggotaan risiko penyakit stroke ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar. 10 Fungsi keanggotaan risiko penyakit stroke

Persamaan fungsi keanggotaan risiko penyakit stroke Rendah ditunjukkan pada Persamaan 24.

$$\mu_{Rendah}(x) = \begin{cases} 1 & ; x \leq 1 \\ \frac{2-x}{2-1} & ; 1 < x \leq 2 \\ 0 & ; x > 2 \end{cases} \quad (24)$$

Persamaan fungsi keanggotaan risiko penyakit stroke Sedang ditunjukkan pada Persamaan 25.

$$\mu_{Sedang}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 1.5; x \geq 2.5 \\ \frac{x-1.5}{2-1.5} & ; 1.5 < x \leq 2 \\ \frac{3-x}{3-2.5} & ; 2 < x \leq 2.5 \end{cases} \quad (25)$$

Persamaan fungsi keanggotaan risiko penyakit stroke Tinggi ditunjukkan pada Persamaan 26.

$$\mu_{Tinggi}(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq 2 \\ \frac{x-2}{3-2} & ; 2 < x \leq 3 \\ 1 & ; x > 3 \end{cases} \quad (26)$$

Hasil derajat keanggotaan data uji setelah dilakukan fuzzifikasi ditunjukkan pada Tabel 13.

TABEL XIII
DETAIL DERAJAT KEANGGOTAAN DATA UJI

Kode	Variabel Linguistik	Derajat Keanggotaan
UM	Dewasa Akhir	0,1333
	Lansia Awal	0,8666
	Lansia Akhir	0
	Manula	0
JK	Perempuan	1
	Laki	0
BP	Prehipertensi	0
	Stage 1	0,5
	Stage 2	0,5
TK	Normal	0
	Batas Tinggi	0
	Tinggi	1
HC	Rendah	0
	Sedang	0
	Tinggi	1
DS	Prediabetes	1
	Diabetes	0
MK	Ya	0
	Tidak	1

B. Hitung α dan z

Setelah didapatkan nilai derajat keanggotaan data uji dari tahapan fuzzifikasi, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai α dan z setiap *rule*. x_n merupakan data crisp. A_{in} merupakan fungsi keanggotaan $A_{in}(x_n)$ merupakan derajat keanggotaan x_n terhadap fungsi keanggotaan A_{in} . Kemudian menghitung nilai z setiap *rule* dengan defuzzifikasi terhadap nilai α dengan fungsi keanggotaan *consequent rule*. Misalkan terdapat 10 *rule*, maka perhitungan nilai α dan z terhadap data uji adalah sebagai berikut:

[R1] IF UM LansiaAwal AND JK P AND BP Stage1 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Tidak THEN Risiko Sedang

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= 0,5 \\ 0,5 &= \frac{z_1 - 1,5}{2 - 1,5} \\ z_1 &= 1,75 \end{aligned}$$

[R2] IF UM LansiaAwal AND JK P AND BP Prehipertensi AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Tidak THEN Risiko Rendah

$$\begin{aligned} \alpha_2 &= 0 \\ 0 &= \frac{2 - z_2}{2 - 1} \\ z_2 &= 2 \end{aligned}$$

[R3] IF UM Manula AND JK P AND BP Stage2 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Diabetes AND MK Tidak THEN Risiko Tinggi

$$\begin{aligned} \alpha_3 &= 0 \\ 0 &= \frac{z_3 - 2}{3 - 2} \\ z_3 &= 2 \end{aligned}$$

[R4] IF UM DewasaAkhir AND JK L AND BP Stage1 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Diabetes AND MK Tidak THEN Risiko Rendah

$$\begin{aligned} \alpha_4 &= 0 \\ 0 &= \frac{2 - z_4}{2 - 1} \\ z_4 &= 2 \end{aligned}$$

[R5] IF UM Manula AND JK P AND BP Stage1 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Tidak THEN Risiko Sedang

$$\begin{aligned} \alpha_5 &= 0 \\ 0 &= \frac{z_5 - 1,5}{2 - 1,5} \\ z_5 &= 1,5 \end{aligned}$$

[R6] IF UM DewasaAkhir AND JK L AND BP Prehipertensi AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Ya THEN Risiko Rendah

$$\begin{aligned} \alpha_6 &= 0 \\ 0 &= \frac{2 - z_6}{2 - 1} \\ z_6 &= 2 \end{aligned}$$

[R7] IF UM LansiaAwal AND JK P AND BP Stage1 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Diabetes AND MK Tidak THEN Risiko Sedang

$$\begin{aligned} \alpha_7 &= 0 \\ 0 &= \frac{z_7 - 1,5}{2 - 1,5} \\ z_7 &= 1,5 \end{aligned}$$

[R8] IF UM LansiaAwal AND JK P AND BP Stage2 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Tidak THEN Risiko Sedang

$$\begin{aligned} \alpha_8 &= 0,5 \\ 0,5 &= \frac{z_1 - 1,5}{2 - 1,5} \\ z_8 &= 1,75 \end{aligned}$$

[R9] IF UM Manula AND JK P AND BP Stage2 AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Diabetes AND MK Tidak THEN Risiko Tinggi

$$\begin{aligned} \alpha_9 &= 0 \\ 0 &= \frac{z_9 - 2}{3 - 2} \\ z_9 &= 2 \end{aligned}$$

[R10] IF UM DewasaAkhir AND JK P AND BP Prehipertensi AND TK Tinggi AND HC Tinggi AND DS Prediabetes AND MK Tidak THEN Risiko Rendah

$$\begin{aligned} \alpha_{10} &= 0 \\ 0 &= \frac{2 - z_{10}}{2 - 1} \\ z_{10} &= 2 \end{aligned}$$

Setelah perhitungan di atas, hasil dari α dan z setiap *rule* ditunjukkan pada Tabel 14.

TABEL XIV
HASIL α DAN z SETIAP *RULE*

Rule	α	z
R1	0,5	1,75
R2	0	2
R3	0	2
R4	0	2
R5	0	1,5
R6	0	2
R7	0	1,5
R8	0,5	1,75
R9	0	2
R10	0	2

C. Defuzzifikasi

Tahap ini dilakukan menggunakan masukan dari nilai α dan z setiap *rule* yang telah dihitung pada tahap sebelumnya. Perhitungan nilai Z total adalah sebagai berikut:

$$z_0 = \frac{0,75}{1} = 1,75$$

D. Menentukan Tingkat Risiko Penyakit Stroke

Langkah terakhir yang dilakukan adalah melakukan defuzzifikasi terhadap nilai Z total menggunakan derajat keanggotaan risiko penyakit stroke. Perhitungan derajat keanggotaan risiko penyakit stroke terhadap nilai Z total adalah sebagai berikut:

$$\mu_{Rendah}(1,75) = \frac{2 - 1,75}{2 - 1} = 0,25$$

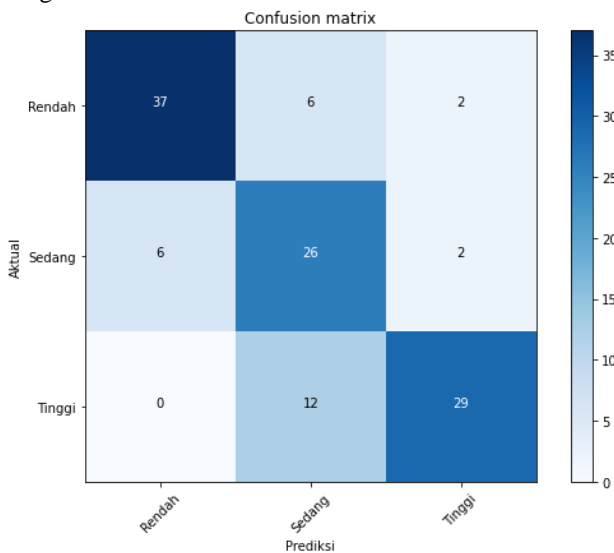
$$\mu_{Sedang}(1,75) = \frac{1,75 - 1,5}{2 - 1,5} = 0,5$$

$$\mu_{Tinggi}(1,75) = 0$$

Setelah diketahui nilai derajat keanggotaan risiko penyakit stroke, hasil keputusan diambil dari derajat keanggotaan yang memiliki nilai paling tinggi. Sehingga, tingkat risiko yang menjadi hasil klasifikasi adalah tingkat risiko sedang dengan nilai derajat keanggotaan 0,5.

E. Pengujian dan Analisis

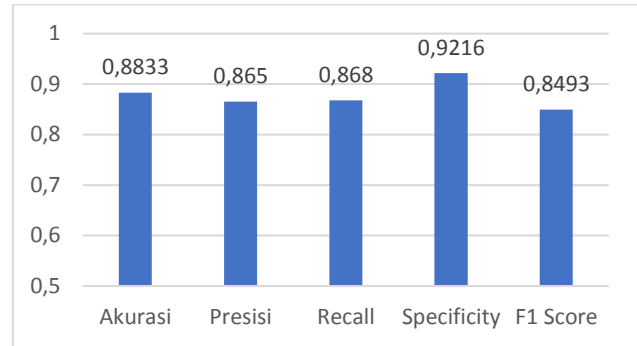
Pengujian dilakukan agar mengetahui bagaimana kinerja sistem dalam mendeteksi dini risiko penyakit stroke menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto. Pengujian yang telah dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan F1 score. Hasil akhir performa didapatkan dari rata-rata performa setiap iterasi. Perhitungan menggunakan *confusion matrix* dilakukan terhadap setiap kelas (rendah, sedang, dan tinggi) dan terhadap seluruh kelas. Visualisasi hasil *confusion matrix* yang didapatkan pada pengujian ditunjukkan pada Gambar 11. Pada Gambar 11 ditunjukkan jumlah dari data uji dengan kelas asli yang dibandingkan dengan hasil klasifikasi.



Gambar. 11 Visualisasi *confusion matrix*

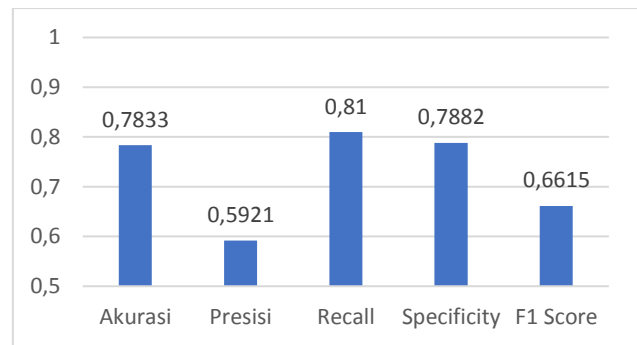
1) *Kelas Rendah*: Berdasarkan Gambar 11, nilai *true positive*, *false negative*, *false positive*, dan *true negative* terhadap kelas rendah secara berturut-turut adalah: 37, 8, 6, dan 69. Dengan begitu, hasil pengujian terhadap kelas rendah mendapatkan nilai akurasi sebesar 0,8833, presisi sebesar 0,865, *recall* sebesar 0,868, *specificity* sebesar

0,9216, dan F1 score sebesar 0,8493. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik terhadap kelas rendah. Nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan F1 score kelas rendah ditunjukkan pada Gambar 12.



Gambar. 12 Grafik performa kelas rendah

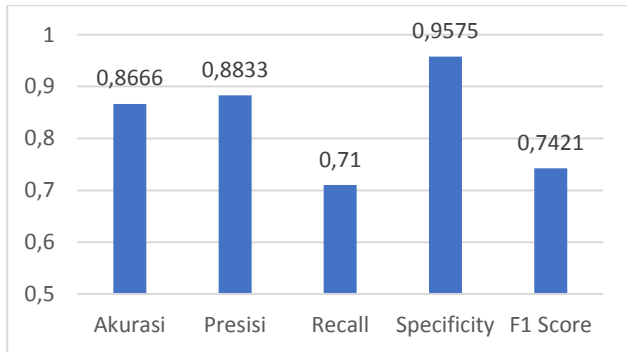
2) *Kelas Sedang*: Berdasarkan Gambar 11, nilai *true positive*, *false negative*, *false positive*, dan *true negative* terhadap kelas sedang secara berturut-turut adalah: 26, 8, 18, dan 68. Dengan begitu, hasil pengujian terhadap kelas sedang mendapatkan nilai akurasi sebesar 0,7833, presisi sebesar 0,5921, *recall* sebesar 0,81, *specificity* sebesar 0,7882, dan F1 score sebesar 0,6615. Berdasarkan hasil tersebut, didapatkan nilai presisi yang rendah menandakan model kesulitan dalam mengklasifikasikan kelas positif dan banyak menghasilkan *false positive* yang berarti pada hasil klasifikasi model sedang, terdapat banyak data yang kelas aslinya rendah atau tinggi. Nilai *recall* yang tinggi berarti model sedikit menghasilkan *false negative* yang berarti pada data asli sedang, model dapat mengklasifikasinya sebagai kelas sedang. Nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan F1 score kelas sedang ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar. 13 Grafik performa kelas sedang

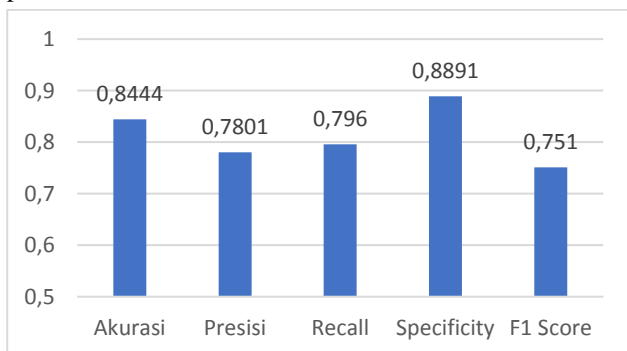
3) *Kelas Tinggi*: Berdasarkan Gambar 11, nilai *true positive*, *false negative*, *false positive*, dan *true negative* terhadap kelas tinggi secara berturut-turut adalah: 29, 12, 4, dan 75. Dengan begitu, hasil pengujian terhadap kelas tinggi mendapatkan nilai akurasi sebesar 0,8666, presisi sebesar 0,8833, *recall* sebesar 0,71, *specificity* sebesar 0,9575, dan F1 score sebesar 0,7421. Berdasarkan hasil tersebut, didapatkan nilai akurasi yang tinggi berarti model dapat mengklasifikasi kelas tinggi dengan baik. Nilai

presisi yang lebih tinggi daripada *recall* menandakan bahwa model menghasilkan lebih banyak *false negative* dibandingkan *false positive* yang berarti pada hasil klasifikasi kelas tinggi, terdapat sedikit data yang memiliki kelas asli rendah atau sedang. Namun pada kelas asli tinggi, banyak data yang memiliki hasil klasifikasi kelas sedang. Nilai *specificity* yang tinggi berarti model dapat mengklasifikasi true negative dengan sangat baik, artinya data asli rendah dan sedang sedikit diklasifikasikan sebagai kelas tinggi. Nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan F1 score kelas tinggi ditunjukkan pada Gambar 14.



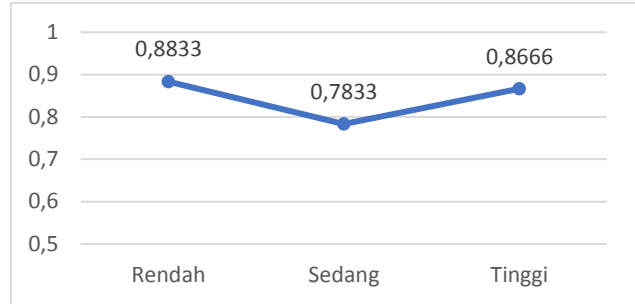
Gambar. 14 Grafik performa kelas tinggi

4) *Seluruh Kelas*: Hasil pengujian terhadap seluruh kelas didapatkan berdasarkan rata-rata dari kelas rendah, sedang, dan tinggi. Dengan begitu, didapatkan nilai akurasi sebesar 0,8444, presisi sebesar 0,7801, *recall* sebesar 0,796, *specificity* sebesar 0,8891, dan F1 score sebesar 0,751. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasi keseluruhan kelas. Nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan F1 score kelas tinggi ditunjukkan pada Gambar 15.



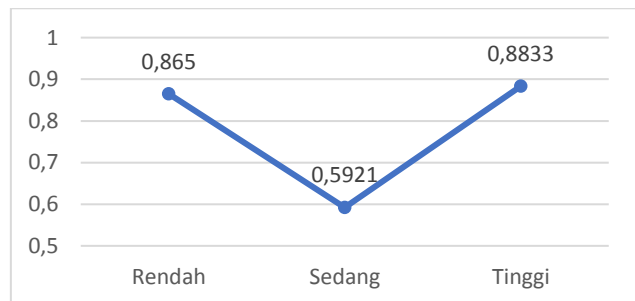
Gambar. 15 Grafik performa seluruh kelas

5) *Perbandingan Akurasi*: Nilai akurasi paling tinggi dimiliki oleh kelas rendah dengan nilai 0,8833. Nilai akurasi terhadap kelas sedang memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan dengan kelas yang lain dengan nilai 0,7833. Perbandingan nilai akurasi setiap kelas ditunjukkan pada Gambar 16.



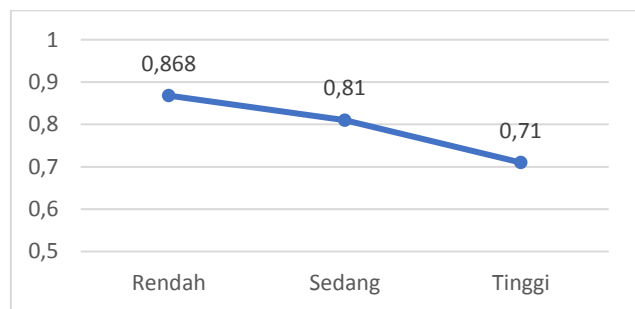
Gambar. 16 Perbandingan akurasi setiap kelas

6) *Perbandingan Presisi*: Nilai presisi paling tinggi dimiliki oleh kelas tinggi dengan nilai 0,8833. Nilai presisi terhadap kelas sedang memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan dengan kelas yang lain dengan nilai 0,5921. Perbandingan nilai presisi setiap kelas ditunjukkan pada Gambar 17.



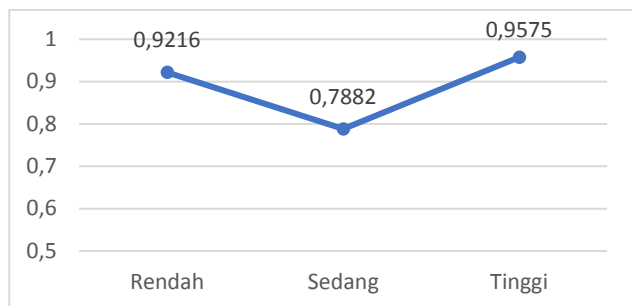
Gambar. 17 Perbandingan presisi setiap kelas

7) *Perbandingan Recall*: Nilai *recall* paling tinggi dimiliki oleh kelas rendah dengan nilai 0,868. Nilai *recall* terhadap kelas tinggi memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan dengan kelas yang lain dengan nilai 0,71. Perbandingan nilai *recall* setiap kelas ditunjukkan pada Gambar 18.



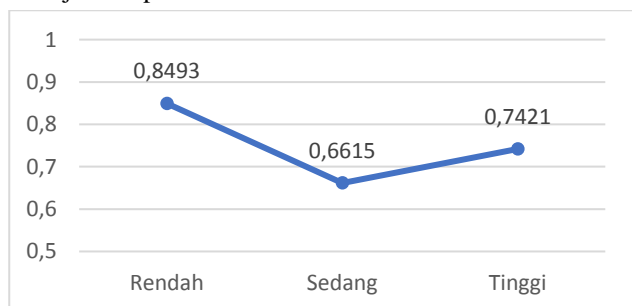
Gambar. 18 Perbandingan recall setiap kelas

8) *Perbandingan Specificity*: Nilai *specificity* paling tinggi dimiliki oleh kelas tinggi dengan nilai 0,9575. Nilai *specificity* terhadap kelas sedang memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan dengan kelas yang lain dengan nilai 0,7882. Perbandingan nilai *specificity* setiap kelas ditunjukkan pada Gambar 19.



Gambar. 19 Perbandingan *specificity* setiap kelas

9) *Perbandingan F1 Score*: Nilai *F1 score* paling tinggi dimiliki oleh kelas rendah dengan nilai 0,8493. Nilai *F1 score* terhadap kelas sedang memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan dengan kelas yang lain dengan nilai 0,6615. Perbandingan nilai *F1 score* setiap kelas ditunjukkan pada Gambar 20.



Gambar. 20 Perbandingan *F1 score* setiap kelas

Berdasarkan perbandingan performa di atas, dapat disimpulkan bahwa performa model terhadap kelas sedang memiliki hasil yang paling rendah dibandingkan dengan kelas lainnya. Hal ini dapat terjadi karena proporsi kelas pada dataset tidak seimbang. Kelas yang tidak seimbang dapat mempengaruhi performa model, menghasilkan bias terhadap kelas mayoritas [26]. Dataset yang digunakan memiliki jumlah klasifikasi kelas sedang yang paling sedikit dibandingkan dengan kelas yang lain.

IV. KESIMPULAN

Sistem pendukung keputusan deteksi dini penyakit stroke menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto melakukan proses deteksi dini penyakit stroke dengan menggunakan faktor-faktor risiko yang ada pada pasien. Sistem pendukung keputusan ini menggunakan model basis pengetahuan berdasarkan *Framingham Risk Score* untuk pembuatan aturan (*rule*) klasifikasi. Hasil tingkat risiko penyakit stroke yang didapatkan berupa rendah, sedang, dan tinggi dari nilai defuzzifikasi paling tinggi.

Berdasarkan pengujian akurasi yang dilakukan menggunakan pengujian *confusion matrix*, didapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, *specificity*, dan *F1 score* terhadap keseluruhan kelas secara berturut-turut adalah: 0,8444, 0,7801, 0,796, 0,8891, 0,751 yang merupakan hasil yang cukup baik.

Pada penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset dengan distribusi jumlah kelas yang seimbang

sehingga diharapkan mendapat hasil performa yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH / ACKNOWLEDGMENT

Peneliti mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada Puskesmas Kendalkerep Kota Malang yang memberikan model data untuk digunakan penelitian dan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya yang telah menyediakan Laboratorium Komputasi Cerdas untuk pelaksanaan penelitian.

REFERENSI

- [1] WHO, "Global health estimates: Leading causes of death," 2019.
- [2] Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan RI, "Laporan Nasional Riset Kesehatan Dasar 2018," Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Jakarta, 2018.
- [3] A. K. Boehme, C. Esenwa and M. S. V. Elkind, "Stroke Risk Factors, Genetics, and Prevention," *Circulation Research*, vol. 120, no. 3, pp. 472-495, 2017.
- [4] X. Huang, H. Lv, Z. Liu, Y. Liu and X. Yang, "Study on the predictive ability of emergency CHADS2 score and CHA2DS2-VASc score for coronary artery disease and prognosis in patients with acute ST-segment elevation myocardial infarction," *Journal of Thoracic Disease*, vol. 14, no. 7, pp. 2611-2620, 2022.
- [5] G. Çetinkal, C. Koçaş, B. B. Koçaş, Ş. Arslan, O. Abacı, O. Ş. Karaca, Y. Dalgıç, Ö. S. Ser, K. Keskin, A. Yıldız and S. M. Doğan, "Comparative performance of Anticoagulation and Risk factors In Atrial fibrillation and Global Registry of Acute Coronary Events risk scores in predicting long-term adverse events in patients with acute myocardial infarction," *Anatolian Journal of Cardiology*, vol. 20, no. 2, pp. 77-84, 2018.
- [6] L. Jahangiry, M. A. Farhangi and F. Rezaei, "Framingham risk score for estimation of 10-years of cardiovascular diseases risk in patients with metabolic syndrome," *Journal of Health, Population and Nutrition*, vol. 36, 2017.
- [7] R. B. D'Agostino, R. S. Vasan, M. J. Pencina, P. A. Wolf, M. Cobain, J. M. Massaro and W. B. Kannel, "General Cardiovascular Risk Profile for Use in Primary Care: The Framingham Heart Study," *Circulation*, vol. 117, no. 6, pp. 743-753, 2008.
- [8] M. C. Claudy, K. Aquino, and M. Graso, "Artificial Intelligence Can't Be Charmed: The Effects of Impartiality on Laypeople's Algorithmic Preferences," *Frontiers in Psychology*, vol. 13, 2022.
- [9] J. K. Kazak and J. v. Hoof, "Decision support systems for a sustainable management of the indoor and built environment," *Indoor and Built Environment*, vol. 27, no. 10, pp. 1303-1306, 2018.
- [10] D. A. Putra, M. D. S. Sanapiah, A. I. Hanifah and T. Afrianto, "SEED (Stoke Disease Early Detection Application) - Rancang Bangun Aplikasi Mobile Berbasis Android untuk Mendiagnosis Gejala Dini Penyakit Stroke Menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 3, pp. 287-294, 2019.
- [11] Suharjito, Diana, Yulyanto and A. Nugroho, "Mobile Expert System Using Fuzzy Tsukamoto for Diagnosing Cattle Disease," *Procedia Computer Science*, vol. 116, pp. 27-36, 2017.
- [12] Y. Yun, D. Ma and M. Yang, "Human-computer interaction-based Decision Support System with Applications in Data Mining," *Future Generation Computer Systems*, vol. 114, pp. 285-289, 2021.
- [13] A. L. Turban, *Decision Support Systems and Intelligent Systems*, New Delhi: Prentice-Hall of India, 2007.
- [14] İ. Kaya, M. Çolak and F. Terzi, "A comprehensive review of fuzzy multi criteria decision making methodologies for energy policy making," *Energy Strategy Reviews*, vol. 24, pp. 207-228, 2019.
- [15] I. Siksnylyte, E. K. Zavadskas, D. Streimikiene and D. Sharma, "An Overview of Multi-Criteria Decision-Making Methods in Dealing with Sustainable Energy Development Issues," *Energies*, vol. 11, no. 10, 2018.
- [16] P. Ampriirit, Y. Liu, M. Ikeda, K. Matsuo, L. Barolli and M. Takizawa, "Effect of Slice Priority for admission control in 5G Wireless Networks: A comparison study for two Fuzzy-based

- systems considering Software-Defined-Networks,” *Journal of High Speed Networks*, vol. 26, pp. 169-183, 2020.
- [17] K. Raza, “Fuzzy logic based approaches for gene regulatory network inference,” *Artificial Intelligence In Medicine*, vol. 97, pp. 189-203, 2019.
- [18] A. Jain and A. Sharma, “Membership Function Formulation Methods for Fuzzy Logic Systems: A Comprehensive Review,” *Journal of Critical Reviews*, vol. 7, no. 19, pp. 8717-8733, 2020.
- [19] P. K. Gupta and P. K. Muhuri, “Extended Tsukamoto’s inference method for solving multi-objective linguistic optimization problems,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 377, pp. 102-124, 2019.
- [20] M. Koklu, S. Sarigil and O. Ozbek, “The use of machine learning methods in classification of pumpkin seeds (*Cucurbita pepo* L.),” *Genetic Resources and Crop Evolution*, vol. 68, pp. 2713-2726, 2021.
- [21] K. Ali, Z. A. Shaikh, A. A. Khan and A. A. Laghari, “Multiclass skin cancer classification using EfficientNets – a first step towards preventing skin cancer,” *Neuroscience Informatics*, vol. 2, no. 4, 2022.
- [22] L. N. Hakim, “Urgensi Revisi Undang-Undang tentang Kesejahteraan Lanjut Usia,” *Aspirasi: Jurnal Masalah-Masalah Sosial*, vol. 11, no. 1, pp. 43-55, 2020.
- [23] National Heart, Lung, and Blood Institute, *The Seventh Report of the Joint National Committee on Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure*, Bethesda Md.: National Institutes of Health, National Heart, Lung and Blood Institute, National High Blood Pressure Education Program, 2003.
- [24] A. H. Lichtenstein, “*Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition*,” *Atherosclerosis*, pp. 338-347, 2003.
- [25] American Diabetes Association, “*Classification and Diagnosis of Diabetes: Standards of Medical Care in Diabetes—2020*,” *Diabetes Care*, vol. 43, pp. S14-S31, 2019.
- [26] J. L. Leevy, T. M. Khoshgoftaar, R. A. Bauder and N. Seliya, “A survey on addressing high - class imbalance in big data,” *Journal of Big Data*, vol. 5, no. 42, 2018.