

Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)*

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:

Mochamad Rafli Andriansyah

NIM: 135150207111078



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018

PENGESAHAN

KLASIFIKASI RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN *FUZZY DECISION TREE*
ITERATIVE DICHOTOMISER 3 (ID3)

SKRIPSI

untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :
Mochamad Rafli Andriansyah
NIM: 135150207111078

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada
1 Agustus 2018

Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II


Edy Santoso, S.Si, M.Kom
NIP: 19740414 200312 1 004


Ir. Sutrisno, M.T
NIP: 195703251 987011001



Mengetahui
Ketua Jurusan Teknik Informatika


Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D
NIP: 19710518 200312 1 001



PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 1 Agustus 2018



Mochamad Rafli Andriansyah

NIM: 135150207111078

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT dan junjungan Nya Nabi Muhammad SAW yang telah melimpahkan taufiq dan hidayah-Nya kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)*”.

Penulis menyadari sepenuhnya, bahwa dalam penyusunan skripsi ini banyak kekurangan mengingat terbatasnya kemampuan penulis, namun berkat pengarahan dari berbagai pihak, akhirnya skripsi ini dapat diselesaikan. Maka dari itu, penulis mengucapkan rasa penghargaan dan terima kasih kepada:

1. Bapak Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si, M.T, Ph.D selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer.
2. Bapak Edy Santoso, S.Si, M.Kom dan Bapak Ir.Sutrisno, M.T selaku dosen pembimbing skripsi, yang telah membimbing saya selama pengerjaan skripsi ini.
3. Dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya yang telah membina dan mengantarkan penulis untuk menempuh kematangan dalam berpikir.
4. Seluruh anggota keluarga besar Alm. Harry Hermansyah dan Sri Mumpuni yang telah dengan ikhlas memberikan bantuan, baik secara materi, moral, dan spiritual yang tak ternilai harganya.
5. Rayindita Siwie Mazyantri yang selalu memberikan motivasi dan bantuan dalam segala hal ketika menyelesaikan skripsi ini.
6. Maulana S. H dan Wiratama Paramasatya yang selalu membantu dan memberikan dukungan doa juga moral ketika menyelesaikan skripsi ini.
7. Teman-teman Eksekutif Mahasiswa Informatika yang telah memberikan dukungan doa juga moral ketika menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman-teman lain di Teknik Informatika maupun FILKOM dan semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Setelah melalui proses yang panjang, akhirnya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang tentunya masih banyak kekurangan dan jauh dari kesempurnaan. Walaupun demikian, penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua dan penulis khususnya.

Malang, 1 Agustus 2018

Mochamad Rafli Andriansyah
mochraflia@gmail.com

ABSTRAK

Mochamad Rafli Andriansyah, Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)*

Pembimbing: Edy Santoso, S.Si, M.Kom, Ir. Sutrisno, M.T

Hipertensi merupakan penyakit kelainan jantung dan pembuluh darah yang ditandai dengan peningkatan tekanan darah. Hipertensi dapat dikendalikan jika ditangani sejak dini, tetapi beberapa pasien baru menyadarinya setelah terjadi komplikasi kerusakan organ. Mengingat hipertensi adalah salah satu penyakit yang berbahaya, para peneliti sudah melakukan penelitian terkait klasifikasi hipertensi, salah satunya dengan menggunakan *Fuzzy Decision Tree* menggunakan algoritme ID3. Untuk menyelesaikan masalah hipertensi berdasarkan faktor-faktor yang ada, penulis menggunakan metode *Fuzzy Decision Tree ID3* untuk klasifikasi risiko hipertensi yang memiliki tahapan inialisasi nilai *fuzzy*, perhitungan nilai *fuzzy entropy*, nilai *information gain*, dan defuzzifikasi untuk menentukan hasil klasifikasi. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dapat menghasilkan nilai akurasi terbesar yaitu 80% yang didapatkan dari pengujian 30 data latih dengan 20 data uji, serta kombinasi nilai FCT dan LDT. Kesimpulan dari penelitian yang dibuat bahwa *Fuzzy Decision Tree ID3* dapat menyelesaikan permasalahan klasifikasi risiko hipertensi dengan cukup baik.

Kata kunci: *id3, fuzzy id3, fuzzy decision tree, risiko hipertensi, hipertensi, klasifikasi*

ABSTRACT

Mochamad Rafli Andriansyah, Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)

Mentor: Edy Santoso, S.Si, M.Kom, Ir. Sutrisno, M.T

Hypertension is a disease where the heart and the arteries have abnormalities which is indicated by the increase of blood pressure. Hypertension can be controlled if it's handled from the early stage, however, several number of patients only earn the knowledge right after there's a complication of failures of the organs. Considering that hypertension is one of the very lethal diseases, the researchers have done researches about the classification of hypertension, one of them used Fuzzy Decision Tree with ID3 algorithm. To solve the problem about hypertension based on the available factors, the study use Fuzzy Decision Tree ID3 method to classify the risks of hypertension that have initialization stages of Fuzzy values, the calculation of Fuzzy entropy values, and the values of information gain, as well as defuzzification to determine the result of the classification. The testing that has been carried out could result in the highest accuration value, which is 80%, derived from the testing of 30 training data dan 20 testing data, as well as the combination of the FCT and LDT value. The conclusion of the research that has been accomplished is that Fuzzy Decision Tree ID3 can solve the problems in the classification of hypertension risks quite well.

Keywords: *id3, fuzzy id3, fuzzy decision tree, hypertension risk, hypertension, classification*

DAFTAR ISI

PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Manfaat.....	3
1.5 Batasan Masalah.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Penelitian Terdahulu.....	5
2.2 Dasar Teori.....	7
2.2.1 Tekanan Darah	7
2.2.2 Hipertensi.....	7
2.2.3 Klasifikasi Hipertensi	8
2.2.4 Faktor Risiko Hipertensi	8
2.2.5 Klasifikasi	9
2.3 Logika <i>Fuzzy</i>	9
2.3.1 Himpunan <i>Fuzzy</i>	10
2.3.2 Fungsi Keanggotaan	10
2.3.3 <i>Fuzzy</i> Inferensi Mamdani	13
2.4 <i>Fuzzy Decision Tree</i>	14
2.5 <i>Fuzzy Decision Tree</i> ID3.....	14

2.5.1 <i>Fuzzy Entropy</i> dan <i>Information Gain</i>	15
2.5.2 <i>Threshold</i> pada <i>Fuzzy Decision Tree ID3</i>	16
BAB 3 METODOLOGI	17
3.1 Tahapan Penelitian	17
3.2 Teknik Pengumpulan Data	18
3.3 Kebutuhan Sistem	18
3.4 Perancangan	18
3.5 Implementasi	19
3.6 Pengujian dan Analisis	19
BAB 4 PERANCANGAN.....	20
4.1 Formulasi permasalahan.....	20
4.2 Siklus Metode Menggunakan <i>Fuzzy ID3</i>	20
4.2.1 Proses Fuzzifikasi.....	21
4.2.2 Proses Pembentukan <i>Tree</i> menggunakan <i>Fuzzy ID3</i>	22
4.2.3 Proses Membangun ID3	23
4.2.4 Proses Perhitungan <i>Fuzzy Entropy</i>	25
4.2.5 Proses Perhitungan <i>Information Gain</i>	27
4.2.6 Proses Memilih Atribut <i>Information Gain</i> Terbesar	28
4.2.7 Proses Fuzzifikasi Data Uji.....	29
4.2.8 Proses Inferensi <i>Fuzzy Mamdani</i>	30
4.2.9 Proses Implikasi dan Komposisi	32
4.2.10 Defuzzifikasi	33
4.3 Perhitungan Manual	34
4.3.1 Pembentukan Aturan	34
4.3.2 Contoh Pengujian	41
4.4 Skenario Pengujian	43
4.4.1 Pengujian Nilai <i>Fuzziness Control Treshold</i>	43
4.4.2 Pengujian Tingkat Akurasi Klasifikasi	43
4.4.3 Pengujian Tingkat Akurasi Aturan Terbaik.....	44
BAB 5 IMPLEMENTASI	45
5.1 Implementasi Penggunaan Perangkat Lunak	45
5.2 Implementasi Penggunaan Perangkat Keras	45



5.3 Implementasi Algoritme	45
5.3.1 Implementasi Inisialisasi Fuzzifikasi	45
5.3.2 Implementasi Perhitungan Fuzzifikasi	46
5.3.3 Implementasi Perhitungan <i>Entropy</i>	47
5.3.4 Implementasi Perhitungan <i>Information Gain</i>	48
5.3.5 Implementasi Pembentukan <i>Tree</i>	49
BAB 6 Pengujian	52
6.1 Skenario Pengujian	52
6.1.1 Skenario Pengujian Jumlah Aturan yang Terbentuk	52
6.1.2 Skenario Pengujian Tingkat Akurasi Klasifikasi	52
6.2 Hasil Pengujian	52
6.2.1 Hasil Pengujian Jumlah Aturan yang Terbentuk	53
6.2.2 Hasil Pengujian Akurasi	55
6.2.3 Hasil Pengujian Akurasi Aturan Terbaik	57
6.3 Analisa Hasil	58
6.3.1 Analisa Hasil Jumlah Aturan yang Terbentuk	58
6.3.2 Analisa Hasil Nilai Akurasi	58
6.3.3 Analisa Hasil Akurasi Aturan terbaik	59
BAB 7 Penutup	61
7.1 Kesimpulan	61
7.2 Saran	61
DAFTAR PUSTAKA	62
LAMPIRAN A Data Risiko Hipertensi	64
LAMPIRAN B Aturan Terbaik yang Terbentuk	66



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kajian Pustaka	6
Tabel 2.2 Klasifikasi Tekanan Darah	8
Tabel 4.1 Contoh Data Latih	34
Tabel 4.2 Tabel <i>Fuzzy Input</i> Atribut Umur	34
Tabel 4.3 <i>Fuzzy Input</i> Atribut BMI	35
Tabel 4.4 <i>Fuzzy Input</i> Atribut Tekanan Darah	35
Tabel 4.5 <i>Fuzzy Input</i> Atribut Lingkar Perut	36
Tabel 4.6 <i>Information Gain</i> Seluruh Atribut	38
Tabel 4.7 Aturan yang terbentuk	41
Tabel 4.8 Hasil Fuzzifikasi Data Uji	41
Tabel 4.9 Aturan Beserta Derajat Keanggotaan Data Uji	42
Tabel 4.10 Skenario Pengujian	43
Tabel 4.11 Rancangan Pengujian Akurasi	43
Tabel 4.12 Rancangan Pengujian Akurasi Aturan Terbaik	44
Tabel 6.1 Pengujian Jumlah Aturan dengan 50 Data Latih	53
Tabel 6.2 Pengujian Jumlah Aturan dengan 40 Data Latih	53
Tabel 6.3 Pengujian Jumlah Aturan dengan 30 Data Latih	54
Tabel 6.4 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 50 data latih	55
Tabel 6.5 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 40 data latih	56
Tabel 6.6 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 30 data latih	57
Tabel 6.7 Pengujian Akurasi Aturan Terbaik	57
Tabel 6.8 Akurasi Tertinggi dari Setiap Data Latih	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Proses Sistem Inferensi Fuzzy	10
Gambar 2.2 Representasi Linier Naik.....	11
Gambar 2.3 Grafik Representasi Linier Turun.....	12
Gambar 2.4 Grafik Representasi Kurva Trapesium.....	12
Gambar 2.5 Contoh <i>Decision Tree</i>	15
Gambar 3.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian.....	17
Gambar 3.2 Perancangan Sistem	18
Gambar 4.1 <i>Flowchart</i> Proses Utama	21
Gambar 4.2 <i>Flowchart</i> Proses Fuzzifikasi.....	22
Gambar 4.3 <i>Flowchart</i> Pembentukan <i>Tree</i> Menggunakan <i>Fuzzy ID3</i>	23
Gambar 4.4 <i>Flowchart</i> Membangun <i>ID3</i>	25
Gambar 4.5 <i>Flowchart</i> Perhitungan <i>Fuzzy Entropy</i> Keseluruhan Data.....	26
Gambar 4.6 <i>Flowchart</i> Perhitungan <i>Fuzzy Entropy</i> Tiap Atribut	27
Gambar 4.7 <i>Flowchart</i> Perhitungan Nilai <i>Information Gain</i> Tiap Atribut.....	28
Gambar 4.8 Proses Memilih Atribut dengan <i>Information Gain</i> Terbesar	29
Gambar 4.9 <i>Flowchart</i> Proses Fuzzifikasi Data Uji.....	30
Gambar 4.10 <i>Flowchart</i> Inferensi <i>Fuzzy Mamdani</i>	31
Gambar 4.11 <i>Flowchart</i> Proses Implikasi dan Komposisi	32
Gambar 4.12 Proses Defuzzifikasi	33
Gambar 4.13 <i>Tree</i> Tingkat 0 Iterasi 1.....	38
Gambar 4.14 <i>Tree</i> Pembentukan Aturan.....	40
Gambar 6.1 Grafik Aturan dan Akurasi Tertinggi.....	59
Gambar 6.2 Grafik Tingkat Akurasi Aturan Terbaik	60

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A Data Risiko Hipertensi	64
LAMPIRAN B Aturan Terbaik yang Terbentuk.....	66



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hipertensi merupakan penyakit kelainan jantung dan pembuluh darah yang ditandai dengan peningkatan tekanan darah. Hipertensi dapat dikendalikan jika ditangani sejak dini, tetapi beberapa pasien baru menyadarinya setelah terjadi komplikasi kerusakan organ (Marliani, 2007). Pada Tahun 2013 di Indonesia sendiri terkait dengan hipertensi adalah masalah kesehatan dengan prevalensi yang tinggi, yaitu sebesar 25,8% (Riset Kesehatan Dasar, 2013).

Hipertensi menjadi berbahaya pada sebagian besar kasus karena tidak menunjukkan gejala apapun hingga pada suatu hari penderita hipertensi tersebut akan mengalami stroke bahkan meninggal. Penyakit ini berbahaya karena berhubungan dengan kardiovaskuler, yaitu sistem peredaran darah yang berfungsi mengalirkan dan memberikan nutrisi dan oksigen ke seluruh jaringan dan organ tubuh (Nurrahmani, 2012). Pada dasarnya tekanan darah yang normal yaitu saat tekanan darah sistolik diantara 120 mmHg dan 140 mmHg, tekanan darah diastolik diantara 60 mmHg dan 90 mmHg. Namun pada hipertensi tekanan darah sistolik >140 mmHg dan tekanan darah diastolik >90 mmHg.

Berdasarkan penyebabnya, hipertensi dibedakan menjadi 2 golongan yakni hipertensi primer dan hipertensi sekunder. Hipertensi primer adalah saat penyebabnya adalah tekanan darah tinggi yang disebabkan makanan sehingga mengalami kenaikan tekanan darah setelah memakannya, salah satu makanan pantangan penderita hipertensi yaitu makanan dengan kadar garam yang tinggi (Rahayu & Untari, 2014). Sedangkan pada hipertensi sekunder lebih mengarah kepada penyakit-penyakit yang telah dialami sebelumnya. Banyak faktor yang mempengaruhi prevalensi pada hipertensi dilihat pada jenis kelamin, umur, riwayat keluarga dengan hipertensi, massa tubuh, merokok, dan mengkonsumsi alkohol (Chataut, et al., 2011).

Mengingat hipertensi adalah salah satu penyakit yang berbahaya, para peneliti sudah melakukan penelitian terkait klasifikasi hipertensi berdasarkan faktor-faktor yang ada. Metode yang sering digunakan untuk klasifikasi salah satunya yaitu *Fuzzy Decision Tree*. Pada *machine learning*, *decision tree* merupakan salah satu teknik klasifikasi yang terkenal untuk pengenalan sebuah pola. Salah satu metodenya menggunakan *fuzzy ID3*. *Iterative Dichotomizer 3* (ID3) merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan karena kemudahan penggunaan dan efektivitasnya. ID3 juga dikenal sebagai algoritma yang bisa mempelajari *Decision Tree* (Liang, 2005).

Penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi risiko hipertensi telah dilakukan oleh Nindy (2015) dengan metode *fuzzy Tsukamoto*. Pada penelitian tersebut, Nindy telah melakukan pembangkitan nilai batasan fungsi derajat keanggotaan dengan algoritma genetika. Hasilnya pada data laki-laki didapatkan nilai akurasi rata-rata maksimal sebesar 85,9% sedangkan untuk data perempuan didapatkan

nilai akurasi rata-rata maksimal sebesar 93%. Itu merupakan tingkat akurasi yang cukup signifikan.

Penelitian uji terkait algoritma ID3 “*MRI Mammogram Image Classification Using ID3 Algorithm*” (Angayarkanni & Kamal, 2012) Algoritma ID3 digunakan pada penelitian ini untuk melakukan segmentasi secara otomatis pada gambar mammogram dan mengklasifikannya ke dalam kategori jinak, ganas atau normal. Tujuannya adalah untuk deteksi awal pada kanker payudara demi mengurangi jumlah kematian. Dengan menggunakan *decision tree* dan algoritma ID3 mendapat akurasi sebesar 99.9% dalam pengklasifikasi jinak dan ganas dan hanya butuh 0.03 detik saja. Penelitian lainnya yaitu “*An Efficient Approach for Intrusion Detection in Reduced Features of KDD99 using ID3 and Classification with KNNGA*” (Singh & Tiwari, 2015). Pada penelitian ini algoritme ID3 digunakan sebagai metode yang efisien sebagai *Intrusion Detection System* (IDS) karena algoritma ID3 digunakan untuk mengurangi fitur pada *dataset* yang berjumlah besar dengan menggunakan *dataset* KDDCUP’99 dan pengklasifikasiannya menggunakan KNN berbasis Algoritma Genetika sehingga performanya makin meningkat dalam hal pengklasifikasian.

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, dapat ditarik kesimpulan bahwa *fuzzy* ID3 memiliki kinerja yang baik dalam hal melakukan klasifikasi. Maka pada penelitian ini penulis menggunakan *fuzzy decision tree* ID3 yang kemudian dilakukan optimasi dengan menggunakan algoritma genetika untuk klasifikasi risiko hipertensi dengan judul “*Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)*”. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan permasalahan dalam klasifikasi risiko hipertensi mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dan lebih tinggi dari penelitian sebelumnya serta lebih efektif dalam hal klasifikasi risiko hipertensi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 untuk melakukan klasifikasi risiko hipertensi.
2. Bagaimana hasil pengujian dari penerapan metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 pada akurasi yang dihasilkan terhadap klasifikasi risiko hipertensi.

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang ditetapkan maka adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 untuk melakukan klasifikasi risiko hipertensi.
2. Mengukur hasil pengujian dan menghitung nilai akurasi hasil klasifikasi risiko hipertensi menggunakan metode *Fuzzy Decision Tree* ID3.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin diperoleh dari penelitian ini yaitu:

1. Bagi penulis

Penulis mendapatkan pemahaman dalam melakukan implementasi dari metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 untuk klasifikasi risiko hipertensi.

2. Bagi pengguna

Membantu pengguna seperti petugas kesehatan untuk mengklasifikasikan risiko penyakit kardiovaskular, khususnya hipertensi. Serta memudahkan dalam pengolahan data prevalensi hipertensi.

1.5 Batasan Masalah

Pada bagian ini merupakan batasan-batasan masalah yang diterapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penyakit hipertensi yang diangkat dalam penelitian ini merupakan hipertensi primer dan bukan hipertensi yang disebabkan oleh penyakit lain (sekunder).
2. Pembahasan klasifikasi hipertensi yang digunakan mengikuti aturan internasional JNC 7 (*The Seventh Report of The Joint National Committee on Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure*).
3. Penelitian ini menggunakan data pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Nindy (Nindy, 2015).
4. Parameter-parameter risiko yang digunakan pada penelitian ini meliputi gaya hidup yang dijalani penderita.

1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penyusunan skripsi ini terdapat penulisan yang terstruktur sebagai berikut:

BAB I : PENDAHULUAN

Pada bab pendahuluan ini berisi tentang latar belakang permasalahan, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini berisi tentang pembahasan *literature review* tentang penelitian-penelitian sebelumnya yang berhubungan terkait masalah yang diangkat dalam penelitian ini serta teori-teori pendukung seperti *Fuzzy Decision Tree* ID3 dan proses klasifikasi risiko hipertensi.

BAB III : METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini berisi tentang penjelasan langkah-langkah yang akan digunakan dalam penelitian yang mana meliputi studi literatur, analisis kebutuhan sistem, perancangan, implementasi sistem serta pengujian sistem.

BAB IV : ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini membahas tentang perancangan sistem yang akan dibangun dalam implementasi metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 untuk melakukan hasil klasifikasi risiko hipertensi, perancangan antarmuka, serta perancangan uji coba dan evaluasi.

BAB V: IMPLEMENTASI

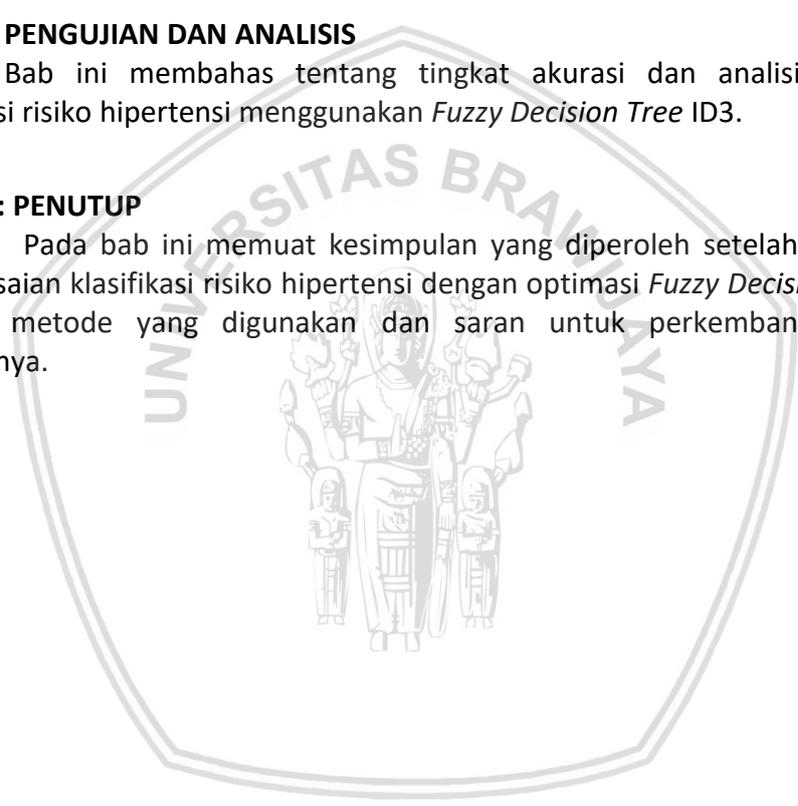
Pada bab ini membahas proses implementasi dari perancangan sistem klasifikasi risiko hipertensi dengan menerapkan metode *Fuzzy Decision Tree* ID3 serta batasan-batasan implementasi.

BAB VI : PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini membahas tentang tingkat akurasi dan analisis terhadap klasifikasi risiko hipertensi menggunakan *Fuzzy Decision Tree* ID3.

BAB VII : PENUTUP

Pada bab ini memuat kesimpulan yang diperoleh setelah melakukan penyelesaian klasifikasi risiko hipertensi dengan optimasi *Fuzzy Decision Tree* ID3 dengan metode yang digunakan dan saran untuk perkembangan sistem selanjutnya.



BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini membahas tentang *Literature Review* pada penelitian-penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan masalah dalam penelitian ini. Bab ini juga mencantumkan teori-teori pendukung yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *fuzzy decision tree* ID3 dan klasifikasi risiko hipertensi.

2.1 Penelitian Terdahulu

Pada subbab ini dibahas tentang penerapan metode *fuzzy decision tree* ID3, serta membahas tentang hipertensi seperti faktor-faktor yang mempengaruhi terjadinya hipertensi. *Fuzzy decision tree* ID3 sudah banyak digunakan dalam beberapa penelitian salah satunya untuk klasifikasi.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Ludwig, et al., 2015) membahas tentang *Fuzzy Decision Tree* yang diaplikasikan untuk klasifikasi data gen pada data kanker. Penelitian ini dilakukan perbandingan antara *Fuzzy Decision Tree* dengan *Decision Tree*, dengan mengklasifikasikan gen pada data kanker. Berdasarkan kepada 5 *dataset* yang sudah di analisis, hasil pada *Fuzzy Decision Tree* terbilang lebih baik dibandingkan *Decision Tree*.

Penelitian yang ke-2 dilakukan oleh (Romansyah, et al., 2009) tentang *Fuzzy Decision Tree* dengan Algoritme ID3 pada Data Diabetes. Tujuan pada penelitian ini untuk mengaplikasikan teknik klasifikasi menggunakan metode *fuzzy decision tree* pada data diabetes untuk mendapatkan aturan klasifikasi memprediksi data yang baru. Hasil pada penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 94,15% untuk *fuzziness control threshold* sebesar 75% dan *leaf decision threshold* sebesar 8% atau 10%. *Fuzzy ID3* memiliki kinerja yang baik untuk klasifikasi data diabetes.

Penelitian selanjutnya yaitu mengenai identifikasi penting untuk klasifikasi *microRNAs* yang nyata atau tidak menggunakan *fuzzy decision trees*. Penelitian yang dilakukan oleh Na'el M. Abu-halaweh dan Robert W. Harrison pada tahun 2009 ini difokuskan untuk mencari fitur yang berperan sangat penting untuk memprediksi akurasi dari kandidat *pre-microRNA*. Maka dari itu FDT diperlukan untuk klasifikasi *pre-microRNA* dan sebagai metode untuk menseleksi fitur. Hasil dari penelitian ini adalah FDT merupakan metode yang cocok untuk mengklasifikasikan dan memprediksikan *microRNA* karena dengan kecil atau besarnya *dataset* dari database *microRNA* terdahulu terbukti bahwa FDT masih menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasi dan memprediksi *microRNA*.

Penelitian lain dari (Wei, et al., 2013) yaitu penelitian aturan klasifikasi pada hipertensi berdasarkan pada *decision tree*. Penelitian ini menggunakan algoritme C4.5 dimana algoritma ini digunakan untuk analisis pre-proses pada data hipertensi dan pembentukan *decision tree*. Selanjutnya, aturan untuk klasifikasi terbentuk dan metode tersebut digunakan untuk menguji akurasi dari hasil klasifikasi. Metode C4.5 terbukti efektif dengan hasil 81,58%.

Penelitian selanjutnya yaitu “An Improved Hypertension Prediction Model Based on RS and SVM in the Three Gorges Area” yang dilakukan oleh Guojun Zhang pada tahun 2008. Penelitian ini memfokuskan kepada metode untuk memprediksi hipertensi berbasis *Rough Set* (RS) dan *Support Vector Machine* (SVM). Metode yang diusulkan pun dibandingkan dengan metode SVM biasa dan beberapa *machine learning* lainnya dan hasilnya menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mendapat akurasi yang tinggi dibandingkan metode lain yaitu sebesar 93.20%.

Tabel 2.1 Kajian Pustaka

No.	Judul	Penulis	Perbedaan	
			Studi Literasi	Skripsi Penulis
1.	<i>Analyzing Gene Expression Data: Fuzzy Decision Tree Algorithm applied to the Cancer Data</i>	Ludwig, et al.	Perbandingan <i>Decision Tree</i> dengan <i>Fuzzy Decision Tree</i> pada data kanker.	Klasifikasi Risiko Hipertensi dengan menggunakan <i>Fuzzy Decision Tree</i> ID3.
2.	<i>Fuzzy Decision Tree dengan Algoritme ID3 pada Data Diabetes</i>	Romansyah, et al.	Studi kasus dalam penelitian adalah mengaplikasikan teknik klasifikasi menggunakan <i>Fuzzy ID3</i> pada data diabetes untuk mendapatkan prediksi pada data baru berdasarkan aturan yang terbentuk.	Studi kasus dalam penelitian adalah mengaplikasikan teknik klasifikasi menggunakan <i>Fuzzy ID3</i> pada data hipertensi.
3.	<i>Identifying Essential Features for the Classification of Real and Pseudo MicroRNAs Precursors Using Fuzzy Decision Trees</i>	Abu-halaweh, N. M.; Harrison, R. W.	Penelitian menggunakan metode <i>Fuzzy Decision Tree</i> ID3 untuk identifikasi dan klasifikasi.	Penelitian menggunakan metode <i>Fuzzy Decision Tree</i> ID3 untuk klasifikasi.

4	<i>Study on Classification Rules of Hypertension Based on Decision Tree.</i>	Wei, Z.; Xuan, Z.; Junjie, C.	Studi kasus yang dilakukan adalah Klasifikasi Hipertensi menggunakan <i>Decision Tree</i> dengan algoritme C4.5	Studi kasus yang dilakukan adalah Klasifikasi Risiko Hipertensi menggunakan <i>Fuzzy Decision Tree</i> dengan algoritme ID3
5	<i>An Improved Hypertension Prediction Model Based on RS and SVM in the Three Gorges Area</i>	Guojun Zhang	Studi kasus menggunakan metode SVM untuk memprediksi hipertensi .	Studi kasus menggunakan metode <i>Fuzzy Decision Tree</i> ID3 untuk mengklasifikasi risiko hipertensi.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Tekanan Darah

Tekanan darah sangat penting untuk mengetahui apakah seseorang terkena tekanan darah tinggi (hipertensi) atau tekanannya normal, bahkan tekanan darah rendah. Tekanan darah memuncak ketika otot jantung memompa darah, siklus tersebut dinamakan sistolik. Sedangkan tekanan darah turun ketika jantung sedang berelaksasi dan diisi ulang dengan darah disebut dengan diastolik (Heart Foundation, 2016).

2.2.2 Hipertensi

Hipertensi atau penyakit tekanan darah tinggi adalah gangguan pembuluh darah yang menyebabkan oksigen, nutrisi terhambat kepada jaringan tubuh yang membutuhkan. Biasanya hipertensi disebut pembunuh gelap dikarenakan penyakit ini tidak disertai gejala-gejala terlebih dahulu sehingga penderita tidak tahu gejala awalnya (Vitahealth, 2006). Hipertensi adalah kondisi dimana darah selalu tinggi melebihi tekanan darah normal dan tidak ada perubahan, hipertensi pun bisa merusak pembuluh darah, jantung, otak dan bahkan organ-organ penting lainnya (Heart Foundation, 2016).

Hipertensi mempunyai beberapa gejala yang bervariasi pada setiap orang, gejala-gejalanya adalah:

1. Jantung berdebar-debar
2. Mudah kelelahan
3. Sakit kepala

4. Susah benapas setelah melakukan aktifitas yang berat
5. Hidung berdarah
6. Telinga berdenging
7. *Vertigo*
8. Wajah memerah
9. Penglihatan kabur
10. Sering buang air kecil pada malam hari.

2.2.3 Klasifikasi Hipertensi

Untuk klasifikasi hipertensi bagi orang dewasa dibagi kedalam 4 jenis, dari JNC 7 (*The Seventh Report of The Joint National Committee on Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure*). Klasifikasi tekanan darah dapat dilihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.2 Klasifikasi Tekanan Darah

Klasifikasi Tekanan Darah	Tekanan Darah Sistol (mmHg)	Tekanan Darah Diastol (mmHg)
Normal	<120 mmHg	dan <80 mmHg
Prahipertensi	120 – 139 mmHg	atau 80 – 89 mmHg
Hipertensi Tingkat 1	140 – 159 mmHg	atau 90 – 99 mmHg
Hipertensi Tingkat 2	≥160 mmHg	atau ≥160 mmHg

Sumber: JNC 7

2.2.4 Faktor Risiko Hipertensi

Suatu penyakit pasti memiliki faktor-faktor bagaimana orang-orang melakukan sesuatu yang berujung pada penyakit yang dideritanya, salah satunya hipertensi. Beberapa faktor pemicu hipertensi sebagaimana dipaparkan oleh (Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, 2014) adalah sebagai berikut:

1. Umur
2. Riwayat keluarga
3. Jenis kelamin
4. Genetik (faktor risiko yang tidak bisa diubah)
5. Kebiasaan merokok
6. Konsumsi garam
7. Penggunaan jelantah
8. Sering mengkonsumsi minum-minuman beralkohol

9. Stress
10. Kurang aktifitas fisik

2.2.5 Klasifikasi

Tujuan dari klasifikasi adalah menemukan semacam hubungan antara atribut masukan dan kelas *output*, sehingga pengetahuan yang ditemukan dapat digunakan untuk memprediksi kelas baru dari sebuah objek yang tidak dikenal. Klasifikasi melibatkan observasi pada salah satu label yang disebut kelas. Klasifikasi menyediakan pemetaan dari atribut untuk mengelompokan lebih spesifik. Setelah data diklasifikasikan ciri-ciri dari kelompok tertentu dapat diringkas. Mungkin klasifikasi adalah teknik *machine learning* yang sering dan umum diterapkan, algoritma pelatihan *classifier* menggunakan contoh *preclassified* untuk menentukan parameter yang dibutuhkan. Algoritma itu kemudian meng-*encode* parameter-parameter tersebut menjadi model yang kemudian disebut sebagai *classifier* (Sumathi & Sivanandam, 2006).

2.3 Logika Fuzzy

Logika *Fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Lothfi A. Zadeh pada tahun 1965, logika *fuzzy* merupakan logika yang dikembangkan untuk mengatasi konsep nilai yang terdapat diantara kebenaran (*true*) dan kesalahan (*false*). Jika logika digital biasa hanya mengenal himpunan *crisp* (tegas) saja, maka logika *fuzzy* dapat menirukan pemikiran manusia dengan konsep sifat kesamaan suatu nilai, tidak hanya 0 atau 1 melainkan kemungkinan diantara 0 dan 1 (Irwansyah & Faisal, 2015).

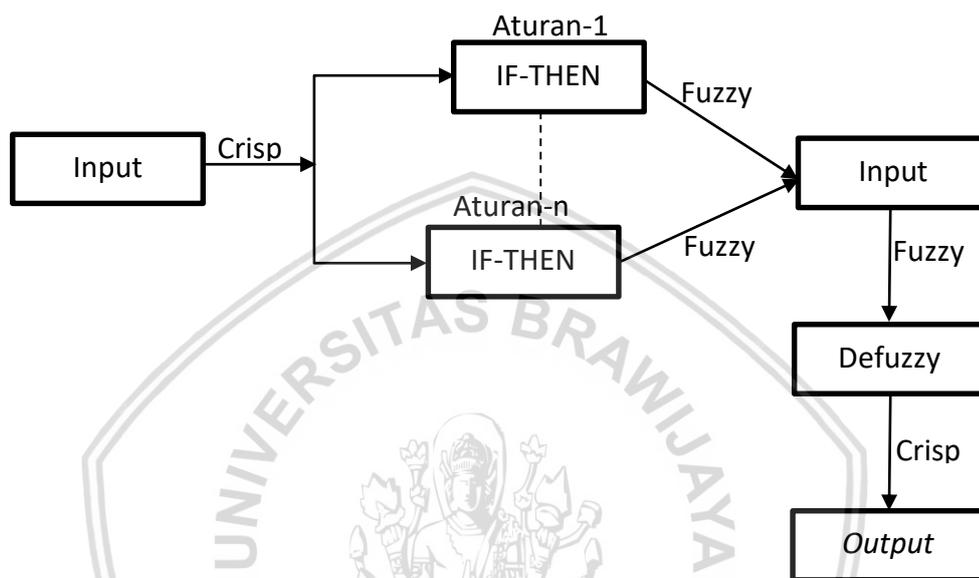
Logika *Fuzzy* adalah metodologi berhitung dengan variabel yang berisi kata-kata (*linguistic*) sebagai pengganti berhitung dengan bilangan. Dengan memakai kata-kata maka pendekatan dapat lebih mudah dilakukan dibanding bilangan karena nilai dari variabel kata-kata sering dipakai sehari-hari. Dengan adanya logika *fuzzy* maka sistem kepakaran manusia mudah diimplementasikan ke dalam bahasa mesin secara efisien (Naba, 2009).

Konsep logika *fuzzy* mudah dipahami dikarenakan sederhana. *Fuzzy* lebih fleksibel sehingga dapat memberi toleransi pada ketidakpastian dan *fuzzy* disusun berdasarkan bahasa manusia dan menjadikan kemudahan dalam mempelajarinya (Dewi, 2003). Beberapa alasan untuk memilih menggunakan logika *fuzzy* (Rosnelly, 2012) yaitu:

1. Konsep logika *fuzzy* lebih mudah dipahami, dikarenakan konsepnya yang sangat sederhana.
2. Sifatnya yang sangat fleksibel.
3. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi non-linear yang bersifat kompleks
4. Logika *fuzzy* mempunyai toleransi pada data-data yang tidak sesuai.

5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengimplementasikan pengalaman-pengalaman yang dimiliki pakar secara langsung tanpa melewati proses pelatihan.
6. Logika *fuzzy* bisa bekerjasama dengan teknik-teknik kendali dengan konvensional.
7. Logika *fuzzy* berdasar kepada bahasa yang alami.

Sistem Inferensi *Fuzzy* dijelaskan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Proses Sistem Inferensi Fuzzy

2.3.1 Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* dari semesta U digolongkan oleh fungsi keanggotaan $\mu_A(x)$ yang mengambil nilai dari interval $[0, 1]$. Karena itu, himpunan *fuzzy* merupakan generalisasi klasik yang membolehkan fungsi keanggotaan untuk mengambil nilai dari interval $[0, 1]$. Dengan kata lain, fungsi keanggotaan pada himpunan *fuzzy* adalah fungsi berkelanjutan dengan jarak $[0, 1]$ (Rosnelly, 2012).

2.3.2 Fungsi Keanggotaan

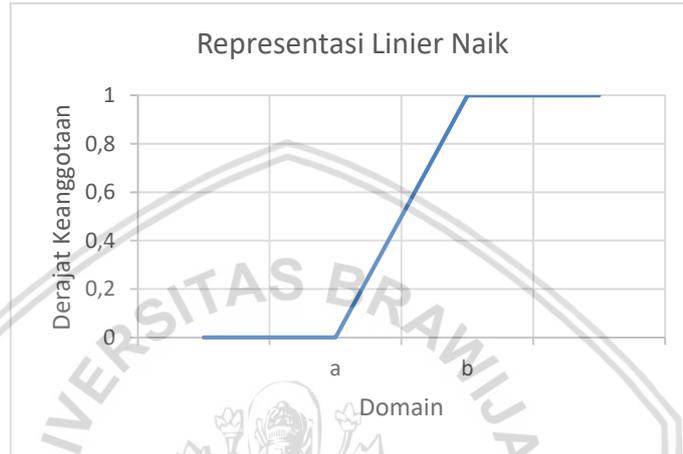
Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik pada *input* data ke dalam nilai keanggotaannya (biasa disebut derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi, yaitu representasi linier, representasi kurva segitiga, representasi kurva trapesium, representasi kurva bentuk bahu, representasi kurva-S dan representasi kurva bentuk lonceng (*Bell Curve*). Berikut beberapa fungsi keanggotaan yang digunakan (Kusumadewi & Purnomo, 2010):



a. Representasi Linier

Pada representasi linier, pemetaan *input* ke derajat keanggotaannya digambarkan sebagai suatu garis lurus. Ada 2 keadaan himpunan *fuzzy* linier:

1. Kenaikan himpunan dimulai pada nilai domain yang mempunyai derajat keanggotaan nol (0) bergerak ke kanan menuju ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi. Himpunan *fuzzy* pada representasi linier naik digambarkan seperti pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Representasi Linier Naik

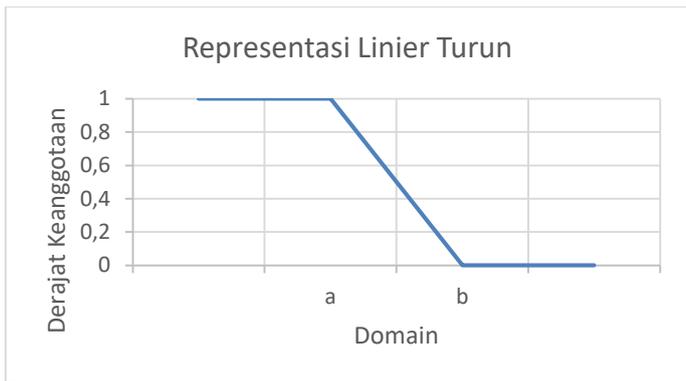
Sumber: (Kusumadewi, 2010)

Kurva tersebut merupakan representasi linier naik dengan merupakan nilai domain dengan derajat keanggotaan 0 dan bergerak ke kanan menuju b. Dimana b merupakan nilai domain tertinggi dengan derajat keanggotaan 1. Untuk mencari derajat keanggotaan suatu titik mulai dari a sampai b dapat dirumuskan menggunakan fungsi keanggotaan sebagai berikut:

$$[x] = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{cases} \quad (2.1)$$

2. Garis lurus dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah. Representasi linier turun dijelaskan pada Gambar 2.3.





Gambar 2.3 Grafik Representasi Linier Turun

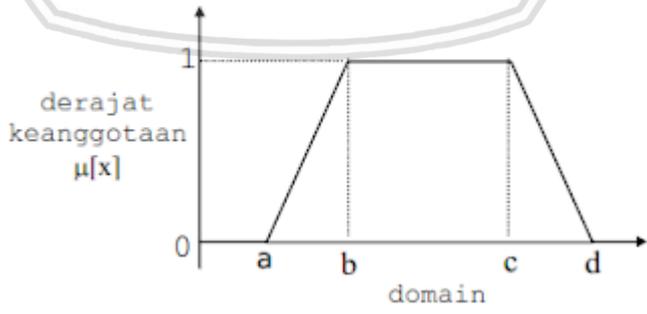
Sumber: (Kusumadewi, 2010)

Kurva tersebut merupakan representasi linier turun dengan a merupakan nilai domain dengan derajat keanggotaan 1 dan bergerak ke kanan menuju b. Dimana b merupakan nilai domain terendah dengan derajat keanggotaan 0. Untuk mencari derajat keanggotaan suatu titik mulai dari a sampai dengan b dapat dirumuskan menggunakan fungsi keanggotaan berikut:

$$\mu[x] = \begin{cases} 1, & x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x \geq b \end{cases} \quad (2.2)$$

b. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya seperti segitiga, hanya saja terdapat beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Berikut Penjelasan Grafik Kurva Trapesium pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Grafik Representasi Kurva Trapesium

Sumber: (Kusumadewi, 2010)

Pada kurva trapesium terdapat 4 titik, dimana titik a dan d merupakan nilai domain terendah dengan derajat keanggotaan 1, sedangkan titik b dan c merupakan nilai domain tertinggi dengan derajat keanggotaan 1. Dimana titik

a bergerak menuju titik b, yang mana merupakan representasi linier naik. Titik c bergerak menuju titik d, yang mana merupakan representasi linier turun. Untuk mencari derajat keanggotaan dari titik a hingga titik d dapat dirumuskan menggunakan fungsi keanggotaan berikut:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ \frac{(x-a)}{(b-a)}, & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2.3)$$

2.3.3 Fuzzy Inferensi Mamdani

Sistem inferensi *fuzzy* yaitu suatu *framework* yang didasarkan pada konsep himpunan *fuzzy*, *fuzzy if-then rules*, dan *fuzzy reasoning*. Salah satu metode dari metode inferensi *fuzzy* yang paling umum adalah metode sistem inferensi *fuzzy Mamdani*. Struktur dasar dari sistem inferensi *fuzzy* memiliki tiga komponen (Jang, et al., 1997) yaitu:

1. *Rule Base*, terdiri dari aturan-aturan *fuzzy* (*fuzzy rules*)
2. *Database/dictionary*, mendefinisikan fungsi keanggotaan yang digunakan pada aturan *fuzzy*
3. *Reasoning mechanism*, yaitu melakukan proses inferensi pada aturan dan fakta yang diberikan untuk memperoleh hasil *output* atau kesimpulan.

Metode Mamdani sering juga dikenal sebagai metode *Max-Min*. Metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada Tahun 1975. Untuk mendapatkan hasil *output*, diperlukan tahapan-tahapan (Kusumadewi & Purnomo, 2010) yaitu:

1. Pembentukan Himpunan *fuzzy*

Pada metode *Mamdani*, baik variabel *input* maupun *output* dibagi menjadi satu atau lebih himpunan *fuzzy*.

2. Aplikasi Fungsi Implikasi

Pada metode *Mamdani*, fungsi implikasi yang digunakan adalah *Min*. Fungsi ini akan memotong *output* himpunan *fuzzy*.

3. Komposisi Aturan

Apabila sistem terdiri dari beberapa aturan, maka inferensi diperoleh dari kumpulan dan korelasi antar-aturan. Terdapat 3 metode yang digunakan dalam melakukan inferensi *fuzzy*, antara lain: *max*, *additive* dan *probabilistic OR*.

Pada metode *max*, solusi himpunan *fuzzy* diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum dari suatu aturan dan menggunakannya untuk memodifikasi daerah *fuzzy* juga mengaplikasikannya ke hasil *output* dengan menggunakan operator *OR*. Jika semua proposisi telah diaplikasikan maka hasil *output* akan berisi suatu himpunan *fuzzy* yang telah merefleksikan kontribusi dari tiap-tiap proposisi.

4. Penegasan (*defuzzy*)

Input dari proses defuzzifikasi adalah suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan *fuzzy*, sedangkan *output* yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy* tersebut. *Hard classification* berlaku pada operasi *MAX* pada keluaran defuzzifikasi. Pola tersebut disusun untuk *class c* dengan nilai *membership class* yang tertinggi. Seperti dirumuskan pada:

$$\forall j \in 1, 2, \dots, c \text{ and } j \neq c, \quad F_c(x) \geq F_j(x) \quad (2.4)$$

Dimana $F_j(x)$ adalah nilai *membership* untuk *class j*.

Operasi defuzzifikasi *MAX* digunakan untuk masalah klasifikasi agar mendapatkan label *hard class* sebagai *class* klasifikasinya.

2.4 Fuzzy Decision Tree

Fuzzy Decision Tree (FDT) adalah menggabungkan model untuk klasifikasi data, yang tujuannya adalah menggabungkan *decision tree* dengan penalaran yang disediakan oleh *fuzzy*. FDT berbeda dengan *decision tree* karena kondisi diskritisasi berdasar pada batasan *fuzzy* dan fungsi inferensinya berbeda dengan *decision tree*. *Fuzzy decision tree* memiliki 3 komponen utama (Sardari & Eftekhari, 2016) yaitu:

1. Diskritisasi setiap fitur ke dalam *fuzzy sets* dan menetapkan derajat keanggotaan ke masing-masing sampel dari setiap fitur.
2. Menggunakan derajat keanggotaan yang sudah ditetapkan untuk membangun *fuzzy decision tree*.
3. Inferensi dari *fuzzy decision tree* adalah untuk mengklasifikasikan sampel baru.

2.5 Fuzzy Decision Tree ID3

Algoritma ID3 adalah realisasi dari *decision tree* dengan konsep algoritmanya mengambil informasi yang diperoleh dari sebuah data. Informasi yang diperoleh sebagai atribut tolak ukur untuk klasifikasi dengan cara memilih atribut dari sebuah *node* (Danwa, et al., 2009).

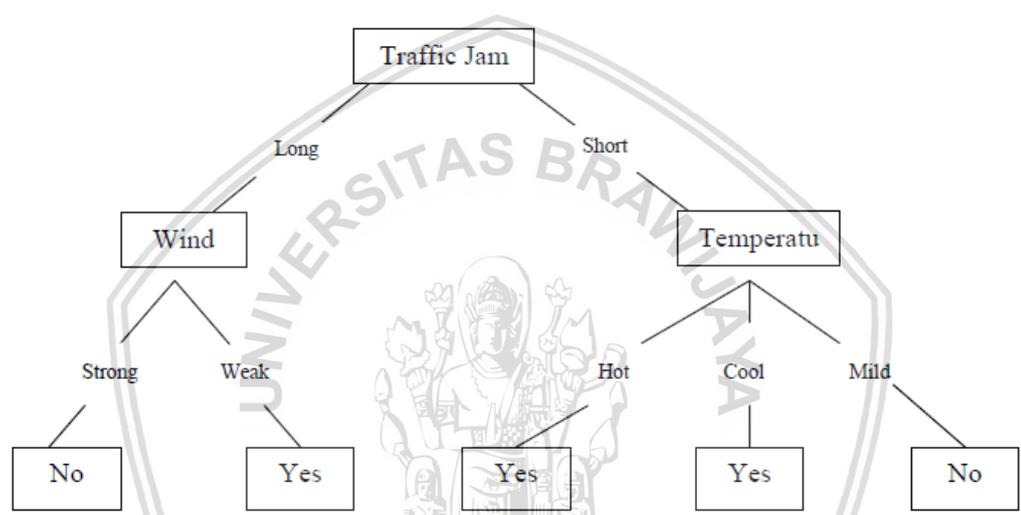
Metode ID3 memilih atribut klasifikasi dengan menggunakan metode statistik yaitu atribut awal paling atas dari *tree*. Inti metode ID3 adalah bagaimana memilih atribut dari setiap titik yang ada pada *tree*. Dulunya, algoritma ID3 merupakan algoritma yang sering digunakan, tetapi karena ID3 sering mengalami ketidakstabilan dalam mengklasifikasi karena terdapat gangguan kecil pada *data training*. Dengan logika *fuzzy*, algoritma ID3 dapat meningkatkan aspek pengklasifikasian. Sebuah properti yang bersifat statistik yang disebut *information gain* didefinisikan untuk mengukur nilai dari sebuah atribut. Kuantitas *entropy* diterapkan untuk mendefinisikan *information gain* yang didapatkan, untuk memilih atribut terbaik dari kandidat-kandidat atribut. Rumus *entropy* (Liang, 2005) dapat dilihat pada Persamaan (2.5).

$$H(S) = \sum_i^N -P_i * \log_2(P_i) \tag{2.5}$$

Dimana P_i adalah probabilitas dari kelas C_i dalam himpunan contoh $S = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ yang dapat dilihat pada Persamaan (2.6)

$$P_i = \frac{\sum x_k \in C_i}{S} \tag{2.6}$$

Contoh:



Gambar 2.5 Contoh Decision Tree

Sumber: (Liang, 2005)

2.5.1 Fuzzy Entropy dan Information Gain

Fuzzy entropy dan information gain memiliki data fuzzy. Persamaan untuk mencari fuzzy entropy dan Information Gain masing-masing ditunjukkan pada Persamaan (2.7) dan Persamaan (2.8) dengan asumsi himpunan $S = \{x_1, x_2, \dots, x_j\}$:

$$H_f(S, A) = - \sum_{i=1}^C \frac{\sum_j^N \mu_{ij}}{S} \log_2 \frac{\sum_j^N \mu_{ij}}{S} \tag{2.7}$$

$$G_f(S, A) = H_f(S) - \sum_{v \in A} \frac{|S_v|}{|S|} * H_{f_s}(S_v, A) \tag{2.8}$$

Dimana $H_f(S, A)$ menunjukkan entropy atribut A pada himpunan contoh S, dimana kelas target adalah $C_i(i=1\dots c)$ dan μ_{ij} adalah nilai keanggotaan dari pola

ke- j pada kelas ke- i . $G_f(S, A)$ adalah menunjukkan *information gain* atribut A pada himpunan contoh S . $H_f(S)$ menunjukkan *entropy* pada himpunan S . $|S_v|$ adalah ukuran subset dari $S_v \subseteq S$ pada pelatihan x_j dengan atribut v . $|S|$ menunjukkan ukuran dari himpunan S (Liang, 2005).

2.5.2 Threshold pada Fuzzy Decision Tree ID3

Proses *learning* FDT akan berhenti sampai semua data sampel masing-masing *leaf-node* sudah menjadi 1 kelas, lalu hasil dari akurasi masih terhitung kecil. Untuk menaikkan akurasi, proses *learning* harus dihentikan lebih awal atau dilakukan pemangkasan secara umum. Maka dari itu, ditetapkan 2 *threshold* yaitu (Liang, 2005):

1. *Fuzziness control threshold* θ_r

Jika proporsi pada *dataset* dari kelas C_k lebih besar atau sama dengan *threshold* θ_r , maka berhenti memperluas *tree*-nya.

Contoh: jika dalam *sub-dataset* rasio dari kelas 1 adalah 90%, kelas 2 adalah 10% dan θ_r adalah 85% maka berhenti berekspansi.

2. *Leaf decision threshold* θ_n

Jika jumlah pada *dataset* lebih sedikit dibanding *threshold* θ_n , maka berhenti memperluas.

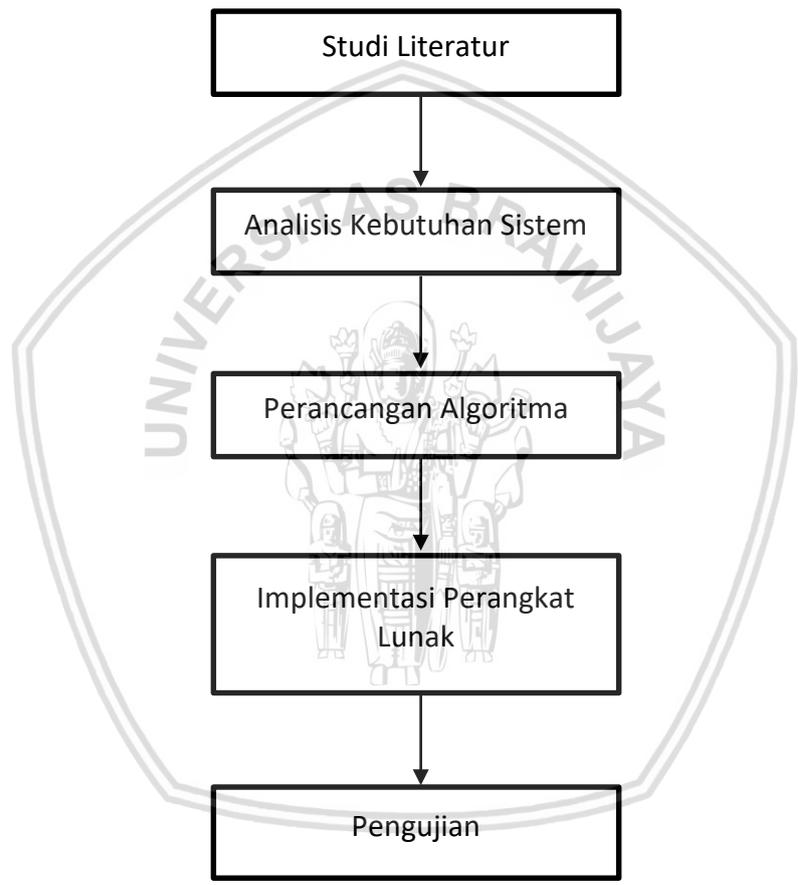
Contoh: sebuah *dataset* mempunyai 600 contoh dimana θ_n adalah 2%. Jika jumlah sampel-sampel pada node lebih sedikit dari 12 (2% dari 600), maka berhenti berekspansi.

BAB 3 METODOLOGI

Pada bab ini akan dibahas metode atau langkah-langkah yang akan digunakan dalam pembuatan aplikasi Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3)*.

3.1 Tahapan Penelitian

Dalam bab ini akan dibahas tahapan penelitian yang akan dilakukan. Untuk memudahkan dalam menjelaskan metodologi yang digunakan maka tahapan tersebut akan ditunjukkan seperti terlihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

Pada Gambar 3.1 tahapan penelitian skripsi dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Mencari dan mengumpulkan beberapa literatur yang terkait mengenai metode-metode yang akan digunakan dalam penelitian skripsi ini.
2. Melakukan analisa terhadap kebutuhan sistem.
3. Melakukan perancangan sistem.
4. Melakukan implementasi berdasarkan hasil analisa dan perancangan sistem yang telah dilakukan sebelumnya.



- Melakukan pengujian terhadap sistem.

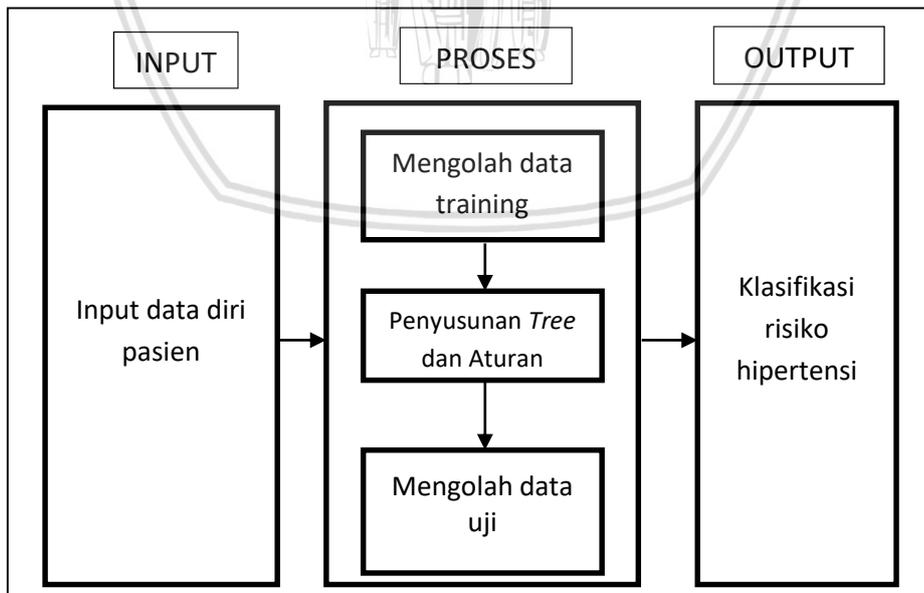
3.2 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data merupakan faktor yang penting demi keberhasilan penelitian karena berkaitan dengan bagaimana cara pengumpulan data, siapa sumbernya dan apa alat yang digunakan. Jenis sumber data adalah mengenai darimana data yang diperoleh, diantara data primer (data yang diperoleh dari sumber) atau data sekunder (data yang diperoleh dari sumber secara tidak langsung). Untuk penelitian ini memakai data yang diperoleh dari penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Nindy (2015) yang terhimpun sebanyak 75 data meliputi data perempuan sebanyak 45 data, sedangkan data laki-laki sebanyak 30 data dimana data tersebut diperoleh pada tahun 2014 di Kecamatan Haruai Kabupaten Tabalong dan Kelurahan Palangka Kecamatan Jekan Raya Kota Palangkaraya.

3.3 Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan sistem yang diperlukan meliputi kebutuhan hardware, kebutuhan software dan kebutuhan data. Kebutuhan hardware terdiri dari laptop dengan spesifikasi RAM 4,00 GB dan monitor 14". Kebutuhan software terdiri dari sistem operasi Microsoft Windows 10, database server MySQL, Aplikasi Netbeans, Sistem menggunakan bahasa pemrograman Java. Sedangkan untuk kebutuhan data terdiri dari data rekapitulasi hasil pemeriksaan faktor resiko hipertensi yang telah dilakukan oleh Nindy (2015). dan data pengklasifikasian risiko hipertensi sebagai data latih yang dilakukan oleh Dokter Spesialis Penyakit Dalam.

3.4 Perancangan



Gambar 3.2 Perancangan Sistem



Perancangan sistem terdiri dari perancangan gambaran umum dari sistem, batasan sistem, perhitungan metode manualisasi, perancangan antarmuka sistem dan perancangan pengujian sistem. Pada Gambar 3.2 dijelaskan alur perancangan yang terdiri dari *input*, *proses*, dan *output*.

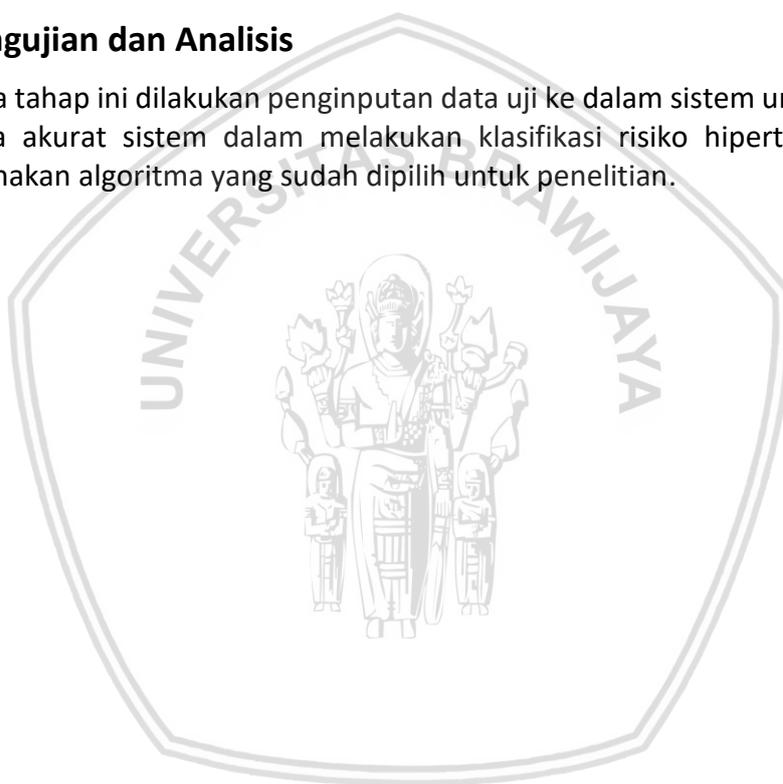
3.5 Implementasi

Implementasi sistem merupakan tahap membangun sistem yang sesuai dengan perancangan yang dirancang sebelumnya. Berikut tahapannya:

- Implementasi *interface*
- Implementasi *Fuzzy decision tree* ID3 ke dalam bahasa pemrograman PHP
- *Output* yang diperoleh berupa klasifikasi risiko hipertensi.

3.6 Pengujian dan Analisis

Pada tahap ini dilakukan penginputan data uji ke dalam sistem untuk menguji seberapa akurat sistem dalam melakukan klasifikasi risiko hipertensi dengan menggunakan algoritma yang sudah dipilih untuk penelitian.



BAB 4 PERANCANGAN

4.1 Formulasi permasalahan

Penelitian yang dilakukan ini bertujuan untuk mengklasifikasi data penderita risiko hipertensi dengan 3 target kelas, yaitu kelas rendah, sedang dan tinggi. Proses perancangan algoritme untuk mendapatkan solusi terbaik dimulai dengan melakukan perhitungan fungsi keanggotaan *fuzzy* pada setiap data penderita. Selanjutnya menentukan nilai *entropy* dan nilai *information gain* untuk penentuan *tree*. Lalu dilakukan proses defuzzifikasi untuk penentuan hasil klasifikasi.

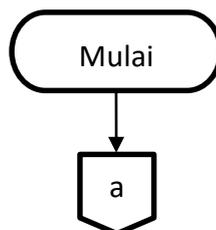
Untuk penentuan klasifikasi risiko hipertensi menggunakan *fuzzy* ID3 perlu dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

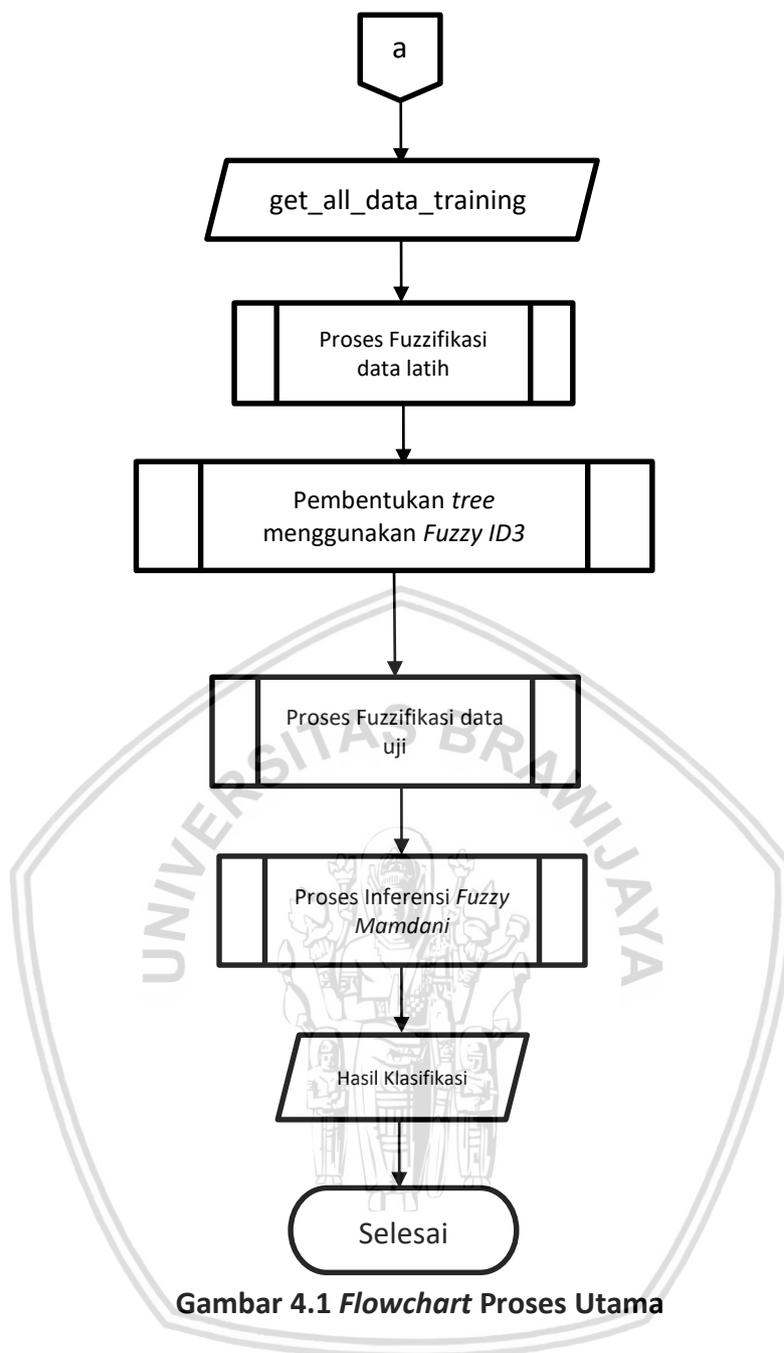
1. Membuat *flowchart* dari algoritma yang digunakan untuk memperjelas alur penyelesaian permasalahan.
2. Membuat perhitungan manual dengan *Microsoft Excel* untuk mempermudah implementasi perhitungan.
3. Membuat rancangan antarmuka yang mudah dipahami oleh pengguna selain peneliti.
4. Membuat rancangan pengujian untuk melakukan pengujian terhadap metode yang akan digunakan.

Saat perancangan selesai, maka metode siap diimplementasikan. Klasifikasi risiko hipertensi ini akan dibangun berbasis *web* dengan bahasa pemrograman PHP. *Database Management System* (DBMS) yang digunakan adalah MySQL.

4.2 Siklus Metode Menggunakan *Fuzzy* ID3

Untuk membuat klasifikasi risiko hipertensi dengan menggunakan *Fuzzy Decision Tree* ID3 dilakukan dengan memasukkan data latih, lalu proses transformasi data ke dalam bentuk *fuzzy* (Fuzzifikasi data) dan proses pembentukan *tree* menggunakan *fuzzy* ID3. Setelah *tree* sudah dibentuk maka dikonversi menjadi aturan, proses setelahnya adalah proses fuzzifikasi pada data uji, setelah difuzzifikasi pada data uji maka dilakukan proses inferensi *fuzzy* mamdani. Gambaran alur proses utama ditunjukkan dengan *flowchart* pada Gambar 4.1.

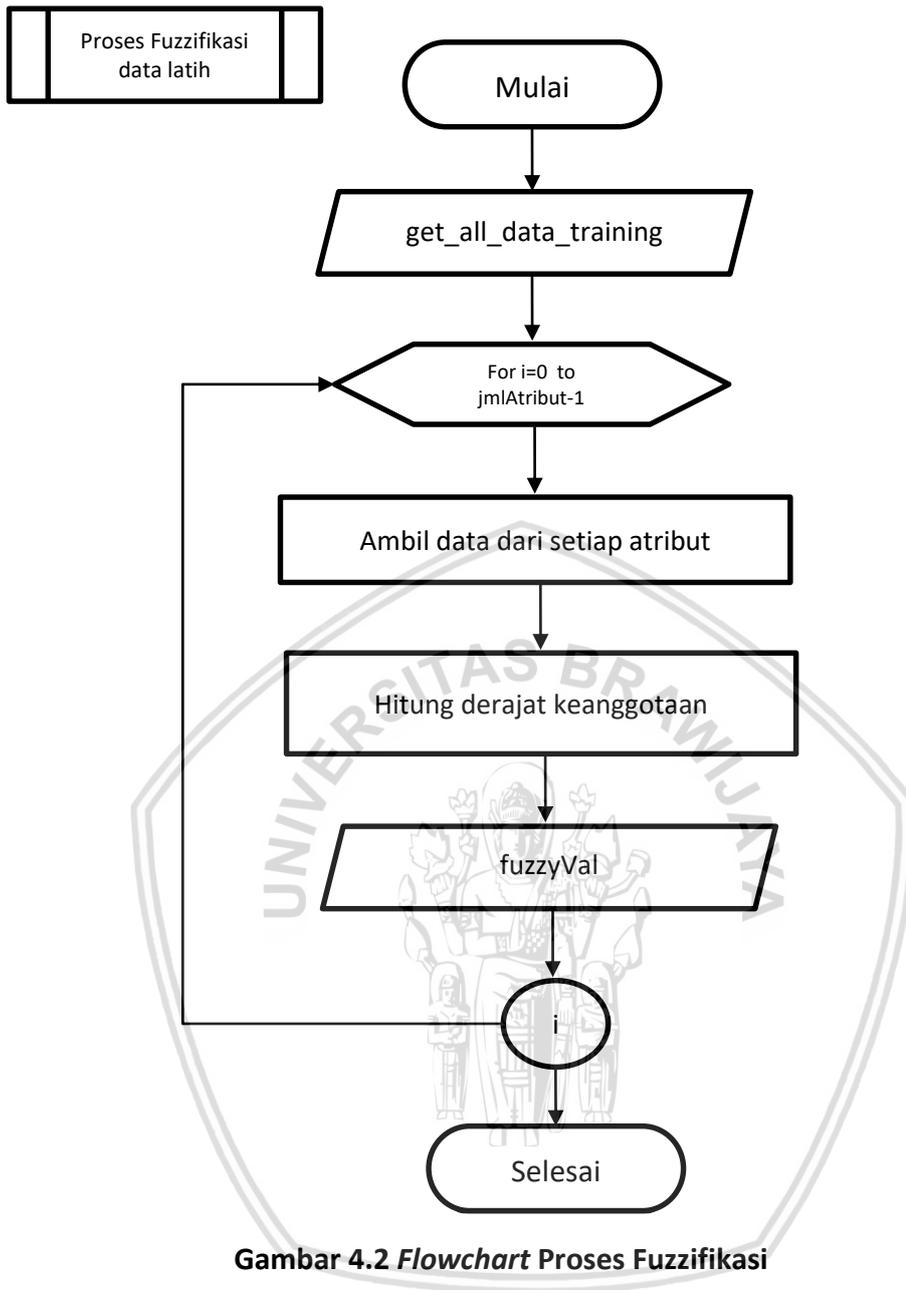




Gambar 4.1 Flowchart Proses Utama

4.2.1 Proses Fuzzifikasi

Proses fuzzifikasi dilakukan untuk mentransformasikan data berbentuk kuantitatif menjadi derajat keanggotaan *fuzzy* berdasarkan pada fungsi keanggotaan masing-masing. Dengan cara mengambil data latih yang sudah disediakan kemudian pada setiap atribut yang ada dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan untuk mengubah data menjadi bilangan *crisp*. Proses fuzzifikasi selanjutnya dijelaskan pada Gambar 4.2.

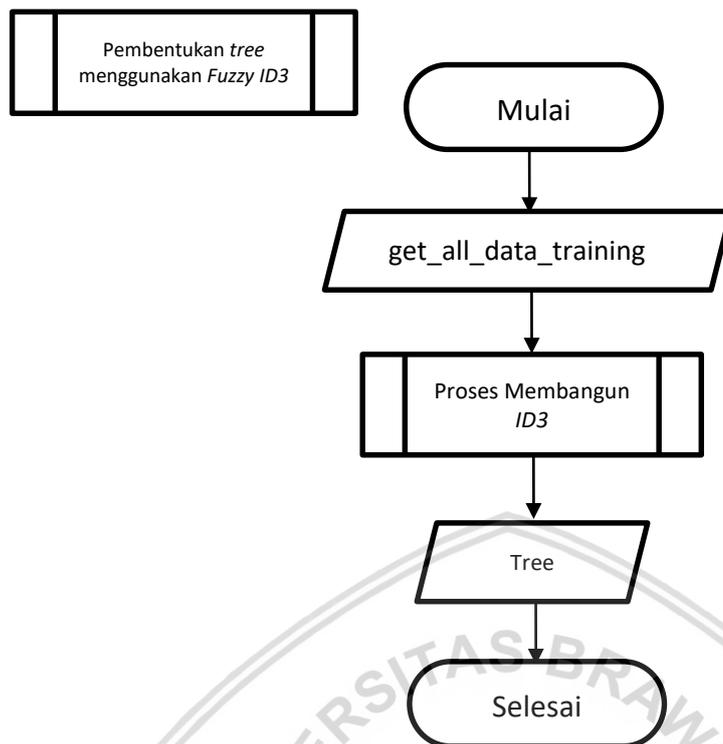


Gambar 4.2 Flowchart Proses Fuzzifikasi

4.2.2 Proses Pembentukan *Tree* menggunakan *Fuzzy ID3*

Pada proses ini dilakukan pembentukan model klasifikasi dengan menggunakan *fuzzy decision tree*. Langkah-langkah dalam proses pembentukan *tree* menggunakan *fuzzy ID3* yaitu, saat data latih dimasukkan kemudian dibentuk *fuzzy decision tree* menggunakan algoritma ID3. Hasil dari *decision tree* yang sudah dibentuk lalu dikonversi ke dalam bentuk aturan *fuzzy*. Proses ini ditunjukkan pada Gambar 4.3.





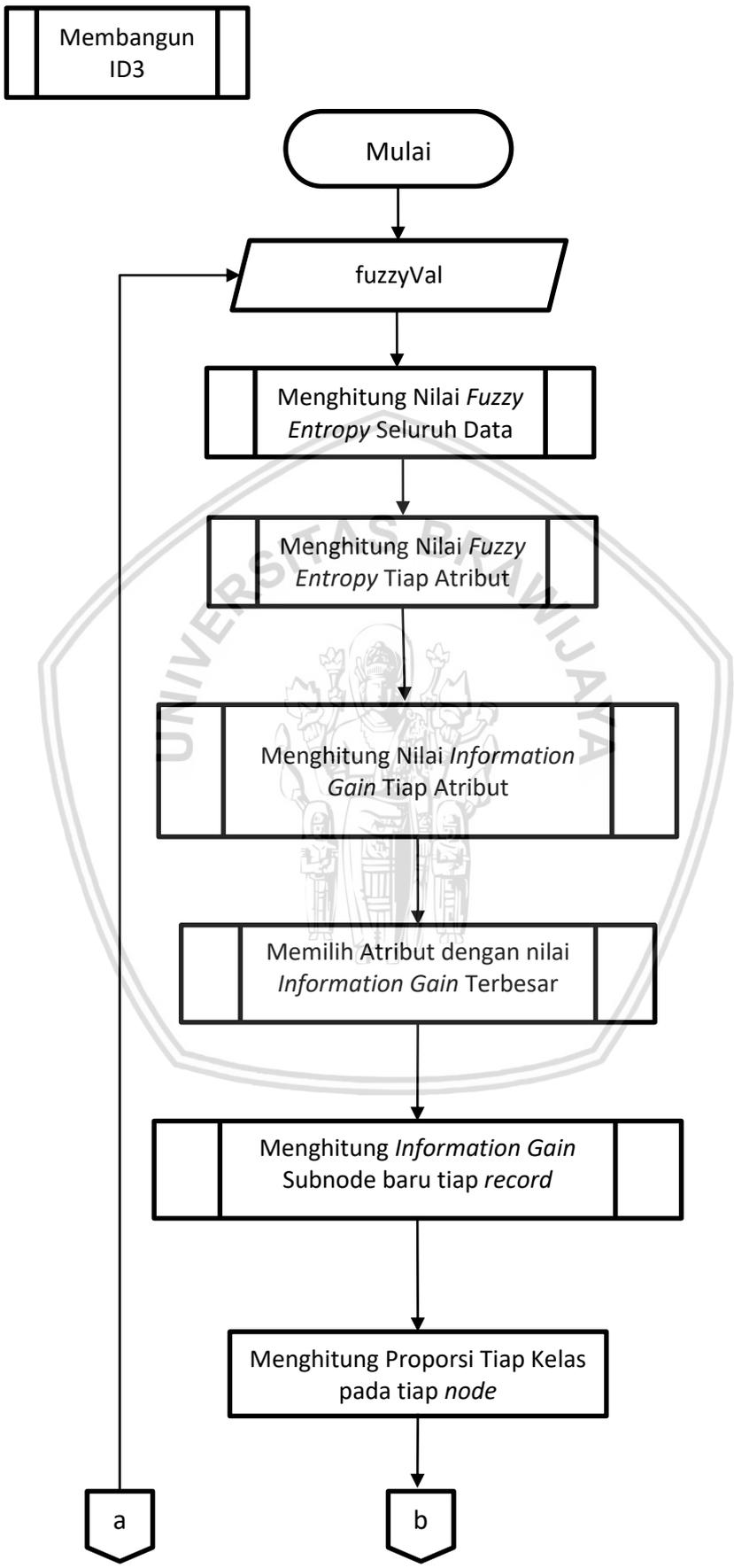
Gambar 4.3 Flowchart Pembentukan Tree Menggunakan Fuzzy ID3

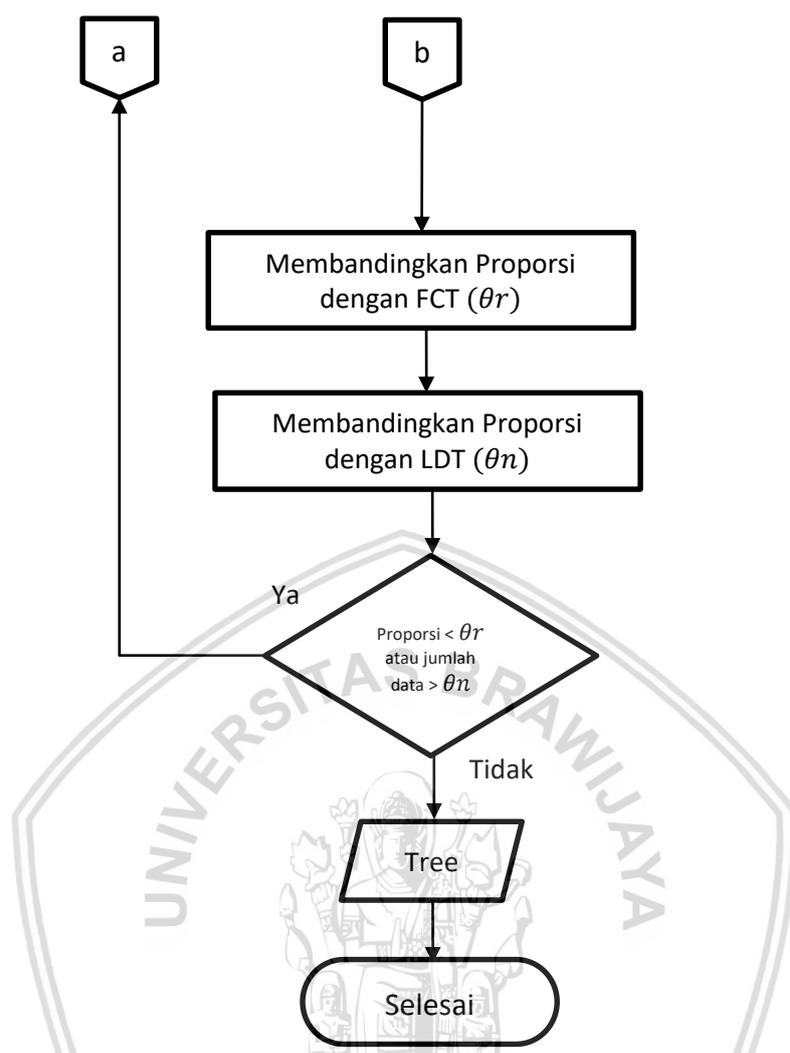
4.2.3 Proses Membangun ID3

Proses ini dilakukan untuk membangun *tree* dengan algoritma ID3, dengan langkah-langkahnya sebagai berikut:

1. Fuzzifikasi data latih.
2. Membuat *root node* dari semua data latih.
3. Menghitung *fuzzy entropy* dari seluruh data latih dan seluruh atribut. Nilai *fuzzy entropy* akan digunakan untuk menghitung nilai *information gain* pada masing-masing atribut.
4. Menghitung *information gain* dari tiap atribut yang ada. Atribut dengan nilai *information gain* terbesar akan dijadikan *root node* dan tidak dapat digunakan untuk mengekspansi *tree*.
5. Menghitung proporsi dari semua kelas pada tiap *node*.
6. Membandingkan proporsi dari semua kelas dengan *fuzziness control threshold* (θ_r) dan *leaf decision threshold* (θ_n) untuk penentuan *sub-node* akan diekspansi atau tidak.
7. Jika proporsi kelas lebih besar nilainya dari θ_r tetapi banyaknya data melebihi θ_n maka *tree* akan terus diekspansi, begitu juga sebaliknya.
8. Jika proporsi lebih kecil nilainya dari θ_r dan banyaknya data kurang dari θ_n maka *tree* berhenti diekspansi.

Untuk lebih jelasnya dijelaskan pada Gambar 4.4.

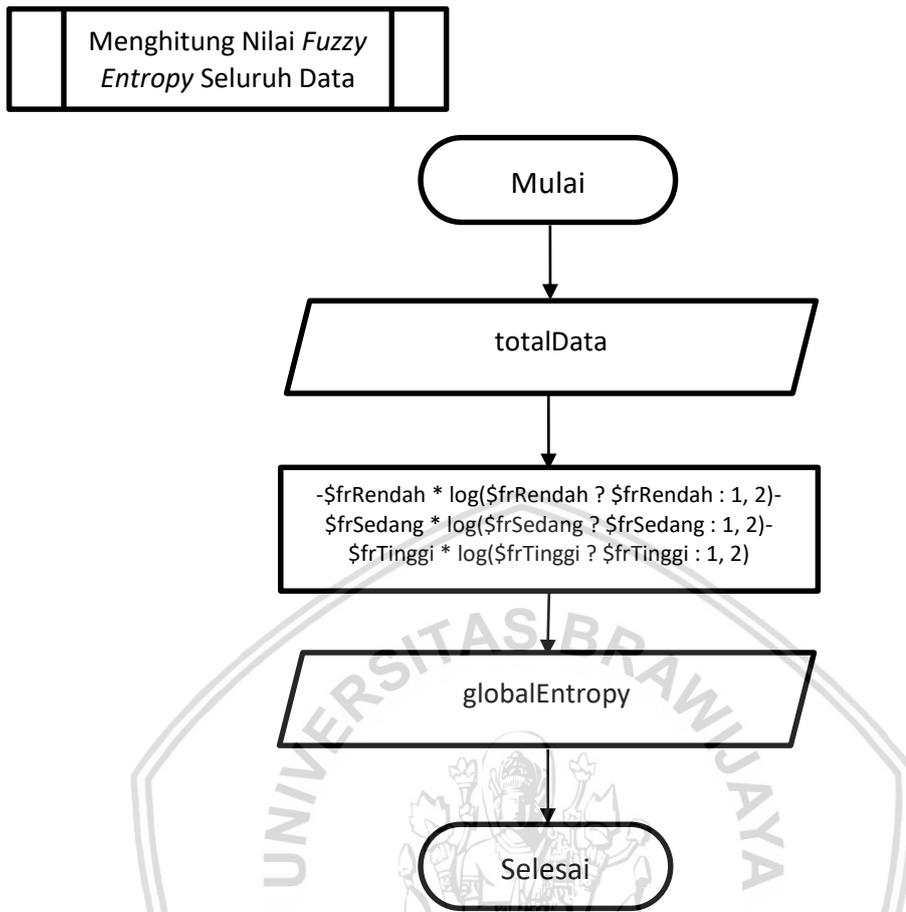




Gambar 4.4 Flowchart Membangun ID3

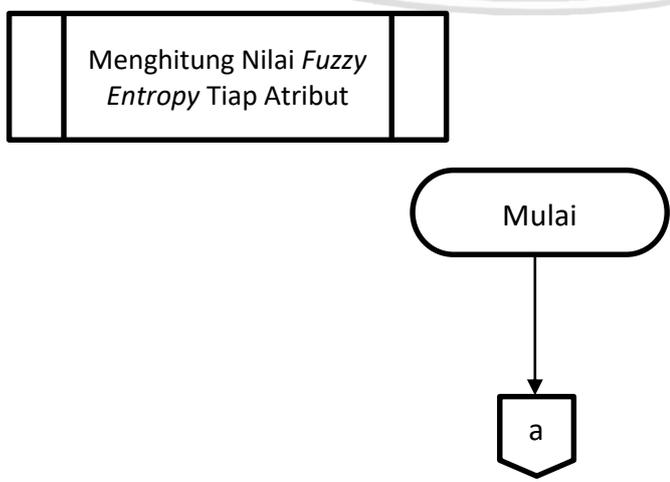
4.2.4 Proses Perhitungan Fuzzy Entropy

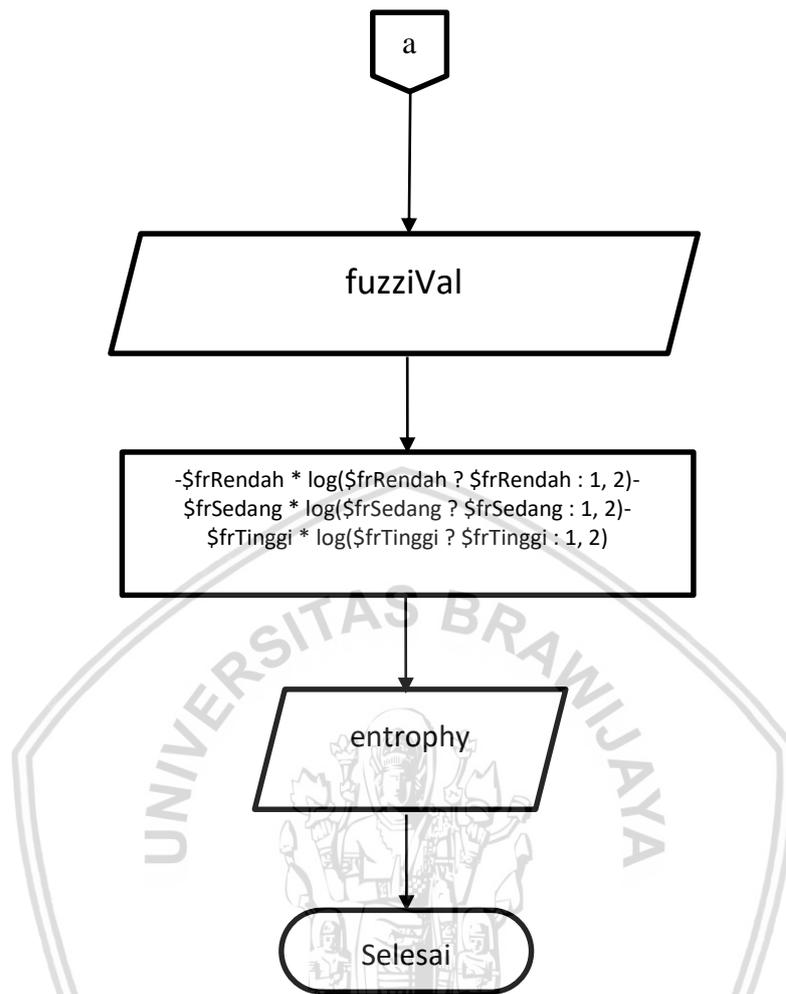
Dalam penentuan *root node* perlu adanya perhitungan *fuzzy entropy* dan *information gain*. Langkah pertama yaitu menghitung nilai *fuzzy entropy* dari keseluruhan data. Hasil perhitungannya berupa *output fuzzy entropy* dari keseluruhan data yang dilakukan dengan persamaan yang sudah dijelaskan sebelumnya. Nilai *Fuzzy Entropy* diperlukan untuk dapat melanjutkan ke proses selanjutnya untuk mendapatkan *root* atau *child node* dari pembentukan *tree*. Proses perhitungan *fuzzy entropy* keseluruhan data ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Flowchart Perhitungan Fuzzy Entropy Keseluruhan Data

Saat *output fuzzy entropy* keseluruhan data sudah didapatkan, maka langkah selanjutnya adalah menghitung *fuzzy entropy* dari tiap atribut pada data latih. Langkah-langkah pada perhitungan *fuzzy entropy* tiap atribut dijelaskan pada Gambar 4.6.



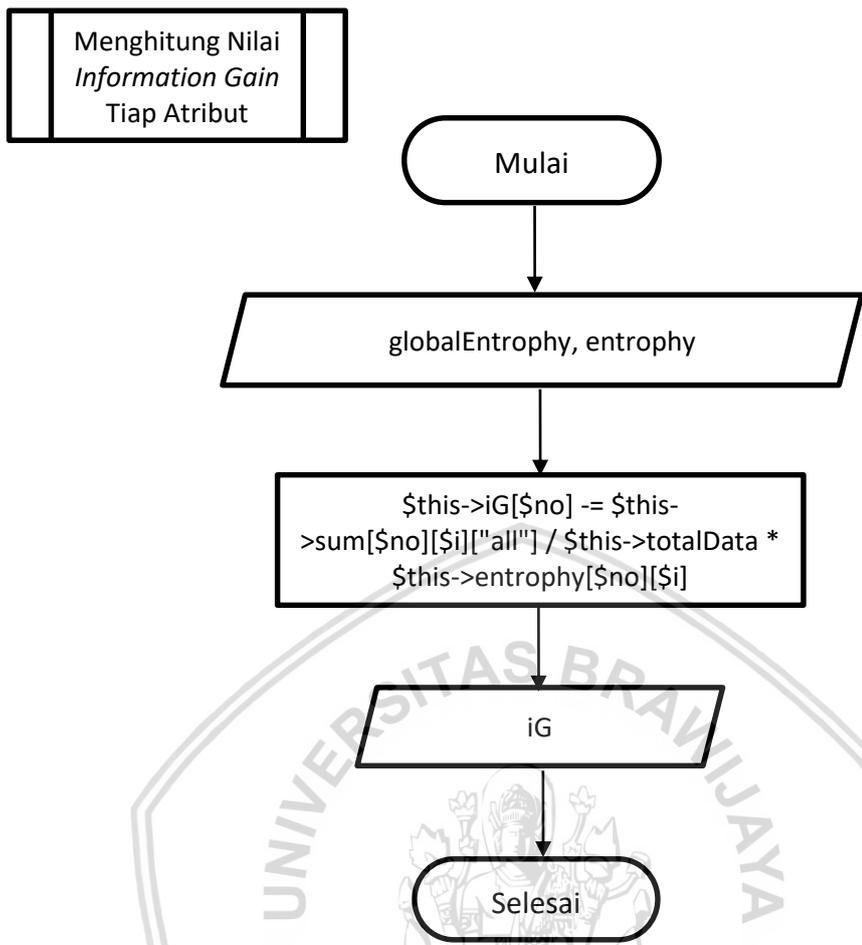


Gambar 4.6 Flowchart Perhitungan *Fuzzy Entropy* Tiap Atribut

4.2.5 Proses Perhitungan *Information Gain*

Proses ini dilakukan setelah mendapatkan nilai *fuzzy entropy* dari keseluruhan data dan nilai *fuzzy entropy* tiap atribut. Proses perhitungan *information gain* ditujukan untuk mencari nilai *information gain* dari keseluruhan dan tiap atribut. Setelah dihitung maka didapatkan *output* berupa nilai *information gain*. Nilai dari *Information Gain* digunakan untuk penentuan *root* atau *child node* selanjutnya pada pembentukan *tree*. Untuk lebih jelasnya akan dijelaskan pada Gambar 4.7.

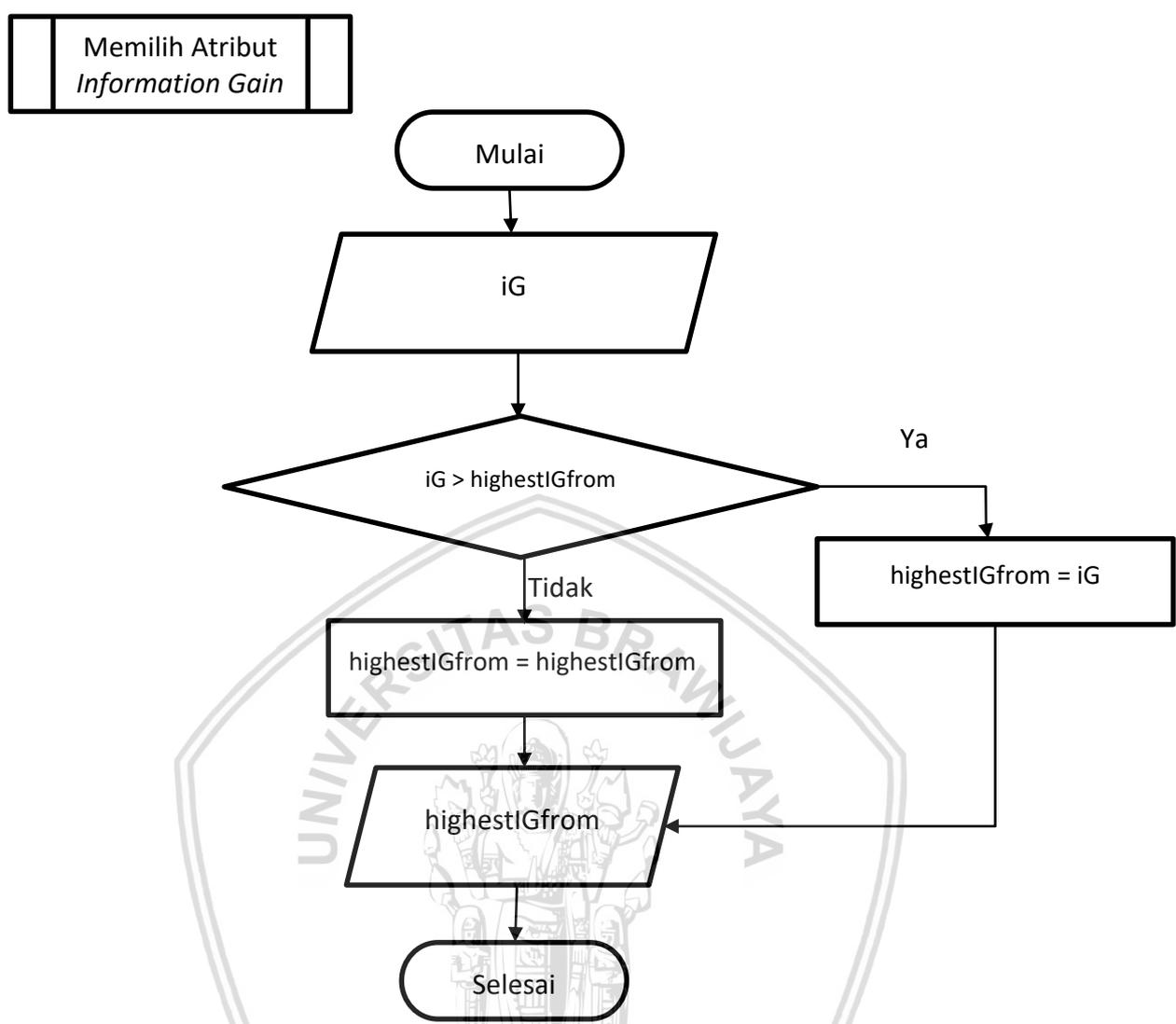




Gambar 4.7 Flowchart Perhitungan Nilai Information Gain Tiap Atribut

4.2.6 Proses Memilih Atribut Information Gain Terbesar

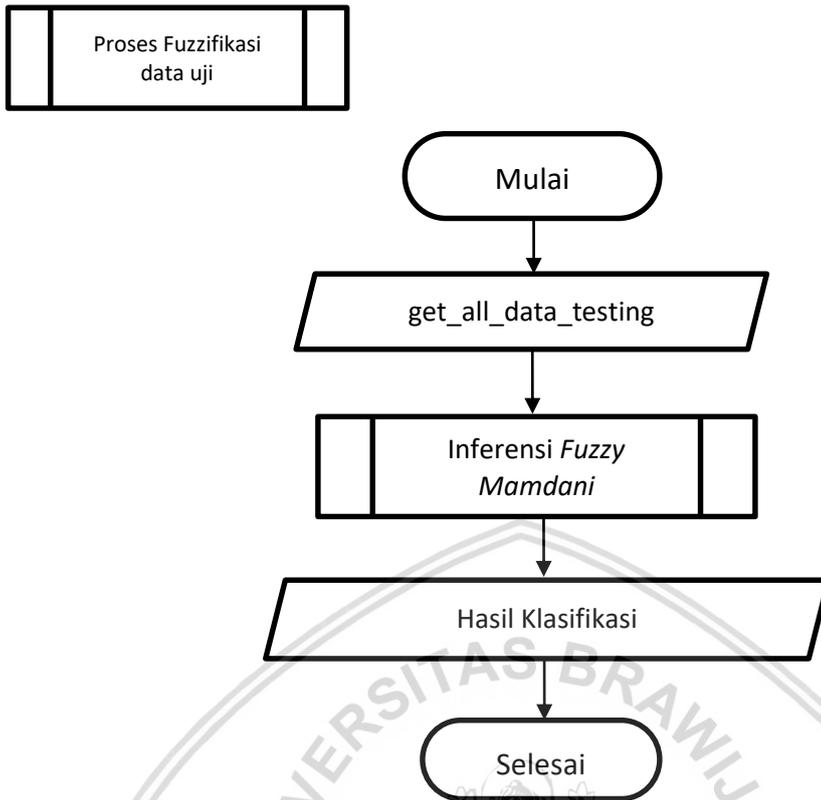
Setelah dilakukan proses menghitung nilai *information gain* pada setiap atribut maka selanjutnya akan masuk pada proses memilih atribut nilai *information* yang terbesar. Pada proses memilih atribut *information gain* terbesar dimulai dengan memasukkan nilai *information gain* pada setiap atribut. Kemudian masuk ke dalam proses kondisi, dimana apabila nilai *information gain* lebih besar daripada nilai *information gain* terbesar sebelumnya, maka nilai *information gain* terbesar akan diperbarui dengan nilai *information gain* terakhir, jika tidak maka nilai *information gain* terbesar tidak akan berubah. Pada proses inilah kemudian nilai dari *information gain* terbesar yang terpilih akan dijadikan *node* selanjutnya maupun dijadikan *root node* pada pembentukan *tree* yang dilakukan. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Proses Memilih Atribut dengan *Information Gain* Terbesar

4.2.7 Proses Fuzzifikasi Data Uji

Proses ini merupakan proses untuk mencari nilai fungsi keanggotaan pada data uji yang telah disediakan dan data yang sudah dijadikan nilai *crisp* akan menjadi penentu untuk target kelas yang ada. Pada proses ini terdapat sub-proses inferensi *fuzzy mamdani* yang memiliki beberapa tahap untuk menentukan nilai hasil klasifikasi kelas-kelas yang sesuai dengan melalui proses pelatihan yang telah dilakukan sebelumnya pada proses fuzzifikasi data latih. Untuk mengetahui alur pada proses perhitungan fuzzifikasi data uji yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Flowchart Proses Fuzzifikasi Data Uji

Penjelasan pada *Flowchart* diatas yaitu:

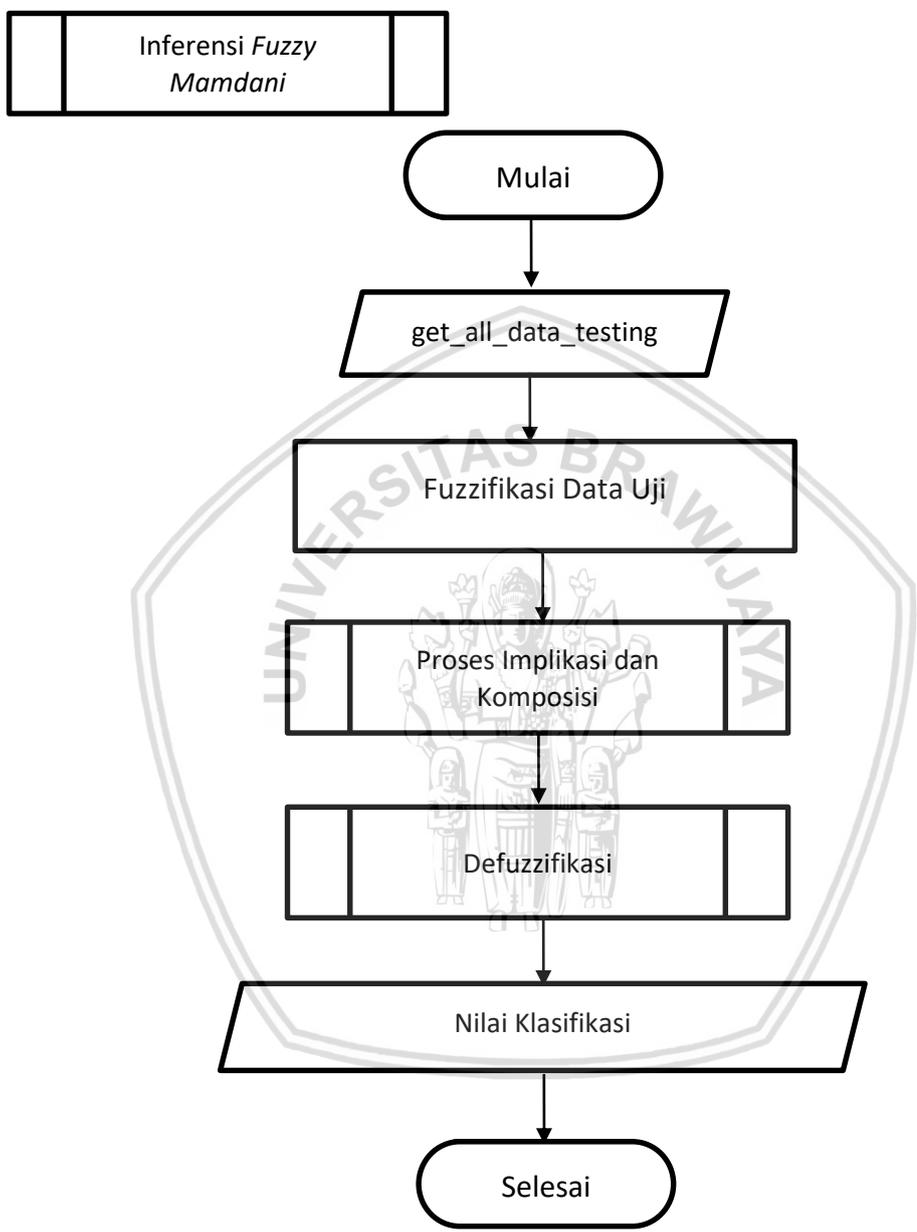
1. Memasukkan Data Uji.
2. Dilakukan proses fuzzifikasi untuk memperoleh nilai derajat keanggotaan pada masing-masing atribut.
3. Pengambilan keputusan menggunakan inferensi *fuzzy mamdani*.
4. Hasil *output* klasifikasi risiko hipertensi.

4.2.8 Proses Inferensi *Fuzzy Mamdani*

Proses ini merupakan proses untuk menguji klasifikasi risiko hipertensi dengan menggunakan inferensi *fuzzy mamdani*. Proses ini dilakukan setelah terbentuknya aturan *fuzzy* pada proses pembentukan *tree* menggunakan *fuzzy ID3* dan dikonversikan menjadi aturan *fuzzy*. Proses ini mempunyai 3 sub-proses yaitu fuzzifikasi, proses *min-max*, dan proses defuzzifikasi. Setelah melalui 3 sub-proses tersebut maka didapatkan *output* berupa nilai klasifikasi yang dilakukan dengan inferensi *fuzzy mamdani*. Langkah-langkah proses inferensi *fuzzy mamdani* sebagai berikut:

1. Memasukkan data uji.
2. Data yang telah dimasukkan diubah kedalam derajat keanggotaan *fuzzy*.

- 3. Metode yang digunakan yaitu inferensi *fuzzy mamdani*.
 - 4. Hasil proses defuzzifikasi berupa nilai *crisp*.
- Untuk lebih jelasnya ditunjukkan pada Gambar 4.10.



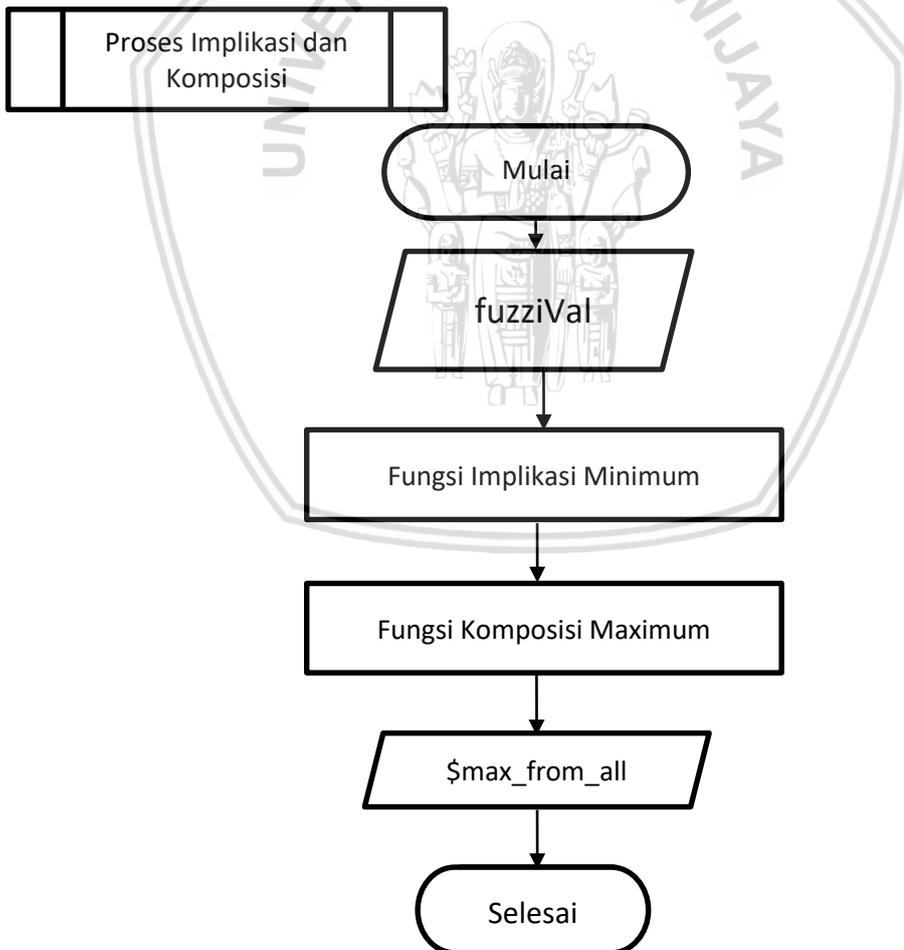
Gambar 4.10 Flowchart Inferensi Fuzzy Mamdani

4.2.9 Proses Implikasi dan Komposisi

Proses *Min* (Implikasi) merupakan metode *minimum*, sedangkan proses *Max* (Komposisi) sering disebut sebagai metode *maximum*. Adapun langkah-langkah dalam proses *min-max* yaitu sebagai berikut:

1. Memasukkan derajat keanggotaan dari hasil fuzzifikasi data dan aturan *fuzzy* yang didapatkan pada proses pembentukan *tree* yang dikonversi menjadi aturan.
2. Fungsi implikasi yang merupakan metode pemotongan *output* dari himpunan *fuzzy* dengan cara kerjanya pada nilai derajat keanggotaan dari tiap aturan diambil irisan terkecil.
3. Setelah fungsi implikasi telah dilakukan, selanjutnya menggunakan fungsi komposisi yang bertujuan mengambil nilai *maximum* pada aturan *fuzzy* untuk memodifikasi daerah *fuzzy*.
4. Derajat keanggotaan pada setiap kelas berupa nilai *maximum* sebagai hasil *output*.

Langkah-langkah diatas ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Flowchart Proses Implikasi dan Komposisi

4.2.10 Defuzzifikasi

Langkah-langkah pada proses defuzzifikasi yaitu sebagai berikut:

1. Memasukkan nilai dari proses komposisi
2. Mengambil nilai terbesar dari masing-masing nilai yang didapat pada proses komposisi
3. Nilai terbesar didapatkan untuk hasil klasifikasi

Lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Proses Defuzzifikasi

4.3 Perhitungan Manual

4.3.1 Pembentukan Aturan

Pada proses ini memerlukan data latih yang diambil dari data set klasifikasi risiko hipertensi yang mana terdapat 12 atribut yaitu umur, tekanan darah, lingkaran perut, tinggi badan, berat badan, berat massa indeks, merokok, konsumsi gula, konsumsi garam, olahraga dan konsumsi kafein. Dengan atribut kelas yang terdiri dari 3 kelas yaitu rendah, sedang dan tinggi. Contoh data latih dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Contoh Data Latih

Umur	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	Merokok	M. Berlemak	Kon. Gula	Kon.Garam	Olahraga	Konsumsi Kafein	R. Hipertensi
	Sistol	Diastol				Σ							
52	125	90	78	1,63	62,7	23,60	Ya	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	≤ 3 gelas	Sedang
66	194	114	98	1,63	72,2	27,17	Tdk	Jarang	> 4 sdm	> 1 sdt	Ya	Tidak	Tinggi
56	129	80	98	1,51	61,2	26,84	Ya	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	Tidak	Rendah
38	116	87	99	1,512	74,2	32,46	Tdk	Sering	> 4 sdm	> 1 sdt	Ya	Tidak	Rendah
36	115	83	88	1,46	50,3	23,60	Tdk	Sering	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	Tidak	Rendah
31	122	83	89	1,475	68,1	31,30	Tdk	Sering	> 4 sdm	≤ 1 sdt	Tdk	≤ 3 gelas	Sedang
43	130	77	89	1,56	63,6	26,13	Tdk	Sering	≤ 4 sdm	> 1 sdt	Tdk	> 3 gelas	Tinggi
49	176	114	91	1,536	62,3	26,41	Ya	Sering	≤ 4 sdm	> 1 sdt	Ya	> 3 gelas	Tinggi
27	143	107	106	1,44	76,5	36,89	Ya	Jarang	> 4 sdm	> 1 sdt	Tdk	Tidak	Tinggi
80	167	89	78	1,55	50,2	20,89	Tdk	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Tdk	≤ 3 gelas	Sedang
35	123	86	71	1,615	50,7	19,44	Ya	Sering	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	Tidak	Sedang
36	127	98	101	1,6	75,4	29,45	Tdk	Sering	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Tdk	Tidak	Sedang
66	187	108	88	1,47	43,6	20,18	Tdk	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	> 3 gelas	Tinggi
54	105	67	79	1,58	58,6	23,47	Tdk	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	≤ 3 gelas	Rendah
22	133	89	70	1,49	41,6	18,74	Tdk	Jarang	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	Ya	Tidak	Rendah

Pada data latih diatas menunjukkan terdapat 15 data latih diantaranya 5 data dari kelas rendah, 5 data dari kelas sedang dan 5 data dari kelas tinggi. Untuk contoh perhitungan hanya menggunakan 4 atribut yaitu umur, BMI, tekanan darah dan lingkaran perut. Data-data tersebut kemudian diproses dengan menggunakan *Fuzzy ID3* untuk mendapatkan aturan yang akan digunakan untuk klasifikasi risiko hipertensi.

a. Proses Fuzzifikasi

Pada data latih yang disediakan diubah menjadi *fuzzy input* berdasarkan fungsi keanggotaan masing-masing atribut, seperti tabel-tabel berikut:

Tabel 4.2 Tabel *Fuzzy Input* Atribut Umur

Data Ke	Risiko	Usia	Muda	Tua
1	Sedang	52	0	1
2	Tinggi	66	0	1



3	Rendah	56	0	1
4	Rendah	38	0,7	0,3
5	Rendah	36	0,9	0,1
6	Sedang	31	1	0
7	Tinggi	43	0,2	0,8
8	Tinggi	49	0	1
9	Tinggi	27	1	0
10	Sedang	80	0	1
11	Sedang	35	1	0
12	Sedang	36	0,9	0,1
13	Tinggi	66	0	1
14	Rendah	54	0	1
15	Rendah	22	1	0
SUM			6,7	8,3

Tabel 4.3 Fuzzy Input Atribut BMI

Data Ke	BMI	Normal	Overweight
1	23,60	0,215549	0,784451
2	27,17	0	1
3	26,84	0	1
4	32,46	0	1
5	23,60	0,2158	0,7842
6	31,30	0	1
7	26,13	0	1
8	26,41	0	1
9	36,89	0	1
10	20,89	0,631554	0,368446
11	19,44	0,855614	0,144386
12	29,45	0	1
13	20,18	0,742034	0,257966
14	23,47	0,2348	0,7652
15	18,74	0,963401	0,036599
SUM		3,858752	11,14125

Tabel 4.4 Fuzzy Input Atribut Tekanan Darah

Data Ke	T. Darah	Normal	Pra. H	Hipertensi
1	215	0,5	0,5	0
2	308	0	0	1
3	209	0,7	0,3	0
4	203	0,9	0,1	0
5	198	1	0	0
6	205	0,83333	0,166667	0



7	207	0,76667	0,233333	0
8	290	0	0	1
9	250	0	0,5	0,5
10	256	0	0,35	0,65
11	209	0,7	0,3	0
12	225	0,16667	0,833333	0
13	295	0	0	1
14	172	1	0	0
15	222	0,26667	0,733333	0
	SUM	6,83333	4,016667	4,15

Tabel 4.5 Fuzzy Input Atribut Lingkar Perut

Data Ke	Lingkar Perut	Kecil	Besar
1	78	0,6	0,4
2	98	0	1
3	98	0	1
4	99	0	1
5	88	0	1
6	89	0	1
7	89	0,05	0,95
8	91	0	1
9	106	0	1
10	78	0,6	0,4
11	71	0,95	0,05
12	101	0	1
13	88	0	1
14	79	0,55	0,45
15	70	0,5	0,5
	SUM	3,25	11,75

b. Proses Learning

Setelah diketahui fungsi keanggotaan masing-masing atribut maka langkah selanjutnya adalah proses *Learning*. Pada proses ini terdapat beberapa tahapan yaitu perhitungan *Fuzzy Entropy*, perhitungan *Information Gain*, pembentukan *tree* dan perhitungan proporsi kelas. Pada perhitungan ini digunakan nilai *Fuzziness Control Threshold* (FCT) sebesar 70% dan proses ini dimulai dari iterasi 1 level 0.

c. Level 0 iterasi 1

- Perhitungan *Fuzzy Entropy* keseluruhan data

$$H_f(s) = -\left(\frac{5}{15} \log_2 \frac{5}{15}\right) - \left(\frac{5}{15} \log_2 \frac{5}{15}\right) - \left(\frac{5}{15} \log_2 \frac{5}{15}\right) = 1,5849$$



Selanjutnya menghitung *fuzzy entropy* dan *information gain* dari masing-masing atribut.

- **Fuzzy Entropy** atribut Umur

$$H_f(\text{Umur, muda}) = -\left(\frac{2,6}{6,7} \log_2 \frac{2,6}{6,7}\right) - \left(\frac{2,9}{6,7} \log_2 \frac{2,9}{6,7}\right) - \left(\frac{1,2}{6,7} \log_2 \frac{1,2}{6,7}\right) = 1,497$$

$$H_f(\text{Umur, tua}) = -\left(\frac{2,4}{8,3} \log_2 \frac{2,4}{8,3}\right) - \left(\frac{2,1}{8,3} \log_2 \frac{2,1}{8,3}\right) - \left(\frac{3,8}{8,3} \log_2 \frac{3,8}{8,3}\right) = 1,399$$

- **Information Gain** atribut Umur

$$G_f(s, \text{Umur}) = (1,5849) - \left(\frac{6,7}{15}\right) x(1,497) - \left(\frac{8,3}{15}\right) x(1,399) = 0,1418$$

- **Fuzzy Entropy** atribut BMI

$$H_f(\text{BMI, normal}) = -\left(\frac{1,414}{3,858} \log_2 \frac{1,414}{3,858}\right) - \left(\frac{1,702}{3,858} \log_2 \frac{1,702}{3,858}\right) - \left(\frac{0,742}{3,858} \log_2 \frac{0,742}{3,858}\right) = 1,508$$

$$H_f(\text{BMI, overweight}) = -\left(\frac{3,586}{11,141} \log_2 \frac{3,586}{11,141}\right) - \left(\frac{3,2972}{11,141} \log_2 \frac{3,2972}{11,141}\right) - \left(\frac{4,2579}{11,141} \log_2 \frac{4,2579}{11,141}\right) = 1,576$$

- **Information Gain** atribut BMI

$$G_f(s, \text{BMI}) = (1,5849) - \left(\frac{3,858}{15}\right) x(1,508) - \left(\frac{11,141}{15}\right) x(1,576) = 0,0257$$

- **Fuzzy Entropy** atribut L. Perut

$$H_f(\text{LP, kecil}) = -\left(\frac{1,05}{3,25} \log_2 \frac{1,05}{3,25}\right) - \left(\frac{2,15}{3,25} \log_2 \frac{2,15}{3,25}\right) - \left(\frac{0,05}{3,25} \log_2 \frac{0,05}{3,25}\right) = 1,0136$$

$$H_f(\text{LP, besar}) = -\left(\frac{3,95}{11,75} \log_2 \frac{3,95}{11,75}\right) - \left(\frac{2,85}{11,75} \log_2 \frac{2,85}{11,75}\right) - \left(\frac{4,95}{11,75} \log_2 \frac{4,95}{11,75}\right) = 1,549$$

- **Information Gain** atribut L. Perut

$$G_f(s, \text{LP}) = (1,5849) - \left(\frac{3,25}{15}\right) x(1,0136) - \left(\frac{11,75}{15}\right) x(1,549) = 0,15133$$

- **Fuzzy Entropy** atribut T. Darah

$$H_f(\text{TD, Normal}) = -\left(\frac{3,867}{6,833} \log_2 \frac{3,867}{6,833}\right) - \left(\frac{2,2}{6,833} \log_2 \frac{2,2}{6,833}\right) - \left(\frac{0,766}{6,833} \log_2 \frac{0,766}{6,833}\right) = 1,3453$$

$$H_f(\text{TD, Pra hipertensi}) = -\left(\frac{1,133}{4,016} \log_2 \frac{1,133}{4,016}\right) - \left(\frac{2,15}{4,016} \log_2 \frac{2,15}{4,016}\right) - \left(\frac{0,733}{4,016} \log_2 \frac{0,733}{4,016}\right) = 0,6452$$

$$H_f(\text{TD, Hipertensi}) = -(0) - \left(\frac{0,65}{4,15} \log_2 \frac{0,65}{4,15}\right) - \left(\frac{3,5}{4,15} \log_2 \frac{3,5}{4,15}\right) = 0,999$$

- **Information Gain** atribut T. Darah

$$G_f(s, \text{TD}) = (1,5849) - \left(\frac{6,833}{15}\right) x(1,3453) - \left(\frac{4,016}{15}\right) x(0,6452) - \left(\frac{4,15}{15}\right) x(0,999) = 0,5229$$

- d. Pembentukan *tree*

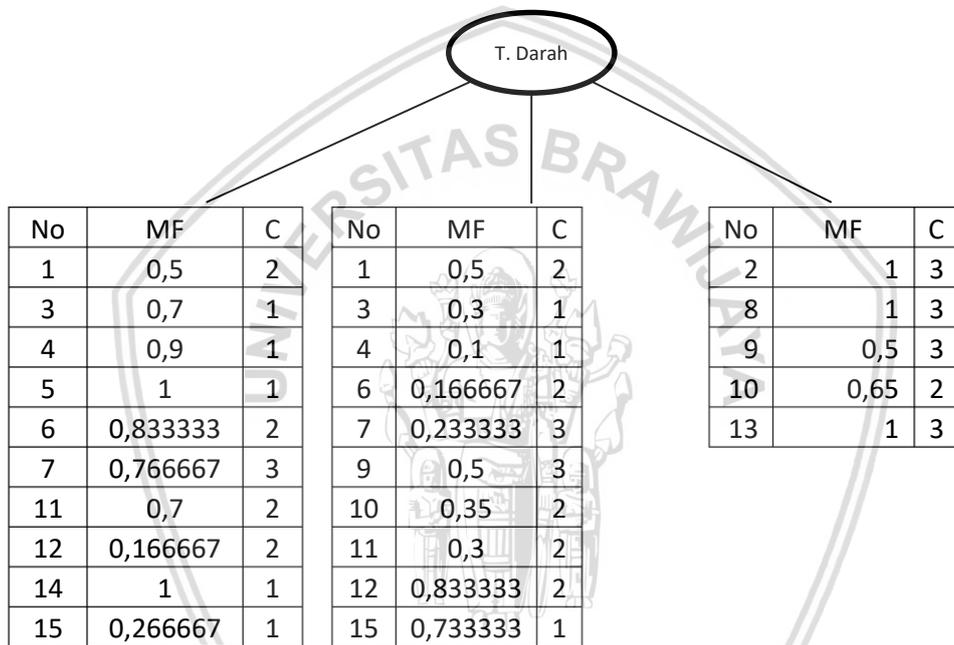
Semua atribut sudah dicari nilai *entropy* dan *information gain*. Selanjutnya adalah membentuk *tree* dari *information gain* terbesar pada semua atribut



dengan nilai terbesar menjadi *root node*. Pada contoh ini atribut T. Darah menjadi *root node* dengan *information gain* terbesar. Selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Information Gain Seluruh Atribut

Fuzzy Entropy Keseluruhan Data	1,58496
IG Umur	0,141804591
IG BMI	0,025763378
IG T. Darah	0,522900639
IG L. Perut	0,151337085



Gambar 4.13 Tree Tingkat 0 Iterasi 1

Pada Gambar 4.13 dijelaskan bahwa setelah terbentuknya *root node* dengan atribut T. Darah maka sesuai dengan batasan yang ada pada atribut T. Darah yaitu Normal, Pra Hipertensi dan Hipertensi. Masing-masing fungsi keanggotaan yang sudah dibentuk dimasukkan sesuai batasannya seperti terlihat pada Gambar 4.13.

e. Perhitungan Proporsi Kelas

Pada setiap cabang yang ada dihitung proporsi kelas untuk membuktikan *node* mana yang harus di ekspansi.

Cabang T. Darah -> Normal

$$c_1 = \frac{3,8667}{3,8667+2,2+0,7667} \times 100\% = 56,58\%$$



$$c_2 = \frac{2,2}{3,8667+2,2+0,7667} \times 100\% = 32,19\%$$

$$c_3 = \frac{0,7667}{3,8667+2,2+0,7667} \times 100\% = 11,21\%$$

Cabang T. Darah -> Pra Hipertensi

$$c_1 = \frac{1,133}{1,133+2,15+0,733} \times 100\% = 28,21\%$$

$$c_2 = \frac{2,15}{1,133+2,15+0,733} \times 100\% = 53,52\%$$

$$c_3 = \frac{0,733}{1,133+2,15+0,733} \times 100\% = 18,25\%$$

Cabang T. Darah -> Hipertensi

$$c_1 = \frac{0}{0+0,65+3,5} \times 100\% = 0\%$$

$$c_2 = \frac{0,65}{0+0,65+3,5} \times 100\% = 15,66\%$$

$$c_3 = \frac{3,5}{0+0,65+3,5} \times 100\% = 84,33\%$$

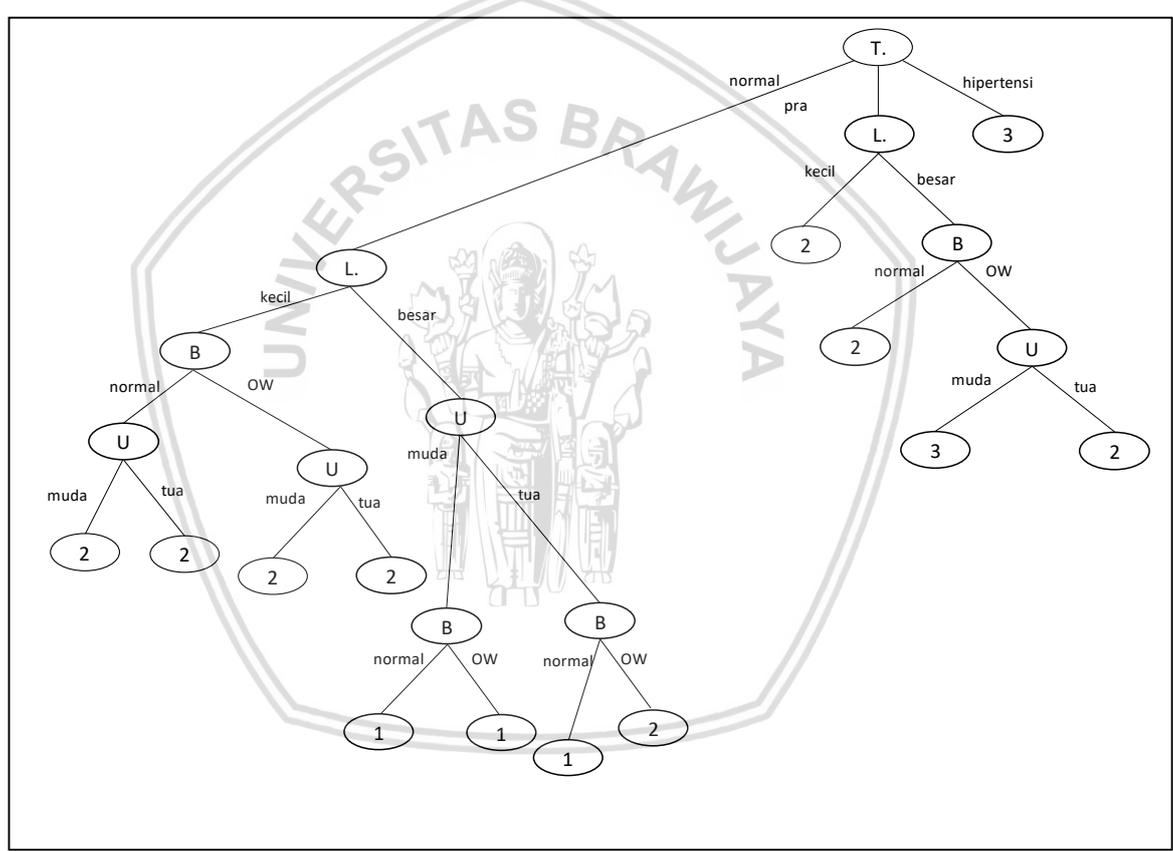
Misal *Fuzziness Control Threshold* (FCT) yang digunakan adalah 60% maka cabang T. Darah -> Normal dan T. Darah -> Hipertensi akan berhenti diekspansi karena proporsi kelas sudah memenuhi FCT yang digunakan. Sehingga yang perlu diekspansi adalah Cabang T. Darah -> Pra Hipertensi karena masing-masing kelasnya belum ada yang melebihi FCT sehingga diperlukan ekspansi. Proses ini dilakukan terus menerus sampai terdapat proporsi kelas yang melebihi FCT, jika belum ada yang melebihi FCT maka proses perhitungan *fuzzy entropy* dan *information gain*, pembentukan *tree* dan proporsi kelas terus dilanjutkan sampai atribut habis/nilai proporsi kelas melebihi FCT.

Berdasarkan perhitungan *Fuzzy ID3* diperoleh 12 aturan dengan menggunakan data latih. Aturan klasifikasi yang didapatkan yaitu sebagai berikut:

1. IF T. Darah Normal AND L. Perut Kecil AND BMI Normal AND Umur Muda THEN Risiko Sedang.
2. IF T. Darah Normal AND L. Perut Kecil AND BMI Normal AND Umur Tua THEN Risiko Sedang.
3. IF T. Darah Normal AND L. Perut Kecil AND BMI Overweight AND Umur Muda THEN Risiko Sedang.
4. IF T. Darah Normal AND L. Perut Besar AND Umur Muda AND BMI Normal THEN Risiko Kecil.
5. IF T. Darah Normal AND L. Perut Besar AND Umur Muda AND BMI Overweight THEN Risiko Kecil.
6. IF T. Darah Normal AND L. Perut Besar AND Umur Tua AND BMI Normal THEN Risiko Kecil.



7. IF T. Darah Normal AND L. Perut Besar AND Umur Tua AND BMI Overweight THEN Risiko Sedang.
8. IF T. Darah Pra Hipertensi AND L. Perut Kecil THEN Risiko Sedang.
9. IF T. Darah Pra Hipertensi AND L. Perut Besar AND BMI Normal THEN Risiko Sedang.
10. IF T. Darah Pra Hipertensi AND L. Perut Besar AND BMI Overweight AND Umur Muda THEN Risiko Tinggi.
11. IF T. Darah Pra Hipertensi AND L. Perut Besar AND BMI Overweight AND Umur Tua THEN Risiko Sedang.
12. IF T. Darah Hipertensi THEN Risiko Tinggi.



Gambar 4.14 Tree Pembentukan Aturan

Dimana:

- T. = Tekanan Darah
- L. = Lingkar Perut
- B = BMI
- U = Umur
- 1 = Kelas 1 (Rendah)

- 2 = Kelas 2 (Sedang)
- 3 = Kelas 3 (Tinggi)

Tabel 4.7 Aturan yang terbentuk

Aturan	T. Darah	Umur	BMI	L. Perut	Target
1	Normal	Muda	Normal	Kecil	Sedang
2	Normal	Tua	Normal	Kecil	Sedang
3	Normal	Muda	Overweight	Kecil	Sedang
4	Normal	Muda	Normal	Besar	Kecil
5	Normal	Muda	Overweight	Besar	Kecil
6	Normal	Tua	Normal	Besar	Kecil
7	Normal	Tua	Overweight	Besar	Sedang
8	Pra Hipertensi			Kecil	Sedang
9	Pra Hipertensi		Normal	Besar	Sedang
10	Pra Hipertensi	Muda	Overweight	Besar	Tinggi
11	Pra Hipertensi	Tua	Overweight	Besar	Sedang
12	Hipertensi				Tinggi

4.3.2 Contoh Pengujian

Data yang digunakan dalam pengujian adalah data uji. Berikut contoh perhitungan pada proses pengujian.

Input data uji:

Tekanan darah sistol = 123

Tekanan darah diastol = 86

Umur = 38

Lingkar perut = 71

BMI = 23,60

a. Fuzzifikasi

Pada pengujian ini dimulai dengan mencari nilai fuzzifikasi pada setiap atribut dengan data uji diatas. Hasil dari proses fuzzifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Fuzzifikasi Data Uji

Atribut	Nilai	Derajat Keanggotaan		
T. Darah	209	Normal = 0,7	PraH = 0,3	H = 0
Umur	38	Muda = 0,7	Tua = 0,3	



L. Perut	71	Kecil = 0,95	Besar = 0,05
BMI	23,60	Normal = 0,215	Overweight = 0,784

b. Proses Implikasi

Berdasarkan pada proses fuzzifikasi yang telah dilakukan terdapat 12 aturan terbentuk yang kemudian akan dilakukan proses komposisi. Proses komposisi dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Aturan Beserta Derajat Keanggotaan Data Uji

Aturan	T. Darah	Umur	BMI	L. Perut	Target
1	Normal (0,7)	Muda (0,7)	Normal (0,215)	Kecil (0,95)	Sedang (0,215)
2	Normal (0,7)	Tua (0,3)	Normal (0,215)	Kecil (0,95)	Sedang (0,215)
3	Normal (0,7)	Muda (0,7)	Overweight (0,784)	Kecil (0,95)	Sedang (0,7)
4	Normal (0,7)	Muda (0,7)	Normal (0,215)	Besar (0,05)	Rendah (0,05)
5	Normal (0,7)	Muda (0,7)	Overweight (0,784)	Besar (0,05)	Rendah (0,05)
6	Normal (0,7)	Tua (0,3)	Normal (0,215)	Besar (0,05)	Rendah (0,05)
7	Normal (0,7)	Tua (0,3)	Overweight (0,784)	Besar (0,05)	Sedang (0,05)
8	Pra Hipertensi (0,3)			Kecil (0,95)	Sedang (0,3)
9	Pra Hipertensi (0,3)		Normal (0,215)	Besar (0,05)	Sedang (0,05)
10	Pra Hipertensi (0,3)	Muda (0,7)	Overweight (0,784)	Besar (0,05)	Tinggi (0,05)
11	Pra Hipertensi (0,3)	Tua (0,3)	Overweight (0,784)	Besar (0,05)	Sedang (0,05)
12	Hipertensi (0)				Tinggi (0)

c. Proses Komposisi

Pada proses ini setiap nilai keanggotaan diambil nilai terbesar dari tiap kelas yang ada sehingga didapat:

Kelas Rendah = (0,05)

Kelas Sedang = (0,7)

Kelas Tinggi = (0)

d. Defuzzifikasi

Setelah didapatkan nilai keanggotaan terbesar dari tiap kelas yang ada pada proses komposisi, kemudian dicari nilai paling maksimum dari setiap nilai

keanggotaan pada setiap kelas yang ada sebagai proses defuzzifikasi. Pada kasus ini nilai keanggotaan yang terbesar diantara kelas yang ada yaitu 0,7 yang merupakan kelas Sedang. Dengan demikian, pasien tersebut termasuk kelas risiko hipertensi sedang dengan nilai keanggotaan 0,7.

4.4 Skenario Pengujian

4.4.1 Pengujian Nilai *Fuzziness Control Threshold*

Proses pengujian nilai FCT bertujuan untuk mengetahui batasan ekspansi *tree* sampai terbentuknya aturan *fuzzy*. Cara kerjanya dengan mengubah-ubah nilai *Fuzziness Control Threshold* dan *Leaf Decision Threshold* seperti pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Skenario Pengujian

Jumlah Aturan							
FDT(%)	LDT						

4.4.2 Pengujian Tingkat Akurasi Klasifikasi

Pengujian tingkat akurasi klasifikasi dilakukan untuk membandingkan kelas hasil klasifikasi menggunakan *fuzzy* ID3 dengan kelas data aktual. Pengujian ini menggunakan aturan yang terbentuk dari setiap perubahan nilai FCT dan LDT, kemudian hasil perbandingan tersebut dihitung dan kemudian disimpan dalam tabel 4.11.

Tabel 4.11 Rancangan Pengujian Akurasi

Tingkat Akurasi							
FDT(%)	LDT						

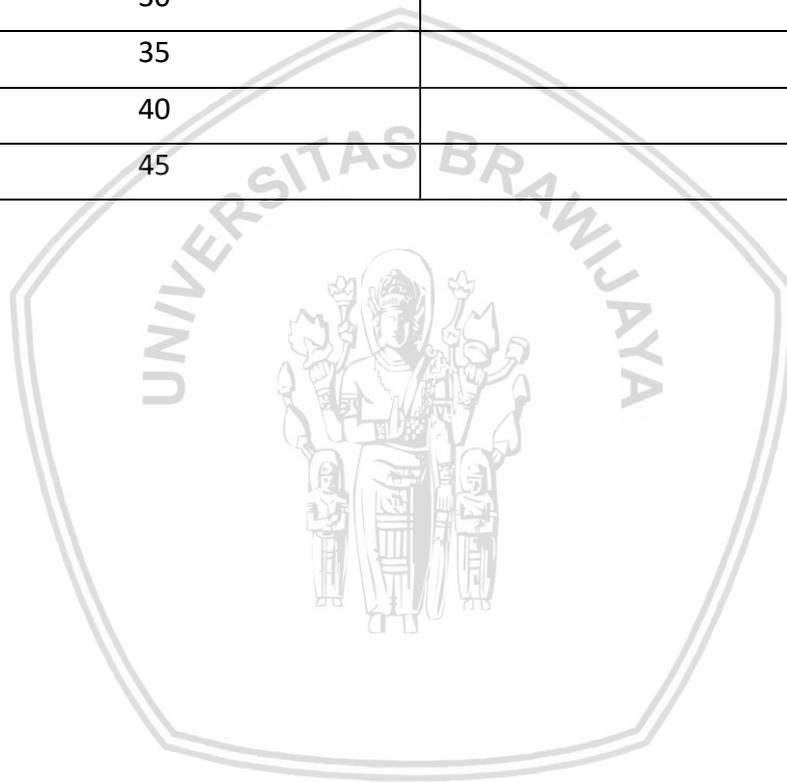


4.4.3 Pengujian Tingkat Akurasi Aturan Terbaik

Pada pengujian tingkat akurasi aturan terbaik dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dengan aturan terbaik yang terpilih. Aturan terbaik diperoleh dari proses pelatihan dengan proses pelatihan dengan tingkat akurasi klasifikasi terbaik dari 3 data latih yang berbeda-beda. Kemudian dilakukan perbandingan hasil klasifikasi dengan data aktual dari 5 data uji yang berbeda-beda. Hasil dari perhitungan akurasi kemudian disimpan dalam Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Rancangan Pengujian Akurasi Aturan Terbaik

Jumlah Data Uji	Akurasi
25	
30	
35	
40	
45	



BAB 5 IMPLEMENTASI

Pada bab ini menjelaskan bentuk implementasi yang telah dilakukan sesuai dengan formulasi permasalahan yang telah ditentukan.

5.1 Implementasi Penggunaan Perangkat Lunak

Untuk mengimplementasikan klasifikasi risiko hipertensi, perangkat lunak pengembangan yang digunakan yaitu:

1. Atom.io

Atom.io adalah *text editor* yang dapat digunakan pada OS Windows, OS X dan Linux. Atom.io merupakan *open source project* yang dapat diakses melalui GitHub.

2. XAMPP

XAMPP memiliki fungsi sebagai *local server* yang terdiri dari Apache HTTP Server dan MySQL database. XAMPP bisa digunakan pada Windows, Linux dan OS X.

5.2 Implementasi Penggunaan Perangkat Keras

Untuk mengimplementasikan klasifikasi risiko hipertensi, perangkat keras pengembangan yang digunakan antara lain:

1. *Processor* : Intel i3-4030U CPU @1.90GHz
2. *Memory* : 4 GB RAM
3. *Graphic Card* : Nvidia GeForce 840M 2GB

5.3 Implementasi Algoritme

Untuk mengimplementasikan algoritme yang sudah dirancang pada bab perancangan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan menggunakan *framework CodeIgniter*.

5.3.1 Implementasi Inisialisasi Fuzzifikasi

Pada implementasi inisialisasi fuzzifikasi terdapat proses untuk menghitung derajat keanggotaan *fuzzy* yang di *looping* berdasarkan tipe pada masing-masing atribut berdasarkan *data training* yang ada, tertera pada Kode Program 5.1 baris 15-32.

Algoritme 1: Inisialisasi Fuzzifikasi	
1	<code>function fuzzification()</code>
2	<code>{</code>
3	<code> if (\$this->isReady()) {</code>
4	<code> foreach (\$this->rules as \$no => \$rule) {</code>
5	<code> \$fuzzi = [];</code>



```

Algoritme 1: Inisialisasi Fuzzifikasi
6         $this->sum[$no] = [];
7         foreach ($rule["types"] as $type) {
8             $this->sum[$no][ ] = [
9                 "all" => 0,
10                "tinggi" => 0,
11                "sedang" => 0,
12                "rendah" => 0
13            ];
14        }
15        foreach ($this->data as $key => $datum) {
16            for ($i = 0; $i < count($rule["types"]); $i++) {
17                $val = $datum[$rule["name"]];
18                $fuzzi[$key][$i] = $this->calculateFuzzy($rule, $i,
19                $val);
20                $this->sum[$no][$i]["all"] += $fuzzi[$key][$i];
21                if ($datum["risiko_hipertensi"] == 1)
22                    $this->sum[$no][$i]["rendah"] += $fuzzi[$key][$i];
23                if ($datum["risiko_hipertensi"] == 2)
24                    $this->sum[$no][$i]["sedang"] += $fuzzi[$key][$i];
25                if ($datum["risiko_hipertensi"] == 3)
26                    $this->sum[$no][$i]["tinggi"] += $fuzzi[$key][$i];
27            }
28        }
29        $this->fuzzification[$rule["name"]] = $fuzzi;
30    }
31 }
32 }
    
```

5.3.2 Implementasi Perhitungan Fuzzifikasi

Implementasi perhitungan fuzzifikasi lebih spesifik dijelaskan pada Algoritme 2 untuk mencari nilai derajat keanggotaan dari masing-masing atribut yang tersedia. Kode program dapat dilihat pada tabel Algoritme 2.

```

Algoritme 2: Perhitungan Fuzzifikasi
1     function calculateFuzzy($rule, $i, $val)
2     {
3         $threshold = $rule["threshold"];
4         if ($i == 0) {
    
```



Algoritme 2: Perhitungan Fuzzifikasi

```

1 function calculateFuzzy($rule, $i, $val)
2 {
3     $threshold = $rule["threshold"];
4     if ($i == 0) {
5         $fuzziVal = $val <= $threshold[$i] ?
6             1
7             : ($val < $threshold[$i + 1] ?
8                 ($threshold[$i + 1] - $val) / ($threshold[$i + 1] -
9                 $threshold[$i])
10            : 0);
11     } else if ($i == count($rule["types"]) - 1) {
12         $fuzziVal = $val >= $threshold[$i] ?
13             1
14             : ($val > $threshold[$i - 1] ?
15                 ($val - $threshold[$i - 1]) / ($threshold[$i] -
16                 $threshold[$i - 1])
17            : 0);
18     } else {
19         $fuzziVal = $val <= $threshold[$i] ?
20             ($val > $threshold[$i - 1] ?
21                 ($val - $threshold[$i - 1]) / ($threshold[$i] -
22                 $threshold[$i - 1])
23            : 0)
24             : ($val < $threshold[$i + 1] ?
25                 ($threshold[$i + 1] - $val) / ($threshold[$i + 1] -
26                 $threshold[$i])
27            : 0);
28     }
29     return $fuzziVal;
30 }

```

5.3.3 Implementasi Perhitungan *Entropy*

Implementasi perhitungan *entropy* ini meliputi dua perhitungan total data latih dan masing-masing atribut. Untuk perhitungan total data latih terlihat pada Algoritme 3 baris 10-13. Sedangkan untuk perhitungan *entropy* masing-masing atribut dapat dilihat pada Kode Program baris 15-32. Perhitungan *entropy* dilakukan untuk proses selanjutnya yaitu perhitungan *Information Gain*.

Algoritme 3: Perhitungan *Entropy*

```

1 function countEntropy()
2 {
3     $frRendah = $this->riskCount[0] / $this->totalData;

```

Algoritme 3: Perhitungan *Entropy*

```

4 function countEntropy()
5 {
6   $frRendah = $this->riskCount[0] / $this->totalData;
7   $frSedang = $this->riskCount[1] / $this->totalData;
8   $frTinggi = $this->riskCount[2] / $this->totalData;
9
10  $this->globalEntropy =
11  -$frRendah * log($frRendah ? $frRendah : 1, 2)
12  - $frSedang * log($frSedang ? $frSedang : 1, 2)
13  - $frTinggi * log($frTinggi ? $frTinggi : 1, 2);
14
15  foreach ($this->rules as $no => $rule) {
16    for ($i = 0; $i < count($rule["types"]); $i++) {
17      if ($this->sum[$no][$i]["all"] > 0) {
18        $frRendah = $this->sum[$no][$i]["rendah"] / $this-
19        >sum[$no][$i]["all"];
20        $frSedang = $this->sum[$no][$i]["sedang"] / $this-
21        >sum[$no][$i]["all"];
22        $frTinggi = $this->sum[$no][$i]["tinggi"] / $this-
23        >sum[$no][$i]["all"];
24
25        $this->entropy[$no][$i] =
26        -$frRendah * log($frRendah ? $frRendah : 1, 2)
27        - $frSedang * log($frSedang ? $frSedang : 1, 2)
28        - $frTinggi * log($frTinggi ? $frTinggi : 1, 2);
29      } else
30        $this->entropy[$no][$i] = 0;
31    }
32  }

```

5.3.4 Implementasi Perhitungan *Information Gain*

Setelah *Entropy* masing-masing atribut sudah dihitung kemudian dilakukan proses perhitungan *Information Gain* yang tertinggi untuk menentukan atribut yang akan dijadikan *root tree*. Perhitungan *Information Gain* dapat dilihat pada Algoritme 4 baris 5-10 dan setelah mendapatkan nilai *Information Gain* terbesar akan dijadikan *root tree* pada Algoritme 4 baris 17-19.

Algoritme 4: Perhitungan *Information Gain*

```

1 function countIG()
2 {

```

Algoritme 4: Perhitungan *Information Gain*

```

3     $this->highestIGFrom = 0;
4
5     foreach ($this->rules as $no => $rule) {
6         $this->iG[$no] = $this->globalEntropy;
7         for ($i = 0; $i < count($rule["types"]); $i++) {
8             $this->iG[$no] -= $this->sum[$no][$i]["all"] / $this-
9 >totalData * $this->entropy[$no][$i];
10        }
11
12        if ($this->iG[$this->highestIGFrom] < $this->iG[$no]) {
13            $this->highestIGFrom = $no;
14        }
15    }
16
17    $this->chosenRule = $this->rules[$this-
18 >highestIGFrom]["name"];
19 }

```

5.3.5 Implementasi Pembentukan *Tree*

Setelah *Information Gain* sudah dihitung dan mendapatkan nilai *Information Gain* terbesar maka langkah selanjutnya nilai *Information Gain* terbesar akan dijadikan *root node*. Pada tabel Algoritme 5 baris 7-18 menjelaskan tentang *child* dari *tree* berdasarkan tipe dari masing-masing atribut dan dikurangi 1 saat sudah terpilih menjadi *root* atau *child*. Selanjutnya pada tabel Algoritme 5 baris 19-20 dilakukan perhitungan fuzzifikasi pada atribut yang tersisa dan yang sudah dikurangi 1 karena sudah menjadi *root* atau *child*. Setelah masing-masing tipe atribut sudah memiliki *child* dilakukan proses perhitungan proporsi kelas pada masing-masing tipe atribut dengan batasan *threshold* yang sudah ditentukan sebelum mengetahui *tree* akan bercabang atau berhenti pada tabel Algoritme 5 baris 34-42. Sedangkan pada tabel Algoritme 5 baris 43-47 jika proporsi kelas tidak melebihi *threshold* yang ditentukan maka proses *tree* akan berlanjut.

Algoritme 5: Pembentukan *Tree*

```

1     function extractTree()
2     {
3         $this->children = [];
4         $this->pernode = [];
5         $this->pernodePercentage = [];
6
7         for ($i = 0; $i < count($this->rules[$this-
8 >highestIGFrom]["types"]); $i++) {
9             $childData = array_filter($this->data, function
10 ($datum) use ($i) {

```

Algoritme 5: Pembentukan Tree

```

11         return $this->fuzzification[$this-
12 >chosenRule][$datum["id"] - 1][$i] > 0;
13     });
14
15         $childRules = $this->rules;
16         unset($childRules[$this->highestIGFrom]);
17         $childRules = array_values($childRules);
18
19         $name = $this->chosenRule . " - " . $this-
20 >rules[$this->highestIGFrom]["types"][$i];
21         $this->children[] = new Fuzzification($childData,
22 $childRules, $name);
23
24         $sum = 0;
25         for ($j = 0; $j < count($this->risk); $j++) {
26             $this->pernode[$j][$i] = 0;
27             foreach ($childData as $datum) {
28                 if ($datum["risiko_hipertensi"] == $j + 1)
29                     $this->pernode[$j][$i] += $this->fuzzification[$this-
30 >chosenRule][$datum["id"] - 1][$i];
31             }
32             $sum += $this->pernode[$j][$i];
33         }
34         for ($j = 0; $j < count($this->risk); $j++) {
35             $this->pernodePercentage[$j][$i] = $this-
36 >pernode[$j][$i] / $sum * 100;
37
38             if ($this->pernodePercentage[$j][$i] >= 70) {
39                 $this->children[$i]->setResult($this->risk[$j]);
40             }
41         }
42
43         if (!$this->children[$i]->result) {
44             $this->children[$i]->start();
45         }
46     }
47 }
48 function totalLeaf()
49 {
50     $total = 0;
51
52     if ($this->children != null) {

```

Algoritme 5: Pembentukan *Tree*

```
53  
54         foreach ($this->children as $child) {  
55             $total += $child->totalLeaf();  
56         }  
57     } else  
58         return 1;  
59  
60     return $total;  
61 }
```



BAB 6 PENGUJIAN

Pada bab ini membahas tentang pengujian dan analisis yang telah dibuat melalui sistem dengan perancangan pengujian yang telah dijabarkan pada bab sebelumnya. Adapun pengujian yang dilakukan meliputi pengujian jumlah aturan yang terbentuk dari proses pelatihan dan pengujian tingkat akurasi klasifikasi.

6.1 Skenario Pengujian

Pada skenario pengujian terdapat 3 pengujian yang akan dilakukan, antara lain pengujian jumlah aturan yang terbentuk dari proses pelatihan dan pengujian tingkat akurasi. Dari kedua pengujian tersebut menggunakan kombinasi nilai *Fuzziness Control Threshold* (FCT) dan *Leaf Decision Threshold* (LDT). Untuk pengujian ke-3 yaitu pengujian akurasi pada aturan yang terbaik. Aturan yang terbaik diperoleh dari pembentukan aturan yang memiliki akurasi tertinggi.

6.1.1 Skenario Pengujian Jumlah Aturan yang Terbentuk

Pengujian pertama adalah pengujian jumlah aturan yang terbentuk. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan data latih yang berbeda-beda antara lain 30 data latih, 40 data latih dan 50 data latih. Data latih yang ada kemudian dimasukkan nilai kombinasi FCT dan LDT yang berbeda-beda. Nilai FCT yang diujikan adalah antara 40% sampai 95%, sedangkan nilai LDT yang diujikan adalah antara 3% sampai 15%. Dengan memasukkan kombinasi nilai FCT dan LDT ini akan diperoleh jumlah *rule* atau aturan hasil proses pelatihan.

6.1.2 Skenario Pengujian Tingkat Akurasi Klasifikasi

Pengujian selanjutnya adalah pengujian tingkat akurasi klasifikasi. Pengujian ini dilakukan perbandingan antara kelas *output* yang dihasilkan oleh sistem dengan kelas *output* pada data asli. Untuk mendapatkan kelas *output* dilakukan proses inferensi mamdani yang disesuaikan dengan *rule-rule* yang telah terbentuk dalam proses pengujian sebelumnya untuk mendapatkan nilai hasil klasifikasi. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan 3 data latih yang berbeda yaitu 30 data latih, 40 data latih dan 50 data latih dan masing-masing data latih tersebut menggunakan 25 data uji yang sama. Selanjutnya dilakukan pengambilan akurasi yang tertinggi berdasarkan kombinasi nilai FCT dan LDT nya.

6.2 Hasil Pengujian

Pada sub bab ini menjelaskan tentang hasil pengujian yang dilakukan oleh sistem yang telah dikembangkan sesuai dengan skenario pengujian yang telah dijelaskan sebelumnya.

6.2.1 Hasil Pengujian Jumlah Aturan yang Terbentuk

6.2.1.1 Data Latih 50 dan 25 Data Uji

Data latih yang digunakan sebanyak 50 data latih. Hasil pengujian jumlah aturan yang terbentuk ditunjukkan pada Tabel 6.1.

Tabel 6.1 Pengujian Jumlah Aturan dengan 50 Data Latih

Jumlah Aturan (50 Data Latih)						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	3	3	3	3	3	3
45%	3	3	3	3	3	3
50%	3	3	3	3	3	3
60%	3	3	3	3	3	3
65%	3	3	3	3	3	3
70%	10	9	8	7	7	6
75%	18	16	14	13	12	9
80%	19	17	16	13	12	9
85%	19	17	15	13	12	9
90%	39	28	23	19	17	12
95%	39	28	23	19	17	12

Pada Tabel 6.1 ditunjukkan bahwa jumlah aturan yang paling kecil diperoleh dengan nilai FCT sebesar 40%-65% dengan nilai LDT sebesar 3-15% yaitu sebanyak 3 aturan. Sedangkan jumlah aturan yang paling besar diperoleh dengan nilai FCT 90% dan 95% dengan nilai LDT sebesar 3% yaitu sebanyak 39 aturan.

6.2.1.2 Data Latih 40 dan 25 Data Uji

Data latih yang digunakan sebanyak 40 data latih. Hasil pengujian jumlah aturan yang terbentuk ditunjukkan pada Tabel 6.2.

Tabel 6.2 Pengujian Jumlah Aturan dengan 40 Data Latih

Jumlah Aturan (40 Data Latih)						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	3	3	3	3	3	3

45%	3	3	3	3	3	3
50%	3	3	3	3	3	3
60%	3	3	3	3	3	3
65%	3	3	3	3	3	3
70%	10	10	8	8	7	7
75%	18	18	14	14	13	12
80%	19	19	15	15	13	12
85%	19	19	15	15	13	12
90%	39	39	23	23	19	17
95%	39	39	23	23	19	17

Pada Tabel 6.2 ditunjukkan bahwa jumlah aturan yang paling kecil diperoleh dengan nilai FCT sebesar 40%-65% dengan nilai LDT sebesar 3-15% yaitu sebanyak 3 aturan. Sedangkan jumlah aturan yang paling besar diperoleh dengan nilai FCT 95% dan 98% dengan nilai LDT sebesar 3% dan 5% yaitu sebanyak 39 aturan.

6.2.1.3 Data Latih 30

Data latih yang digunakan sebanyak 30 data latih. Hasil pengujian jumlah aturan yang terbentuk ditunjukkan pada Tabel 6.3.

Tabel 6.3 Pengujian Jumlah Aturan dengan 30 Data Latih

Jumlah Aturan (30 Data Latih)						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	3	3	3	3	3	3
45%	3	3	3	3	3	3
50%	3	3	3	3	3	3
60%	3	3	3	3	3	3
65%	3	3	3	3	3	3
70%	11	11	10	10	9	8
75%	11	11	10	10	9	8
80%	15	15	14	14	13	11
85%	17	17	16	16	14	12

Jumlah Aturan (30 Data Latih)						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
90%	24	24	23	23	19	15
95%	24	24	23	23	19	15

Pada Tabel 6.3 ditunjukkan bahwa jumlah aturan yang paling kecil diperoleh dengan nilai FCT sebesar 40%-65% dengan nilai LDT sebesar 3-15% yaitu sebanyak 3 aturan. Sedangkan jumlah aturan yang paling besar diperoleh dengan nilai FCT 90% dan 95% dengan nilai LDT sebesar 3% dan 5% yaitu sebanyak 24 aturan.

6.2.2 Hasil Pengujian Akurasi

6.2.2.1 Data Latih 50 dan Data Uji 25

Data latih yang digunakan sebanyak 50 data latih. Kemudian data latih yang telah mengalami proses pelatihan akan membangkitkan aturan seperti pada pengujian sebelumnya dan aturan tersebut akan disesuaikan dengan data uji yang dijelaskan pada skenario pengujian. Hasil pengujian tingkat akurasi dengan data latih 50 dapat dilihat pada Tabel 6.4.

Tabel 6.4 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 50 data latih

Jumlah Aturan						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
45%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
50%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
60%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
65%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
70%	76%	76%	76%	76%	76%	76%
75%	76%	72%	72%	72%	72%	72%
80%	76%	72%	72%	72%	72%	72%
85%	76%	72%	72%	72%	72%	72%
90%	64%	64%	64%	64%	64%	64%
95%	64%	64%	64%	64%	64%	64%



Pada Tabel 6.4 ditunjukkan bahwa akurasi yang paling rendah adalah 64% pada FCT 90% dan 95% untuk nilai LDT 3%-15%. Sedangkan akurasi yang paling tinggi adalah 76% pada FCT 70% dengan nilai LDT 3%-15%, nilai FCT 75% dan 80% dengan nilai LDT 3%.

6.2.2.2 Data Latih 40 dan 25 Data Uji

Data latih yang digunakan sebanyak 40 data latih. Kemudian data latih yang telah mengalami proses pelatihan akan membangkitkan aturan seperti pada pengujian sebelumnya dan aturan tersebut akan disesuaikan dengan data uji yang dijelaskan pada skenario pengujian. Hasil pengujian tingkat akurasi dengan data latih 40 dapat dilihat pada Tabel 6.5.

Tabel 6.5 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 40 data latih

Jumlah Aturan						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
45%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
50%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
60%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
65%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
70%	76%	76%	76%	76%	76%	76%
75%	76%	76%	72%	72%	72%	72%
80%	76%	76%	72%	72%	72%	72%
85%	76%	76%	72%	72%	72%	72%
90%	64%	64%	64%	64%	64%	64%
95%	64%	64%	64%	64%	64%	64%

Pada Tabel 6.5 ditunjukkan bahwa akurasi yang paling rendah adalah 64% pada FCT 90% dan 95% untuk nilai LDT 3%-15%. Sedangkan akurasi yang paling tinggi adalah 76% pada FCT 70% dengan nilai LDT 3%-15%, 80% dan 85% dengan nilai LDT 3% dan 5%.

6.2.2.3 Data Latih 30 dan 25 Data Uji

Data latih yang digunakan sebanyak 30 data latih. Kemudian data latih yang telah mengalami proses pelatihan akan membangkitkan aturan seperti pada pengujian sebelumnya dan aturan tersebut akan disesuaikan dengan data uji yang

dijelaskan pada skenario pengujian. Hasil pengujian tingkat akurasi dengan data latih 30 dapat dilihat pada Tabel 6.6.

Tabel 6.6 Pengujian Jumlah Akurasi dengan 30 data latih

Jumlah Aturan						
FCT	LDT					
	3%	5%	8%	10%	12%	15%
40%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
45%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
50%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
60%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
65%	72%	72%	72%	72%	72%	72%
70%	80%	80%	80%	80%	80%	80%
75%	80%	80%	80%	80%	80%	80%
80%	76%	76%	76%	76%	76%	76%
85%	76%	76%	76%	76%	76%	76%
90%	68%	68%	68%	68%	68%	68%
95%	68%	68%	68%	68%	68%	68%

Pada Tabel 6.6 ditunjukkan bahwa akurasi yang paling rendah adalah 68% pada FCT 90% keatas untuk nilai LDT 3%-15%. Sedangkan akurasi yang paling tinggi adalah 80% pada FCT 70% dan 75% dengan nilai LDT 3%-15%.

6.2.3 Hasil Pengujian Akurasi Aturan Terbaik

Setelah diperoleh akurasi pada aturan yang terbentuk untuk 3 data latih yang berbeda, maka telah diketahui akurasi tertingginya dari aturan tersebut. aturan yang terpilih merupakan aturan yang terbaik untuk pengujian pada setiap data uji yang berbeda-beda. Aturan terbaik berasal dari 30 data latih dengan nilai FCT 70% dan LDT 3% dengan tingkat akurasi 80% dan jumlah aturan yang terbentuk sebanyak 11 aturan. Selanjutnya aturan tersebut akan digunakan untuk pengujian data uji yang berbeda-beda yaitu 25, 30, 35 dan 45 data. Hasil pengujian tingkat akurasi aturan terbaik dapat dilihat pada Tabel 6.9.

Tabel 6.7 Pengujian Akurasi Aturan Terbaik

Jumlah Data Uji	Akurasi
25	80%
30	76,67%

Jumlah Data Uji	Akurasi
35	77,14%
40	75%
45	75,56%

6.3 Analisa Hasil

6.3.1 Analisa Hasil Jumlah Aturan yang Terbentuk

Pada proses pengujian yang dilakukan dengan 3 data latih yang berbeda dengan kombinasi nilai FCT dan LDT mempengaruhi jumlah aturan yang terbentuk. Pada proses pelatihan dengan menggunakan 30 data latih setiap kenaikan nilai FCT maka jumlah aturannya bertambah, hanya saja setiap ada kenaikan LDT maka ada penurunan jumlah aturan yang terbentuk. Proses pelatihan dengan 30 data latih setiap kenaikan nilai FCT maka jumlah aturannya bertambah, sedangkan dengan kenaikan nilai LDT maka jumlah aturannya menurun. Pada proses pelatihan 40 data latih setiap kenaikan nilai FCT maka jumlah aturannya bertambah, sedangkan kenaikan nilai LDT membuat jumlah aturan menurun. Pada proses pelatihan 50 data latih setiap kenaikan nilai FCT terdapat penambahan jumlah aturan dan penurunan jumlah aturan jika ada kenaikan nilai LDT.

Berdasarkan hasil pengujian jumlah aturan yang terbentuk dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai FCT maka jumlah aturan dapat meningkat, sedangkan jika nilai LDT semakin tinggi dapat menurunkan jumlah aturan yang terbentuk.

6.3.2 Analisa Hasil Nilai Akurasi

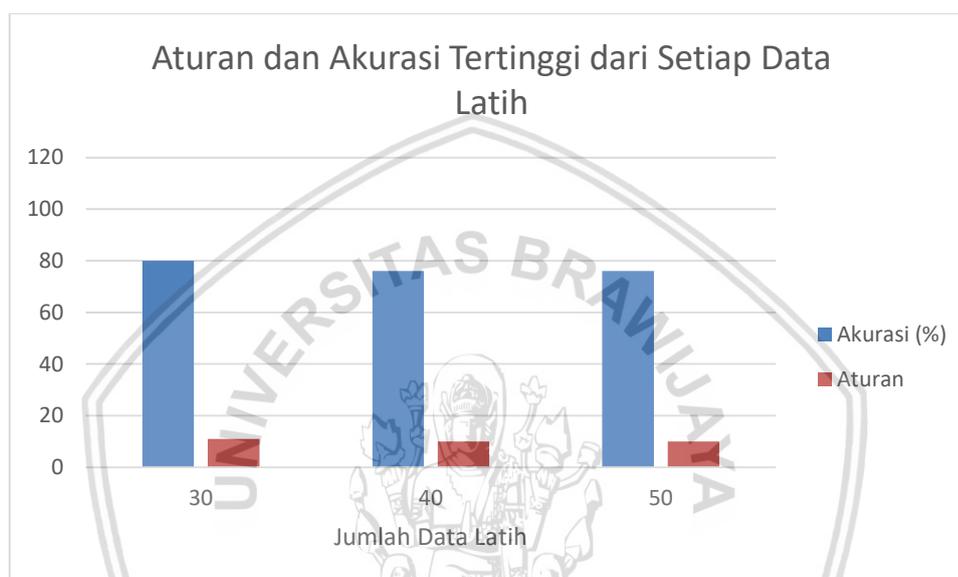
Proses pengujian yang menggunakan 3 data latih yang berbeda-beda dengan melakukan kombinasi nilai FCT dan LDT menggunakan data uji yang sama memiliki nilai akurasi yang cenderung sama. Pada proses pengujian menggunakan 30, 40 dan 50 data latih menghasilkan akurasi yang berbeda-beda. Untuk kenaikan nilai FCT dari setiap data latih nilai akurasi cenderung menurun. Pada 50 data latih kenaikan nilai LDT dan nilai FCT maka nilai akurasi cenderung menurun seperti pada nilai FCT 75% keatas dengan nilai LDT 3% keatas. Sedangkan pada 40 data latih saat kenaikan nilai LDT 8% keatas dengan nilai FCT 75%-85% maka nilai akurasi juga cenderung menurun. Begitu juga dengan 30 data latih saat kenaikan nilai FCT dan nilai LDT mempengaruhi nilai akurasi yang cenderung menurun seperti pada FCT 75% keatas dan LDT 3% keatas. Dapat disimpulkan bahwa dari setiap data latih yang ada diambil data latih yang terkecil yaitu 30 data latih karena memiliki akurasi yang terbaik untuk selanjutnya digunakan untuk pengujian data uji yang berbeda-beda, hasil akurasi setiap data latih ditunjukkan pada Tabel 6.8.

Tabel 6.8 Akurasi Tertinggi dari Setiap Data Latih

Jumlah Data Latih	Akurasi Tertinggi	Aturan yang Terbentuk
30	80%	11

Jumlah Data Latih	Akurasi Tertinggi	Aturan yang Terbentuk
40	76%	10
50	76%	10

Pada Tabel 6.8 ditunjukkan bahwa akurasi tertinggi pada setiap data latih yaitu 80%. Berdasarkan Tabel 6.8 dapat dibuat grafik akurasi terbaik untuk setiap data latih yang berbeda, dapat dilihat pada Gambar 6.1.



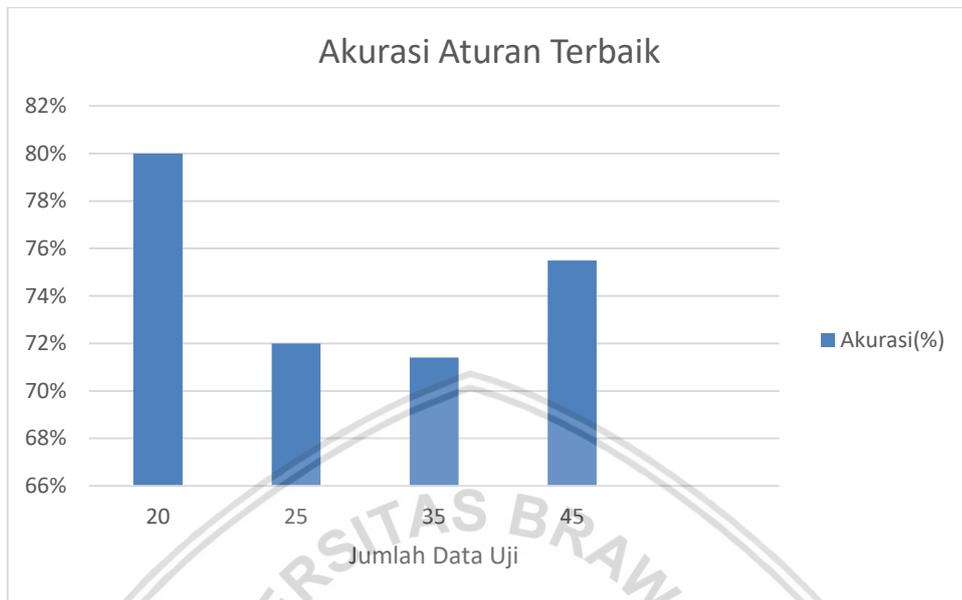
Gambar 6.1 Grafik Aturan dan Akurasi Tertinggi

Gambar 6.1 menunjukkan bahwa masing-masing data latih yang ada didapatkan tingkat akurasi tertinggi yaitu 80% dengan data latih sebanyak 30. Penambahan data latih dengan jumlah data uji yang sama terdapat perbedaan tingkat akurasi dikarenakan adanya *input* data diri pasien yang hampir sama sebelum jumlah data latih ditambahkan, pada akhirnya sistem akan menghasilkan aturan yang jumlahnya kurang lebih sama dengan data latih sebelumnya dan menghasilkan tingkat akurasi yang menurun tergantung dari *threshold* yang ditentukan pada FCT dan LDT. Hal ini disebabkan karena kualitas data latih dimana pada atribut tertentu memiliki kemungkinan data diri yang sama. Maka dari itu, aturan dan akurasi tertinggi terbaik diambil dari nilai data latih terkecil yaitu 30 data latih dengan jumlah aturan sebanyak 11 aturan karena memiliki persentase lebih tinggi dibanding data latih lainnya.

6.3.3 Analisa Hasil Akurasi Aturan terbaik

Untuk analisa hasil akurasi aturan terbaik dengan menggunakan 5 macam jumlah data uji yang berbeda dengan menggunakan aturan terbaik yang terpilih, dapat disimpulkan bahwa jumlah aturan terbaik memiliki tingkat akurasi yang

tergolong baik untuk pengujian data uji yang berbeda. Berdasarkan pada tabel 6.7 dibuat grafik tingkat akurasi aturan terbaik, dapat dilihat pada Gambar 6.2.



Gambar 6.2 Grafik Tingkat Akurasi Aturan Terbaik

Pada Gambar 6.2 menunjukkan bahwa tingkat akurasi pada data uji yang berbeda mengalami perubahan nilai akurasi tergantung dari banyaknya nilai data uji. Nilai akurasi aturan terbaik tertinggi didapatkan pada 25 data uji yaitu 80%.

Dari keseluruhan pengujian yang telah dilakukan, nilai FCT dan LDT sangat mempengaruhi terbentuknya jumlah aturan yang terbentuk. Berdasarkan Gambar 6.1 dan 6.2 dapat disimpulkan bahwa jumlah data latih dan data uji mempengaruhi nilai akurasi.



BAB 7 PENUTUP

Pada bab ini menjabarkan dua bagian utama, yaitu kesimpulan dan saran. Bagian kesimpulan menjelaskan hasil implementasi dan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya, juga menjawab rumusan masalah pada bab sebelumnya. Sedangkan bagian saran akan menjabarkan hal-hal yang dapat digunakan sebagai pengembangan dari penelitian yang dilakukan oleh penulis.

7.1 Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian tentang implementasi *Fuzzy Iterative Dichotomiser 3* (ID3) dalam klasifikasi risiko hipertensi maka kesimpulan yang diambil adalah sebagai berikut:

1. Pada penelitian klasifikasi risiko hipertensi dapat diselesaikan dengan metode *Fuzzy Iterative Dichotomiser 3* (ID3). Proses yang dilakukan awalnya adalah proses pelatihan dengan menggunakan metode *Fuzzy ID3* terhadap data latih dan untuk proses pengujian menggunakan inferensi Mamdani berdasarkan aturan yang terbentuk dari proses pelatihan. Hasil dari proses pengujian yang menggunakan metode inferensi Mamdani digunakan untuk menentukan hasil kelas klasifikasi.
2. Aturan terbaik dari metode *Fuzzy ID3* mendapatkan aturan terbaik yaitu 11 aturan pada 30 data latih, dengan nilai FCT 70% dan nilai LDT 3%. Sedangkan akurasi terbaik didapatkan dari 25 data uji sebesar 80% dari aturan terbaik dengan nilai FCT dan LDT sesuai dengan yang disebutkan sebelumnya. Selanjutnya 30 data latih dengan nilai akurasi 76,67%, 35 data uji dengan akurasi 77,14%, 40 data uji dengan nilai akurasi 75% dan 45 data uji dengan akurasi 75,56%. Dengan demikian, aturan terbaik yang terbentuk dapat digunakan untuk mengklasifikasi data uji yang disediakan.

7.2 Saran

Setelah melakukan penelitian pada klasifikasi risiko hipertensi menggunakan *Fuzzy ID3*, terdapat beberapa saran yang diharapkan dapat digunakan sebagai acuan oleh peneliti selanjutnya yang akan melakukan penelitian sejenis:

1. Pada penelitian ini, menggunakan data dari penelitian sebelumnya dengan total data sebanyak 75 data. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan penambahan data untuk meningkatkan akurasi dan menemukan aturan terbaik.
2. Berdasarkan pada akurasi yang terbentuk dari aturan yang terbaik yaitu 80% disarankan untuk menambahkan metode lain dalam penelitian selanjutnya atau dilakukan perbandingan dengan metode klasifikasi yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbass, H. A., Sarker, R. A. & Newton, C. S., 2002. *Data Mining: A Heuristic Approach*. s.l.:Idea Group Publishing & Information Science Publishing.
- Abu-halaweh, N. M. & Harrison, R. W., 2009. Identifying Essential Features for the Classification of Real and Pseudo MicroRNAs Precursors Using *Fuzzy Decision Trees*.
- Angayarkanni, A. P. & Kamal, B. D. N. B., 2012. MRI MAMMOGRAM IMAGE CLASSIFICATION USING ID3 ALGORITHM. pp. 1-5.
- Assareh, A. & Moradi, M. H., 2007. Knowledge Acquisition from Mass Spectra of Blood Samples Using *Fuzzy Decision Tree* and Genetic Algorithm.
- Bhadikar, P. S. & Shinde, S. R., 2016. A Genetic Algorithm, Information gain and Artificial Neural Network based Approach for Hypertension Diagnosis. *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*.
- Bodenhofer, U., 2003. *Genetic Algorithms: Theory and Applications*. 3rd penyunt. s.l.:s.n.
- Chataut, J., Khanal, K. & Manandhar, K., 2011. Prevalence and Risk Factors for Hypertension in Adults Living in Central Development Region of Nepal. *Kathmandu University Medical Journal*, 9(33).
- Danwa, S., Ning, H. & Dandan, L., 2009. Construction of Forestry Resource Classification Rule *Decision Tree* Based on ID3 Algorithm. *2009 First International Workshop on Education Technology and Computer Science*.
- Gen, M. & Cheng, R., 2000. *Genetic Algorithms & Engineering Optimization*. s.l.:s.n.
- Hartati, S. & Kusumadewi, S., 2011. *Sistem Pendukung Keputusan Dalam Menentukan Penilaian Kerja Dosen dengan Metode Fuzzy Database Model Mamdani*. Banten: Universitas Serang Raya.
- Heart Foundation, 2016. *High Blood Pressure*. 2nd penyunt. Australia: National Heart Foundation of Australia.
- Irwansyah, E. & Faisal, M., 2015. *Advanced Clustering Teori dan Aplikasi*. s.l.:s.n.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T. & Mizutani, E., 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Kusumadewi, S. & Purnomo, H., 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. 2nd penyunt. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lee, K. H., 2005. *First Course on Fuzzy Theory and Application*. Berlin: Springer.
- Liang, G., 2005. A Comparative Study of Three *Decision Tree* Algorithms: ID3, Fuzzy ID3 and Probabilistic Fuzzy ID3. *Bachelor Thesis*.
- Ludwig, S. A., Jakobovic, D. & Picsek, S., 2015. *Analyzing Gene Expression Data: Fuzzy Decision Tree Algorithm applied to the*. Istanbul: IEEE International Conference.

Ludwig, S. A., t.thn.

Marliani, L., 2007. *100 Question & Answers Hipertensi*. Jakarta: Elex Media Komputindo.

Mitchell, M., 1998. *An Introduction to Genetic Algorithms*. 1st penyunt. London: MIT Press paperback.

Naba, D. E. A., 2009. *Tutorial Cepat & Mudah Fuzzy Logic dengan Matlab*. s.l.:s.n.

Nurrahmani, U., 2012. *Stop Hipertensi*. Yogyakarta: Familia Pustaka Keluarga.

Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, 2014. *InfoDatin-Hipertensi*, Jakarta Selatan: s.n.

Rahayu, L. L. & Untari, I., 2014. Hubungan Antara Pengetahuan Masyarakat tentang Penyakit Hipertensi dengan Pengaturan Pola Diet Hipertensi Di Puskesmas Nguter Nguter. *STIKES PKU MUHAMMADIYAH SURAKARTA*.

R. K. D., 2013. *Riset Kesehatan Dasar*, s.l.: Badan Peneltian dan Pengembangan Kesehatan Kementerian Kesehatan RI.

Romansyah, F., Sitanggang, I. S. & Nurdianti, S., 2009. *Fuzzy Decision Tree dengan Algoritme ID3 pada Data Diabetes*. 1st penyunt. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Rosnelly, R., 2012. *Sistem Pakar Konsep dan Teori*. s.l.:CV ANDI OFFSET.

Sardari, S. & Eftekhari, M., 2016. A *Fuzzy Decision Tree* Approach for Imbalanced Data Classification. *6th International Conference on Computer and Knowledge Engineering*.

Singh, P. & Tiwari, A., 2015. An Efficient Approach for Intrusion Detection in Reduced Features of KDD99 using ID3 and Classification with KNN. *2015 Second International Conference on Advances in Computing and Communication Engineering*.

Sumathi, S. & Sivanandam, S., 2006. *Introduction to data Mining and its Applications*. Berlin: s.n.

Vitahealth, 2006. *Hipertensi*. Jakarta: PT GRamedia Pustaka Utama.

Wei, Z., Xuan, Z. & Junjie, C., 2013. *Study on Classification Rules of Hypertension Based on Decision Tree*. Beijing: IEEE.

Zaki, M. J. & Jr., W. M., 2014. *Data Mining and Analysis*. 1st penyunt. s.l.:s.n.

Zhang, G., 2008. An Improved Hypertension Prediction Model Based on RS and SVM in the Three Gorges Area. *2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*.

Zhao, M.-H., Chen, Y.-Z., Liu, D.-R. & Li, J., 2006. The Application Of Optimized Fuzzy Decision Trees In Business Intelligence. *Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*.