
Metode Fuzzy ID3 Untuk Klasifikasi Status Preeklamsi Ibu Hamil

Yeni Kustiyahningsih^{1*}, Mula'ab², Nur Hasanah³

^{1*,2,3}Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Bangkalan, Jawa Timur

E-mail: ^{1*}ykustiyahningsih@trunojoyo.ac.id

(Naskah masuk: 6 Mei 2020, direvisi: 1 Jun 2020, diterima: 22 Jun 2020)

Abstrak

Angka Kematian Ibu (AKI) di Indonesia meningkat terus mulai tahun 2007 (SDKI 2012). Salah satu penyebab utamanya adalah penyakit hipertensi. Istilah hipertensi pada ibu hamil disebut dengan preeklamsi. Metode *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3* (ID3) digunakan untuk mengelompokkan penyakit preeklamsi menjadi 3 kelas yaitu normal, waspada preeklamsi ringan, dan bahaya preeklamsi berat. Pada penelitian ini terdapat 6 variabel yang digunakan yaitu tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, usia ibu, usia kehamilan, protein urine, dan odema. Tujuan dari klasifikasi adalah membantu tenaga medis dalam memberikan tindakan kepada pasien (ibu hamil) agar diagnosis nya tepat sasaran dan lebih cepat dalam membantu pengambilan keputusan. Tahapan metode ID3 adalah melakukan inisialisasi nilai atribut *fuzzy*, perhitungan *entropy*, dan mencari nilai *information gain*. Uji coba sistem menggunakan algoritma *k-fold cross validation* serta menghitung akurasi menggunakan *confusion matrix*. Berdasarkan hasil uji coba, *k-fold 5* mempunyai akurasi terbesar yaitu 98,44%, presisi terbesar 96,66%, dan *recall* terbesar 97,61%.

Kata Kunci: Klasifikasi, Preeklamsi, FID3, Variabel, Akurasi.

Fuzzy ID3 Method for Classification of Preeclampsia Status of Pregnant Women

Abstract

The maternal mortality rate (MMR) in Indonesia continues to increase starting in 2007 (SDKI 2002). One of the main causes is hypertension. The term hypertension in pregnant women is called preeclampsia. The Fuzzy Decision Tree with Iterative Dichotomiser 3 (ID3) method is used to classify preeclampsia into 3 classes, normal, alert to mild preeclampsia, and danger of severe preeclampsia. There are 6 variables used, namely systolic blood pressure, diastolic blood pressure, age, gestational age, urine protein, and odema. This research was conducted with the aim of knowing the accuracy value of the preeclampsia status classification using Fuzzy ID3. The purpose of this research is to assist medical personnels in providing action to patients (pregnant women), so that the diagnosis is right on target and is faster in helping decision making. The stages of ID3 method are initializing fuzzy attribute values, entropy calculations, and finding information gain values. The system testing uses k-fold cross validation algorithm and calculates accuracy using confusion matrix. Based on trial results, k-fold 5 has the greatest accuracy, namely 98.44%, the greatest precision 96.66% and the largest recall 97.61%.

Keywords: Classification, Preeclampsia, FID3, Variables, Accuracy

I. PENDAHULUAN

Menurunkan Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan target yang telah di tentukan oleh *Millenium Development Goals* (MDGs) dalam kurun waktu 1990-2015. *Sustainable Development Goals* (SDGs) adalah agenda baru *World Health Organization* (WHO) untuk mengurangi AKI

dibawah 70/10.000 kelahiran hidup sampai tahun 2030 [1]. Pada tahun 2012 lembaga Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) mencatat bahwa AKI sebesar 359 per 100.000 kelahiran hidup. Pada tahun 2007, AKI 228 per 100.000 kelahiran hidup. Jika dibanding dengan negara ASEAN, AKI Indonesia masih cukup tinggi. AKI di

Singapura 6 per 100.000 kelahiran hidup, Brunei 33 per 100.000 kelahiran hidup, Malaysia dan Vietnam sama-sama mencapai 160 per 100.000 kelahiran hidup [2]. Rata-rata AKI di Indonesia disebabkan karena obstetri (penanganan kehamilan langsung) diantaranya adalah pendarahan 28%, *eklampsia* (hipertensi kehamilan) 24%, dan infeksi 11%. Sedangkan penyebab obstetri tidak langsung adalah trauma 5% dan lain-lain 11% [2]. Berdasarkan data tersebut, *eklampsia* menduduki urutan kedua penyebab kematian ibu hamil. *Eklampsia* merupakan awal dari preeklamsi. Preeklamsi itu sendiri merupakan penyakit yang terjadi saat kehamilan dengan tanda-tanda hipertensi, odema, dan protein urine [3, 4]. Kematian yang disebabkan oleh preeklamsi dapat dicegah sejak dini. Penanganan yang tepat pada masa kritis yaitu sekitar masa persalinan. Untuk mengatasi masalah ini dibutuhkan suatu proses yang cepat dan akurat dalam mendiagnosis status preeklamsi. Hasil diagnosis sangat dibutuhkan untuk menjamin keselamatan ibu dan anak disaat proses dan persiapan kelahiran. Persalinan yang dapat dipilih yaitu dengan cara normal atau *caesar* dengan ketentuan jika hasil klasifikasi berupa normal, maka persalinan dilakukan secara normal. Sedangkan jika hasil klasifikasi berupa waspada preeklamsi atau bahaya preeklamsi, maka tindakan cepat yang dapat diambil yaitu memilih persalinan secara *caesar* [5, 6]. Berdasarkan banyaknya faktor penyebab yang digunakan sebagai alternatif maka dibutuhkan metode untuk mempermudah proses pengklasifikasian. Salah satu teknik klasifikasi untuk pengenalan sebuah pola adalah *decision tree*. Algoritma yang terkenal dengan kemudahannya dalam penggunaan dan mempunyai efektifitas yang tinggi yaitu *decision tree* [7, 8, 9]. Logika *fuzzy* digunakan untuk menangani *fuzziness* (kesamaran) dengan cara mempresentasikan nilai yang bersifat linguistik pada data seperti rendah, normal, tinggi dan sebagainya. *Fuzzy* lebih fleksibel sehingga dapat memberikan toleransi pada ketidakpastian [10]. Kelebihan *fuzzy* ini dapat meningkatkan nilai akurasi hasil klasifikasi. Tahapan-tahapan pada penelitian ini diantaranya adalah inisialisasi nilai *fuzzy*, perhitungan *fuzzy entropy*, nilai *information gain*, dan uji coba menggunakan algoritma *k-fold*.

Penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi resiko bahaya preeklamsi pada kehamilan telah dilakukan dengan metode *Fuzzy C-Means*. Penelitian ini menghitung validitas indeks untuk menunjukkan jumlah *cluster* optimal pada *clustering* preeklamsi. Hasilnya menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimalnya tercapai pada titik $c=2$ dan efektifitas dari hasil uji coba sebesar 72,78% [11]. Pada tahun 2016, penelitian tentang deteksi dini tingkat resiko ibu hamil terhadap preeklamsia menggunakan logika *fuzzy* memberikan hasil evaluasi akurasi sebesar 85% [12]. Penelitian tentang penggunaan metode *Fuzzy ID3* dalam proses klasifikasi dilakukan untuk data tidak seimbang, *Hesitantant Fuzzy Information Gain* (HFIG) diusulkan sebagai atribut baru kriteria seleksi yang dapat digunakan sebagai pengganti *Fuzzy Information Gain* (FIG). Penelitian berjudul "Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3* (ID3)" [13], menggunakan *Fuzzy ID3* berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi

penyakit hipertensi. Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 80%. Serta penelitian tentang prediksi penyakit diabetes menggunakan *ID3* [14, 15] yang mempunyai rata-rata akurasi 87,77% dengan beberapa tahapan seleksi yaitu *Correlation based Feature Selection* (CFS) dan *Information gain* [16, 17].

Keuntungan menggunakan metode *ID3* adalah data pelatihan digunakan untuk membuat aturan prediksi mudah dimengerti, membangun pohon tercepat dan terpendek, mencari seluruh *dataset* untuk membuat seluruh pohon, menemukan *leaf node* sehingga memungkinkan data uji untuk dipangkas dan mengurangi jumlah tes, waktu penghitungan *ID3* adalah fungsi linier produk dari nomor karakteristik dan nomor simpul [18].

Metode *fuzzy ID3* sangat sesuai untuk melakukan klasifikasi dilihat dari tingginya nilai akurasi dari hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Metode *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser 3* (*ID3*) pada penelitian ini digunakan untuk pengelompokan tiga kelas yaitu normal, waspada preeklamsi ringan, dan bahaya preeklamsi berat. Terdapat 6 variabel yang digunakan yaitu tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, usia ibu, usia kehamilan, protein urine, dan odema. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan mencari nilai akurasi yang paling tinggi dari klasifikasi status preeklamsi dengan menggunakan *Fuzzy ID3*. Aturan pada klasifikasi dengan akurasi yang paling tinggi dijadikan sebagai pedoman dalam menentukan keputusan status pasien (ibu hamil).

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Analisis Sistem

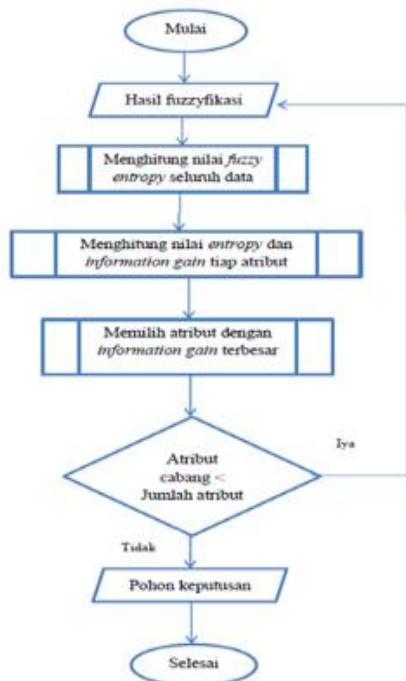
Analisis sistem merupakan tahap pembentukan model dan evaluasi nilai akurasi dari setiap skenario uji coba. Teknik pengambilan sampel secara *random* dengan *dataset* sebanyak 216 data ibu hamil untuk mewakili populasi. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini merupakan data pemeriksaan ibu hamil yang ada pada puskesmas Jrangoan, Kabupaten Sampang pada tahun 2017-2018. Data yang digunakan terdiri dari 216 data dengan 6 atribut yaitu tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, usia ibu, usia kehamilan, protein urine, serta odema. Pada tahap pembentukan model, terdapat 5 skenario pengujian berdasarkan *k-fold* yang digunakan. Algoritma *k-fold cross validation* digunakan untuk membagi data *training* dan data *testing* menjadi 5 data *training* dan 5 data *testing* yang berbeda-beda. Perbedaan data tersebut mempengaruhi model dan *rule* yang terbentuk dari setiap skenario uji coba. Terbentuknya model mempengaruhi nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang dites pada setiap uji coba.

B. Algoritma

1. Proses Fuzzifikasi

Proses fuzzifikasi yaitu mengubah data numerik menjadi derajat keanggotaan *fuzzy* berdasarkan fungsi setiap keanggotaan dengan langkah yaitu mengambil data *training*, mengambil data dari setiap atribut, dan menghitung masing-masing derajat keanggotaan [19].

2. Algoritma pembentukan *tree* menggunakan *Fuzzy ID3*
 Proses yang dilakukan dalam membangun *tree* [14, 15, 17] dengan algoritma ID3 pada Gambar 1 adalah sebagai berikut:
 - a. Fuzifikasi data *training*.
 - b. Menghitung *fuzzy entropy* dari seluruh data training menggunakan persamaan untuk menghitung nilai *information gain* setiap atribut.
 - c. Menghitung *information gain* setiap atribut. *Information gain* terbesar akan dijadikan *root node*.
 - d. Menentukan atribut terbaik dari nilai *information gain* terbesar sampai atribut terakhir sebagai cabang *tree* sampai ke daun *tree*.

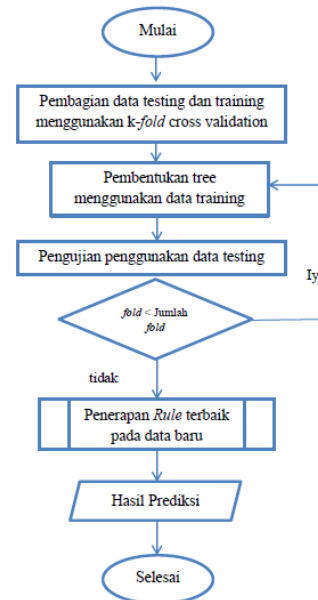


Gambar 1. Flowchart Algoritma FID3

C. Uji Coba dan Evaluasi

Uji coba dilakukan menggunakan algoritma *k-fold* untuk menentukan tingkat akurasi, presisi, dan *recall* dari sistem. Perhitungan dilakukan dengan metode *confusion matrix* untuk menghitung *true positives*, *true negatives*, *false positives*, dan *false negatives* untuk mendapatkan nilai akurasi dan melakukan penerapan data baru untuk menentukan hasil prediksi dan evaluasi. Langkah uji coba dan evaluasi seperti di bawah ini dan terdapat pada Gambar 2:

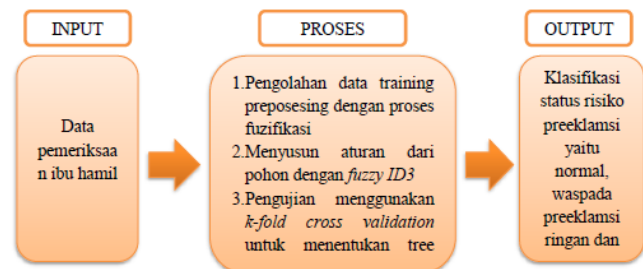
1. Membagi data *testing* dan data *training* menggunakan algoritma *k-fold cross validation*.
2. Membangun *tree* dari data *training* sesuai alur pada Gambar 1.
3. Melakukan uji coba menggunakan data *testing* dan evaluasi perhitungan akurasi, presisi, dan *recall* dari masing-masing *fold*.
4. Menerapkan *rule* atau *tree* yang memiliki akurasi tertinggi pada data baru untuk menentukan prediksi.



Gambar 2. Flowchart Proses Inferensi Mamdani

D. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem merupakan gambaran umum dari sistem yang dibuat sebelum program aplikasi dengan tujuan supaya aplikasi yang dibuat sesuai dengan kebutuhan sistem. Arsitektur sistem terdiri dari input, proses, dan *output*, seperti terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Sistem

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Data

Pada bagian ini menjelaskan deskripsi data secara rinci. *Dataset* yang digunakan pada penelitian yaitu data pemeriksaan rutin ibu hamil beserta status preeklamsinya pada tahun 2017-2018 di puskesmas Jrangoan. *Dataset* berjumlah total 216 data pemeriksaan dengan 6 atribut yaitu tekanan darah sistolik (TDS), tekanan darah diastolik (TDD), umur kehamilan, umur ibu, protein urine, serta odema. Nilai rata-rata TDS pada *dataset* yaitu 185, nilai rata-rata inputan atribut TDD yaitu 85, rata-rata umur ibu 25, rata-rata nilai inputan usia kehamilan yaitu 8,9, serta rata-rata nilai inputan protein urine sebesar 1,5.

B. Preprocessing Data (Fuzzyfikasi)

Proses ini diawali dengan membuat fungsi nilai

keanggotaan pada masing-masing atribut yang dipakai, dimana nilai keanggotan tertinggi menjadi nilai variabel linguistik. Pada penelitian ini digunakan *range* nilai setiap atribut berdasar referensi atau saran langsung para ahli.

Berikut contoh proses transformasi data pada atribut TDS. Tekanan Darah Sistolik (TDS) terdiri dari 3 himpunan *fuzzy* yaitu normal, tinggi, dan sangat tinggi. Kisaran TDS normal yaitu <120mmHg, TDS tinggi (*stage 1*) 140-159 mmHg, sementara TDS sangat tinggi (*stage 2*) >160mmHg [2]. Fungsi keanggotaan dari variabel TDS ditunjukkan pada Gambar 4 dan Tabel 1.

Tabel 1. *Fuzzy Sets* Tekanan Darah Sistolik

<i>Fuzzy Set</i>	<i>Range</i>
Normal	$x \leq 140$
Tinggi	$140 < x < 180$
Sangat Tinggi	$x \geq 180$

$$\mu_{TDSNormal} = \begin{cases} 1 & x \leq 120 \\ (160-x)/(160-120) & 120 < x < 160 \\ 0 & x \geq 160 \end{cases}$$

$$\mu_{TDSTinggi} = \begin{cases} 0 & x \leq 120 \\ (x-120)/(160-120) & 120 < x < 160 \\ 1 & x = 160 \\ (200-x)/(200-160) & 160 < x < 200 \\ 0 & x \geq 200 \end{cases}$$

$$\mu_{TDSsangatTinggi} = \begin{cases} 0 & x \leq 160 \\ (x-200)/(200-160) & 160 < x < 200 \\ 1 & x \geq 200 \end{cases}$$

Gambar 4. Fungsi Keanggotaan Atribut TDS

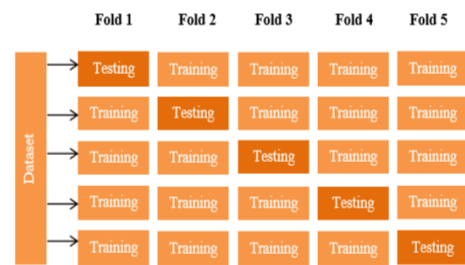
Jika ada data TDS bernilai 150 maka nilai keanggotaan *fuzzy* yaitu normal sebesar 0,75, tinggi sebesar 0,25, dan sangat tinggi sebesar 0. Nilai linguistik terbesar dari TDS adalah normal.

C. Pembentukan Model

Pada proses ini, kumpulan data (*dataset*) yang sudah ditransformasikan dalam bentuk *fuzzy* diproses menggunakan algoritma *k-fold cross validation*. Dimana algoritma ini digunakan menentukan atau membagi *dataset fuzzy* menjadi data *training* dan data *testing* sesuai dengan jumlah *fold* yang digunakan. Pada umumnya *k-fold cross-validation* menggunakan k=5 atau k=10 tergantung jumlah sampel yang ditunjukkan untuk menghasilkan tingkat kesalahan uji coba [17].

D. Uji Coba Sistem

Uji coba pada penelitian ini dilakukan dengan jumlah *dataset* sebanyak 216 *records* dan menggunakan *fold* 1-5, sehingga *dataset* yang dibagi menjadi 5 bagian, masing-masing bagian terdapat 43 *records*. Sesuai dengan algoritma *k-fold cross validation* dimana data terbentuk D1, D2, D3,... Dt, t =1,2,3,4,5 dengan perbandingan 20% pertama sebagai data *testing* (43 *records*) dan 80% sisa menjadi data *training* (173 *records*) dan seterusnya seperti terdapat pada Gambar 5.



Gambar 5. Pembagian *Dataset*

• Uji Coba *Fold-1*

Data *training* yang terbentuk digunakan untuk memodelkan algoritma *fuzzy* ID3 dalam proses klasifikasi. Data *training fold* ke-1 dengan jumlah 173 *records* diterapkan pada algoritma *fuzzy* ID3 untuk mendapatkan model dan aturan klasifikasi. Menghitung *entropy* dan *information gain* dari *training set* yang sudah di *fuzzyfikasi* merupakan proses pembentukan aturan klasifikasi. Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Daftar Nilai *Entropy* dan *Information Gain Fold-1*

Nilai	Hasil
<i>Fuzzy Entropy</i>	1,57095
IG TDS	0,6601
IG TDD	0,59059
IG Umur Ibu	0,1916
IG Usia Kehamilan	0,4464
IG Protein Urine	1,3442
IG Odema	0,2223

• Uji Coba *Fold-2*

Hasil perhitungan *entropy* dan *information gain* dari *training set* skenario 2 dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Daftar Nilai *Entropy* dan *Information Gain Fold-2*

Nilai	Hasil
<i>Fuzzy Entropy</i>	1,57095
IG TDS	0,5601
IG TDD	0,59059
IG Umur Ibu	0,1916
IG Usia Kehamilan	0,4464
IG Protein Urine	1,3442
IG Odema	0,2223

• Uji Coba *Fold-3*

Hasil perhitungan *entropy* dan *information gain* dari *training set* skenario 3 dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Daftar Nilai *Entropy* dan *Information Gain Fold-3*

Nilai	Hasil
<i>Fuzzy Entropy</i>	1,57095
IG TDS	0,5601
IG TDD	0,59059
IG Umur Ibu	0,2334
IG Usia Kehamilan	0,4464
IG Protein Urine	0,8222
IG Odema	0,2723

• Uji Coba *Fold-4*

Hasil perhitungan *entropy* dan *information gain* dari *training set* skenario 4 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Daftar Nilai *Entropy* dan *Information Gain Fold-4*

Nilai	Hasil
<i>Fuzzy Entropy</i>	1,57095
IG TDS	0,5601
IG TDD	0,59059
IG Umur Ibu	0,1916
IG Usia Kehamilan	0,4464
IG Protein Urine	1,3442
IG Odema	0,2223

• Uji Coba *Fold-5*

Hasil perhitungan *entropy* dan *information gain* dari *training set* skenario 5 dapat dilihat pada Tabel 6. Daftar nilai *entropy* dan *information gain* model *tree* yang terbentuk dapat dilihat pada Gambar 6.

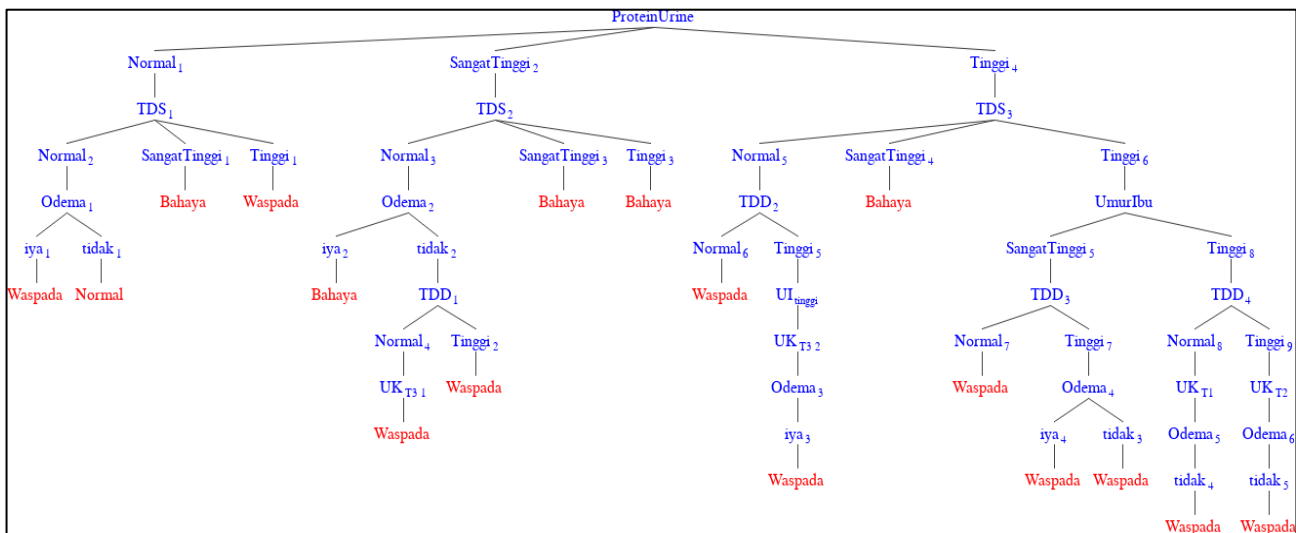
Tabel 6. Daftar Nilai *Entropy* dan *Information Gain Fold-5*

Nilai	Hasil
<i>Fuzzy Entropy</i>	1,66095
IG TDS	0,7601
IG TDD	0,5759
IG Umur Ibu	0,2998
IG Usia Kehamilan	0,4464
IG Protein urine	0,9442
IG Odema	0,2523

Aturan yang diperoleh dengan menghubungkan setiap node yang dilewati sejak dari *root node* sampai *leaf node*. Hasil aturan dari model *tree* adalah 17 aturan dibawah ini:

1. Jika protein urine normal dan TDS normal dan odema ya, maka waspada preeklamsi ringan.
2. Jika protein urine normal dan TDS normal dan odema tidak, maka normal.

3. Jika protein urine normal dan TDS sangat tinggi, maka bahaya preeklamsi berat.
4. Jika protein urine normal dan TDS tinggi, maka waspada preeklamsi ringan.
5. Jika protein urine sangat tinggi dan TDS normal dan odema ya, maka bahaya preeklamsi berat.
6. Jika protein urine sangat tinggi dan TDS normal dan odema tidak dan TDD normal dan umur ibu tinggi dan usia kehamilan trimester 3, maka waspada preeklamsi ringan.
7. Jika protein urine sangat tinggi dan TDS normal dan odema tidak dan TDD tinggi, maka waspada preeklamsi ringan.
8. Jika protein urine sangat tinggi dan TDS sangat tinggi, maka bahaya preeklamsi berat.
9. Jika protein urine sangat tinggi dan TDS tinggi, maka bahaya preeklamsi berat.
10. Jika protein urine tinggi dan TDS normal dan TDD normal, maka waspada preeklamsi ringan.
11. Jika protein urine tinggi dan TDS normal dan TDD tinggi dan umur ibu tinggi dan usia kehamilan trimester 2 dan odema ya, maka waspada preeklamsi ringan.
12. Jika protein urine tinggi dan TDS sangat tinggi, maka bahaya preeklamsi berat.
13. Jika protein urine tinggi dan TDS tinggi dan umur ibu sangat tinggi dan TDD normal, maka waspada preeklamsi ringan.
14. Jika protein urine tinggi dan TDS tinggi dan umur ibu sangat tinggi dan TDD tinggi dan odema ya dan usia kehamilan trimester, maka waspada preeklamsi ringan.
15. Jika protein urine tinggi dan TDS tinggi dan umur ibu sangat tinggi dan TDD tinggi dan odema tidak dan usia kehamilan trimester, maka waspada preeklamsi ringan.
16. Jika protein urine tinggi dan TDS tinggi dan umur ibu tinggi dan TDD normal dan usia kehamilan trimester 3 dan odema tidak, maka waspada preeklamsi ringan.
17. Jika protein urine tinggi dan TDS tinggi dan umur ibu tinggi dan TDD tinggi, dan usia kehamilan trimester 3 dan odema tidak, maka waspada preeklamsi ringan.



Gambar 6. Model *Tree* yang Terbentuk Dari *K-fold 5*

E. Analisis Metode

Pada tahap analisis nilai akurasi hasil dari proses *testing* akan dihitung nilai akurasi, presisi, dan *recall* menggunakan metode *confusion matrix*, dimana kita akan mencari nilai *true positives* (TP), *false positives* (FP), *false negatives* (FN) dan *true negatives* (TN) di setiap skenario *testing*. Sebagai contoh perhitungan akurasi pada *fold-1* seperti di bawah ini:

$$1. \text{ Presisi} = 21/(21+1) = 94,1176$$

$$2. \text{ Recall} = 21/(21+2) = 92,8571$$

$$3. \text{ Akurasi} = (21+28)/(21+28+1+2) = 95,4545$$

Hasil evaluasi dari masing-masing skenario *testing* dapat dilihat pada Tabel 7 di bawah ini.

Tabel 7. Nilai Akurasi, Presisi, dan *Recall*

Fold ke-	Akurasi (%)	Presisi(%)	Recall(%)
1	95,45	94,12	92,86
2	92,25	90,74	90,19
3	92,25	89,13	89,52
4	93,79	91,41	90,22
5	98,45	96,67	97,62

Berdasar tabel evaluasi Tabel 6 dapat dilihat bahwa nilai akurasi tertinggi terdapat pada uji coba *fold ke-5* yaitu sebesar 98,45%. Hal ini menunjukkan model dan aturan klasifikasi dari *fold ke-5* dengan 17 aturan dan menjadi aturan klasifikasi dari data *testing* baru yang akan diinputkan. *Data testing* juga mengalami proses fuzzyfikasi sebelum diuji menggunakan *rule*, transformasinya dapat dilihat pada Tabel 8 dan Tabel 9.

Tabel 8. Data *Testing*

TDS	TDD	Umur Ibu	Usia Kehamilan	Protein Urine	Odema
120	80	22	6,5	0	Tidak
140	90	39	8	1+	Ya
200	90	18	9	2+	Ya

Tabel 9. Hasil Fuzzyfikasi dan Prediksi

TDS	TDD	Umur Ibu	Usia Hamil	Protein Urine	Ode ma	Hasil Prediksi
Normal	Normal	Tinggi	Trimester 2	Normal	Tidak	Normal
Normal	Normal	Sangat Tinggi	Trimester 3	Tinggi	Ya	Waspada preeklamsi berat
Sangat Tinggi	Normal	Tinggi	Trimester 3	Sangat Tinggi	Ya	Bahaya preeklamsi ringan

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa algoritma *Fuzzy ID3* dapat diterapkan dalam proses klasifikasi status preeklamsi pada ibu hamil berdasar atribut tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, usia ibu, usia kehamilan, protein urine, dan odema. Atribut yang menjadi *root* atau akar dari pohon keputusan dalam penelitian ini adalah protein urine, sebagai parameter penentu utama yang ditentukan untuk klasifikasi status preeklamsi ibu hamil. Berdasarkan hasil uji coba, *k-fold 5* mempunyai hasil akurasi yang tertinggi yaitu 98,44%, presisi terbesar 96,66%, dan *recall* terbesar 97,61% dengan 17 aturan, sehingga menjadi aturan terbaik yang dapat digunakan untuk klasifikasi status preeklamsi ibu hamil. *K-fold 5* dengan aturan 4 *fold* sebagai *data training* dan 1 *fold* sebagai *data testing*, mempunyai *data training* yang paling banyak dibanding *k-fold 1* sampai *k-fold 4*. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar *data training*, maka semakin tinggi akurasi klasifikasi. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan melakukan proses pemangkasan pohon (*pruning*) pada *tree* yang terbentuk. *Pruning* dapat dilakukan juga menggunakan *pre pruning* dan *post pruning* untuk menentukan akurasi yang terbaik.

REFERENSI

- Jayanti, K., Dwi, B.N., Hari, Wibowo A. (2016). Faktor yang Mempengaruhi Kematian Ibu. *Jurnal Wiyata*, Vol. 3, pp. 46-53.
- Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional, Badan Pusat Statistik, Kementerian Kesehatan. (2013). *Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia*. Jakarta: Kementerian Kesehatan.
- Wiknjastro, H., Saifuddin, A.B., & Rachimhadhi, T. (2005). *Ilmu Kebidanan*. Jakarta: Yayasan Bina Pustaka Sarwono Prawirohardjo.
- Winyojarwo, H. (2006) *Ilmu Kebidanan*, Indonesia: Yayasan Bina Pustaka Sarwo Prawiroharjo.
- Faiqoh, E. & Hendrati, L.Y. (2014) *Hubungan Karakteristik Ibu, dan Kepatuhan*. *Jurnal Berkala Epidemiologi*, Vol. 2(2), pp. 216–226.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2013). *Buku Saku Pelayanan Kesehatan Ibu di Fasilitas Kesehatan Dasar dan Rujukan*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Yunita, P., Umi, S. & Ristu, S. (2013). Klasifikasi Risiko Bahaya Kehamilan dengan Metode Fuzzy C-Means. *ITSMART*, Vol. 2(1), pp. 8-15.
- Kusumadewi, S. & Purnomo, H., (2010). *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Nugraheni, A.M., (2016). *Sistem Pakar Deteksi Dini Tingkat Risiko Pada Ibu Hamil Terhadap Preeklamsi Dengan Logika Fuzzy* [Skripsi]. Surabaya.
- Negnevitsky, M. (2005). *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*. Pearson Education.
- Sardari, S., Eftekhari M. & Fatemeh A., (2017).

- Hesitant Fuzzy Decision Tree Approach for Highly. *Applied Soft Computing Jurnal*, Vol. IV(21).
- [12] Andriansyah, M., Rafli, Santoso, E., & Sutrisno. (2018). Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan Fuzzy Decision Tree Iterative. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JPTIIK)*, Vol 2(12).
- [13] Efendi M. H., & Arif. (2018). Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma. *Jurnal Informatika JUITA*, Vol.6(1).
- [14] Liang, G. (2005). A Comparative Study of Three Decision Tree Algorithms: ID3, Fuzzy ID3 and Probabilistic Fuzzy ID3 [Skripsi].
- [15] Wei, Z., Xuan, Z. & Junjie, C., (2013). *Study on Classification Rules of Hypertension Based on Decision Tree*. Beijing: IEEE.
- [16] James, G., (2013). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R (Springer Texts in Statistics)*, Springer.
- [17] Kustiyahningsih, Y. & Rahmanita E., (2016). Aplikasi Sistem Pendukung Keputusan Menggunakan Algoritma C4.5. Untuk Penjurusan SMA. *Jurnal Simantec*, 5(2), pp. 101-108.
- [18] Bhumika G., Aditya R., Akshay J., Arpit A. & Naresh D., (2017). Analysis of Various Decision Tree Algorithms for Classification in Data Mining. *International Journal of Computer Applications*, Vol. 163(8).
- [19] Kustiyahningsih Y., Fatmawati, Suprajitno H., (2018). MCGDM with AHP based on Adaptive interval Value Fuzzy. *Telecommunication, Computing, Electronics and Control, TELKOMNIKA*, Vol. 16(1), pp. 314-322.