

# Deteksi Kesehatan Janin Menggunakan Decision Tree dan Feature Forward Selection

Indah Sulihati\*, Abdul Syukur, Aris Marjuni

Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>\*adzamindah@gmail.com, <sup>2</sup>abdul.syukur@dsn.dinus.ac.id, <sup>3</sup>aris.marjuni@dsn.dinus.ac.id

Email Penulis Korespondensi: adzamindah@gmail.com

Submitted: 12/12/2022; Accepted: 30/12/2022; Published: 30/12/2022

**Abstrak**—Kesehatan Janin sangatlah penting untuk diketahui calon ibu sejak dini, hingga saat ini rasa ketidak tahuan seseorang ibu tentang kesehatan janin sangatlah kurang dan bisa mengakibatkan kematian janin. Hal ini disebabkan karena kurangnya rasa ingin tahu yang dimiliki oleh calon ibu serta kurangnya sosialisasi serta sarana prasarana dari pihak – pihak terkait tentang kesehatan janin. Pada dasarnya tumbuh kembangnya sebuah calon janin sangatlah penting agar bisa terlahir dengan sehat dan tidak ada hambatan sama sekali. Tujuan penelitian ini adalah untuk mendeteksi kesehatan janin menggunakan algoritma klasifikasi decision tree dengan forward feature selection. Eksperimen ini dilakukan menggunakan public dataset sebanyak 2.126 data pasien. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi menggunakan algoritma decision tree tanpa feature selection menghasilkan akurasi sebesar 89.84%. Sedangkan penggunaan feature forward selection pada algoritma decision tree ini menghasilkan akurasi sebesar 91.06%. Hal tersebut menunjukkan bahwa penggunaan feature forward selection mampu meningkatkan akurasi sebesar 1.22%.

**Kata Kunci:** Kesehatan Janin; Decision Tree; Feature Forward Selection

**Abstract**—Fetal health is very important, it is important for prospective mothers to know from an early age, until now a mother's sense of ignorance about fetal health is very lacking and can result in fetal death. This is due to the lack of curiosity possessed by prospective mothers and the lack of socialization and infrastructure from related parties about fetal health. Basically, the growth and development of a prospective fetus is very important so that it can be born healthy and without any obstacles at all. The purpose of this study was to detect fetal health using a decision tree classification algorithm with forward feature selection. This experiment was conducted using a public dataset of 2.126 patient data. The results show that classification using a decision tree algorithm using a decision tree algorithm without feature selection resulted in an accuracy of 89.84%. While the use of the forward selection feature in this decision tree algorithm produces an accuracy of 91.06%. This shows that the use of the forward selection feature can increase accuracy by 1.22%.

**Keywords:** Fetal Health; Decision Tree; Feature Forward Selection

## 1. PENDAHULUAN

Suatu proses kehamilan bahkan persalinan merupakan masa kritis bagi ibu hamil. Karena setiap kemungkinan bisa terjadi pada saat persalinan baik dari ibu ataupun bayi [1], pelayanan antenatal yang kurang optimal ketidak sadaran ibu tentang pentingnya pemeriksaan ANC dapat mendukung efek dan komplikasi kehamilan, persalinan, nifas, neonatus, dan keluarga berencana tentang suatu kejadian fisiologis yang banyak dialami sebagian sebagian besar wanita selama masa reproduksinya.

Masa kehamilan dan masa-masa persalinan adalah merupakan suatu rentang waktu yang kritis bagi para ibu-ibu hamil karena segala kemungkinan dapat terjadi sebelum berakhir dengan selamat atau dengan kematian [1]. Asuhan antenatal yang kurang optimal, seperti kurangnya pemahaman ibu mengenai pentingnya pemeriksaan ANC sehingga bisa menumbuhkan adanya dampak atau komplikasi pada saat kehamilan, persalinan, nifas, bayi yang baru lahir serta keluarga berencana, oleh karena itu, pemeriksaan merupakan Layanan yang sangat penting bagi petugas kesehatan. Dengan cara ini pertumbuhan dan perkembangan penyakit dapat dipantau setiap saat.

Penelitian dilakukan untuk mendeteksi dengan cepat dan efisien dengan informasi minimal dan akurasi maksimal pada penyakit yang dialami pasien gagal ginjal dan jantung. Diketahui rata-rata individu mempunyai potensi ancaman terhadap Kesehatan, untuk mendiagnosis pasien rentan terhadap kondisi tertentu mereka harus memiliki gejala yang dapat dikaitkan dengan kondisi tersebut. Sehingga perlu dilakukan diagnosis pasien rentan terhadap kondisi tertentu mereka harus memiliki gejala yang dapat dikaitkan dengan kondisi tersebut. Sehingga perlu dilakukan diagnosis tentang suatu penyakit pasien secara akurat untuk berbagai kondisi medis agar kemudian menjadi bukti akurat yang digunakan dokter mendiagnosis data medis kesehatan pasien. Dataset yang digunakan adalah kumpulan data. Data yang memiliki gejala harus dikaitkan dengan kondisi tersebut dengan demikian algoritma yang dipilih mengklasifikasi pasien berdasarkan data medis, setelahnya mengambil data biometrik seperti kesehatan janin dan gerak janin. Algoritma tersebut membandingkan data yang telah didiagnosis dengan berbagai kondisi medis pasien lalu memutuskan apakah pasien memiliki kemiripan penyakit seperti yang didiagnosis tersebut. Pada hasil yang ditunjukkan Peneliti menggunakan algoritma K-NN untuk mengklasifikasi penyakit gagal ginjal dan penyakit jantung yang di alami oleh pasien. Keakuratan yang dicapai dalam pengujian penelitian ini sebesar 90% menggunakan metode algoritma K-NN.

Data World Organization (WHO) terdapat dari profil angka kejadian KJDK di Indonesia, pada tahun 2015 angka sebuah kematian janin atau keguguran di dunia diperkirakan sekitar 3,82-22,14 juta jiwa. Suatu kematian janin di dalam sebuah kandungan ibu merupakan masalah perinatal, indikator kesehatan dan masa yang sangat sensitif

dalam kaitannya dengan kesehatan ibu dan anak. Kematian perinatal menda sekitar 77% dari kematian neonatal, dimana kematian neonatal 58% dari total kematian janin bahkan bayi.

Kejadian keguguran sebuah janin yang berada di dalam kandungan seorang ibu di negara kira pada tahun 2015 sudah termasuk katagori tinggi jika dibandingkan dengan negara-negara di Asia Tenggara, contohnya salah satunya negara Singapura yaitu dua puluh enam koma tiga persen (26,3%). Thailan yaitu dua puluh satu koma satu persen (21,1%) dan Malaysia yaitu sepuluh koma lima persen (10,5%) dan Indonesia jumlah kematian bayi adalah 32 kematian per 1000 kelahiran hidup yaitu dua puluh lima koma dua persen (25,2%).

Penelitian yang dilakukan [8] kita dapat mengetahui adanya faktor apa saja yang dapat berpengaruh pada usia kelahiran sang bayi dan untuk mencegah hal-hal yang tidak diinginkan terjadi di masa depan. Karena Belum adanya suatu prediksi dalam klasifikasi kelahiran bayi prematur. Peneliti menggunakan data set Privat yang berada di desa Setia dan dalam penelitian ini memakai metode Algoritma C.45, dan penelitian ini menghasilkan matriks kounfusi dan kurva ROC dengan nilai akurasi 80.77%. Nilai akurasi tersebut dapat dikatakan cukup baik untuk mengetahui karakteristik ibu melahirkan prematur dan normal [8].

Metode prediksi dengan Teknik data mining dalam penentuan rekomendasi bimbingan dan konseling dan salah satu tekniknya dengan metode *Naïve Bayes* yang menggunakan teknik klasifikasi, yang mampu menghasilkan nilai akurasi sebesar 94.55% dan juga dalam penelitian menerapkan fitur seleksi yang digunakan sebagai pemilihan fitur yang berpengaruh terhadap klasifikasi guna meningkatkan akurasi. Fitur seleksi yang digunakan adalah *Forward Selection* yang mampu meningkatkan akurasi menjadi 94.84% dengan membuang beberapa fitur yang tidak relevan terhadap klasifikasi dan menjadikan hasil yang lebih baik daripada menggunakan metode *Naïve Bayes* saja. [3]

Data mining dalam dunia pendidikan dikenal dengan Educational Data Mining. EDM mengembangkan metode untuk menggali data pendidikan dan menggunakan metode tersebut untuk lebih memahami siswa. EDM dapat membantu pendidik untuk menganalisis cara belajar, mendeteksi mahasiswa yang memerlukan dukungan dan memprediksi kinerja mahasiswa. Perguruan tinggi perlu melakukan prediksi perilaku mahasiswa dan peringatan dini untuk mencegah secara dini kegagalan akademik mahasiswa. Naive Bayes memanfaatkan fungsi seleksi fitur dari Forward Selection untuk pemilihan atribut data dengan karakteristik data itu sendiri, dan meningkatkan ketepatan klasifikasi Naïve Bayes. Forward Selection berbasis Naive Bayes lebih akurat dan efektif dalam mengklasifikasikan status kelulusan mahasiswa dengan hasil akurasi 97,14% dan termasuk dalam kategori “excellent classification” dan memperoleh atribut yang berpengaruh yaitu: status pekerjaan dan IPK semester 4. [8]

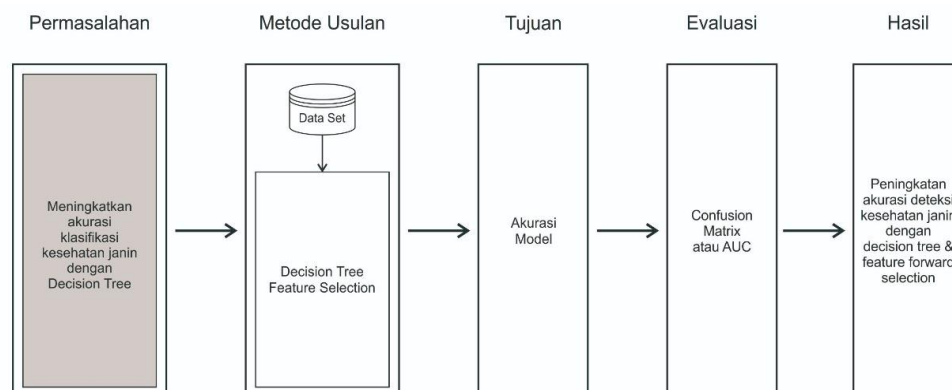
Metode Algoritma Klasifikasi data mining yaitu algoritma C4.5 untuk memprediksi siswa dalam memperoleh bantuan dana Pendidikan. Dari pengujian digunakan tes cros validation dan confusion matrix dan kurva ROC. Hasil yang diperoleh untuk nilai accuracy algoritma C4.5 adalah sebesar 98.90%, nilai untuk precision sebesar 98,02%, dan nilai untuk sensitivity atau recall sebesar 99.00%. Dengan demikian algoritma C4.5 merupakan algoritma dan Teknik terbaik untuk memprediksi siswa dalam memperoleh bantuan dana Pendidikan.

Berdasarkan uraian permasalahan diatas, teknik forward selection menjadi tujuan utama penelitian ini karena dapat meningkatkan hasil akurasi. Maka klasifikasi kesehatan janin masih bisa ditingkatkan kinerjanya dengan menggunakan algoritma C4.5 dengan metode forward selection dipilih guna membantu memprediksi diagnose dini kesehatan janin.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Desain Penelitian

Dalam penelitian ini, kerangka berpikir didasarkan pada klasifikasi data mining dari kumpulan data yang diambil dari dataset publik kaggle. Berdasarkan hasil dari beberapa penelitian sebelumnya. Decision tree bisa diterapkan untuk saat menangani masalah dataset ini, kita dapat menggunakan proses seleksi sifatnya atau seleksi maju, identifikasi atribut yang paling berpengaruh dan tingkat akurasi pohon keputusan. Hasil dari proses klasifikasi divalusi untuk bisa menggunakan matriks confusion dan AUC. Mereka digunakan sebagai ukuran tingkat kerja atau akurasinya.



Gambar 1. Kerangka Pemikiran

## 2.2 Confusion Matrix

Dalam data mining confusion matrix merupakan suatu metode yang dimana menghitung suatu skor dalam akurasi dari sebuah model klasifikasi. Metode ini biasanya memberikan suatu hasil dari sebuah kinerja yang berdasarkan objek penelitian yang bisa benar atau bisa salah yang diperoleh dari data pelatihan dan pengujian. Nilai akurasi pada confusion matrix memiliki dua kelas yang membentuk tabel matrix yaitu kelas positif dan kelas negative. Kedua kelas tersebut terdiri dari true positive, false positive, true negative, dan false negative.

**Tabel 1.** Confusion matrix

Confusion Matrix		Prediction Condition	
		Positive (PP)	Negative (PN)
Actual Condition	Positive (P)	TP True Positive	FN False Negative
	Negative (N)	FP False Positive	TN True Negative

Keterangan :

- TP ( True Positive ) atau Benar Positif merupakan keadaan dimana data positif dari class actual diprediksi benar. Contoh janin diprediksi akan terlahir dalam keadaan normal
- TN ( True Negative ) atau False Positif ini adalah dimana data negative dari kelas sebenarnya diprediksi benar. Janin diprediksi tidak sehat.
- FP ( False Positive ) atau Positif Salah merupakan dimana data negative dari class actual diprediksi sebagai data positif.
- FN ( False Negative ) atau Negative Salah adalah situasi dimana data positif dari class actual diprediksi sebagai data negatif.
- Tingkat keberhasilan model dalam confusion matrix dapat ditentukan dari nilai Accuracy, Sensitivity, Specificity, Precision, dan F1 score. Semakin tinggi nilai presisi, semakin baik metode yang digunakan.

Dibawah ini adalah deskripsi dari setiap nilai matriks konfusi dan rumus yang digunakan untuk menghitungnya.

- Akurasi adalah skor dari matriks konfusi yang berisi jumlah suatu prediksi yang benar dari seluruh data. Hal ini karena tingkat nilai akurasi dapat ditentukan dari suatu hasil prediksi yang mendekati nilai yang terukur yang sebenarnya.

$$\text{akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

- Sensitivitas adalah skor dari matriks konfusi yang mengukur dengan status orang sakit. Sensitivitas adalah nama lain untuk mengukur menghitung kelas positif.

$$\text{sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

- Spesifisitas adalah skor dari matriks konfusi yang secara tepat mengukur status orang tanpa penyakit. Sensitive adalah nama lain untuk mengukur menghitung kelas negatif.

$$\text{Presisi} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3)$$

- Presisi adalah skor dari matriks konfusi dengan proporsi prediksi yang sebenarnya untuk semua data yang diprediksi secara positif.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

- F1 score adalah suatu nilai skor yang dapat digunakan untuk menemukan suatu keseimbangan antara presisi dan recall atau daya ingat..

$$F1Score = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Sensitivitas}}{\text{Presisi} + \text{Sensitivitas}} \quad (14)$$

## 3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini berisi analisa, hasil serta pembahasan dari topik penelitian, yang bisa di buat terlebih dahulu metodologi penelitian. Bagian ini juga merepresentasikan penjelasan yang berupa penjelasan, gambar, tabel dan lainnya.

Metode penelitian ini deteksi kesehatan janin ini telah dijelaskan diatas tahapan akuisisi data, tahap pengolahan data, tahap pelatihan metode dan tahap pengujian model yang sudah dijelaskan.

### 3.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian kali ini merupakan data dari kesehatan janin yang berasal dari website Kaggle dengan link sebagai berikut: <https://www.kaggle.com/andrewmvd/fetal-health-classification> dimana dataset ini berisi data kesehatan janin. Data tersebut mempunyai 2.126 data pasien yang dikategorikan normal, suspect

(kemungkinan), pathologic (kanker) pada tabel dibawah ini menunjukkan detail dataset yang digunakan dalam eksperimen.

**Table 2.** Dataset yang digunakan eksperimen

Dataset	Jumlah Record	Jumlah Atribut	Jumlah Atribut Nominal	Jumlah Atribut Numerik	Jumlah Class
Fetal Health	2.126	22	1	21	3

### 3.2 Pengelolaan Data

Dalam penelitian ini dataset kesehatan janin diatas memiliki 2.126 data pasien. Awal sebelum melakukan pengklasifikasian adanbaiknya unruk mengelola dataset terlebih dahulu, agar nantinya data yang akan dipakai valid dan pengklasifikasian bisa dilakukan dengan sangat baik. Untuk tahapan *preprocessing* dataset merupakan tahap dimana pembersihan dan transformasi data dilakukan.

Atribut – atribut pada data yang memiliki nilai kosong dan tidak bisa konsisten itulah yang memerlukan pembersihan data untuk dapat terhindar dari noise data. Noise data atau data noise merupakan data yang rusak mempengaruhi hasil dari angka akurasi pada saat prosesi klasifikasi. Sebaliknya perubahan data merupakan tahapan merupakan format tipe data pada atribut – atribut tertentu untuk dapat dengan mudah melakukan pengklasifikasi.

#### 3.2.1 Data Cleaning

Dalam tahapan pembersihan data merupakan tahapan dimana data akan diperiksa dan dibersihkan pada data yang noise sebelum dilakukannya proses klasifikasi. Masalah – masalah yang ada pada dataset akan di perbaiki sebaik mungkin dan berfokus pada data analisis seperti pembersihan data.

#### 3.2.2 Klasifikasi Algoritma Decision Tree

Dari dataset kesehatan janin, penelitian melalui fase pemrosesan berikutnya dimana peneliti menjalankan fase pelatihan model pada dataset terlebih dahulu. Berdasarkan klasifikasi pada tabel di bawah ini, pelatihan model awal dilakukan dengan algoritma pohon keputusan dan proses klasifikasi dengan menggunakan *software RapidMiner*.

Proses klasifikasi dilakukan dengan melalui 2 fase yaitu pelatihan dan pengujian, fase – fase ini dijalankan untuk mencari hasil keluaran terbaik dari klasifikasi.

**Tabel 3.** Dataset kesehatan janin dengan menggunakan algoritma decision tree

No	Name	Type	Statistics		
1	Histogram_min	Integer	Min 50	Max 159	Average 93.579
2	Histogram_max	Integer	Min 122	Max 238	Average 164.025
3	Histogram_number_of_peaks	Integer	Min 0	Max 18	Average 4.068
4	Histogram_number_of_zeroes	Integer	Min 0	Max 10	Average 0.324
5	Histogram_mode	Integer	Min 60	Max 187	Average 137.452
6	Histogram_mean	Integer	Min 73	Max 182	Average 134.611
7	Histogram_median	Integer	Min 77	Max 186	Average 138.090
8	Histogram_variance	Integer	Min 0	Max 269	Average 18.808
9	Histogram_tendency	Integer	Min -1	Max 1	Average 0.320
10	fetal_health	Integer	Min 3 (176)	Max 1 (1655)	Average 133.304
11	baseline Value	Integer	Min 106	Max 160	Average 1(1.655)
12	accelerations	Real	Min 0	Max 0.019	Average 0.003
13	fetal_movement	Real	Min 0	Max 0.481	Average 0.009
14	Uterine_contractions	Real	Min 0	Max 0.015	Average 0.004
15	light _decelerations	Real	Min 0	Max 0.015	Average 0.002
16	Severe_decelerations	Integer	Min 0	Max 0	Average 0
17	prolongued_deceleration s	Real	Min 0	Max 0.005	Averagr 0.000
18	abnormal_short_term_variability	Integer	Min 12	Max 87	Average 46.990
19	history_width	Integer	Min 3	Max 180	Average 70.446
20	mean_value_of_short_te rm-variability	Real	Min 0.200	Max 7	Average 1.333
21	percentage of time with	Integer	Min 0	Max 91	Average 9.847
22	Abnormal_short_term_variability	Integer	Min 12	Max 87	Average 46.990

Dijelaskan pada tabel diatas ada 22 atribut yang terdapat pada dataset kesehatan janin yang dipakai dalam penelitian dalam menggunakan metode *decision tree*.

#### 3.2.2 Klasifikasi Algoritma Decision Tree + Feature Forward Selection

Dalam pelatihan model yang kedua yaitu menerangkan metode *feature forward selection* pada suatu algoritma *decision tree*. Adapun perbedaan dengan proses klasifikasi sebelumnya, proses ini menggabungkan algoritma pohon keputusan dengan fitur untuk meningkatkan kinerja algoritma pohon keputusan. Proses penilaian pelatihan diulang

sampai batas yang ditentukan tercapai. Hasil dari iterasi tersebut dipilih dengan memperoleh suara terbanyak untuk mencari keluaran yang terbaik.

**Tabel 4.** Dataset kesehatan janin dengan menggunakan algoritma *decision tree + feature forward selection*

No	Name	Type	Statistics		
1	fetal_health	Nominal	Min 3 (176)	Max 1 (1655)	Average 1(1.655)
2	mean_value_of_short_term-variability	Real	Min 0.200	Max 7	Average 1.333
3	histogram_mean	Integer	Min 73	Max 182	Average 134.611
4	percentageof time with	Integer	Min 0	Max 91	Average 9.847
5	Abnormal_short_term_variability	Integer	Min 12	Max 87	Average 46.990
6	baseline Value	Integer	Min 106	Max 160	Average 133.304

Pada tabel diatas bahwa dalam dataset kesehatan janin ada 22 atribut yang digunakan peneliti untuk memakai metode decision tree dan setelah menggunakan *decision tree + feature forward selection* terdapat pengurangan atribut setelah di selection. Dijelaskan pada tabel diatas yang semula terdapat 22 atribut yang dipakai setelah dilakukan *feature forward selection* ada pengurangan atribut, yang mulanya 22 atribut menjadi 6 atribut yang dipakai.

Pada dasarnya 22 atribut tersebut sebenarnya berkaitan atau saling berkaitan antara atribut satu dengan yang lain, akan tetapi setelah melakukan *selection* ada 6 atribut yang mempunyai nilai tersendiri yang sangat berpengaruh ke hasil. Hal ini dikarenakan 6 atribut tersebut memiliki nilai korelasi yang lebih tinggi kepada atribut class dan ini bisa dilihat pada tabel 3.3.

### 3.3 Hasil Implementasi

Pada tahap ini model diuji pada dataset fetal health tanpa data balancing. Pengujian model klasifikasi rekam kesehatan janin dilakukan dengan 2 tahap yaitu tahap pelatihan dan pengujian. Data pelatihan atau training merupakan tahapan untuk melatih suatu algoritma sehingga dapat membentuk model prediktif, dan data testing merupakan tahapan untuk menentukan hasil performansi suatu algoritma klasifikasi. Sebelum melakukan 2 langkah ini ada baiknya menentukan ukuran parameter set pengujian. Pengujian sebesar 30% dan 70 % dari dataset.

#### 3.3.1 Confusion Matrix Dari Algoritma Decision Tree

Dalam pengujian model ini, kami menerapkan metode confusion matrix untuk mencari nilai class actual dan prediksi dari dataset kesehatan janin.

**Tabel 5.** Confusion matrix decision tree

Confusion Matrix	Kelas Sebenarnya			Class Presisi
	2	1	3	
Kelas Prediksi	2	134	19	85.90%
	1	158	1624	90.07%
	3	3	12	91.02%
Class Recall	45.42%	98.13%	86.36%	89.84%

Dari pengujian klasifikasi kesehatan janin dengan menggunakan algoritma decision tree ini class 2 menghasilkan nilai presisi 85.90% dan nilai recall 45.42%, class 1 menghasilkan nilai presensi 85.90% dan nilai recall 45.42%, class 1 menghasilkan nilai presesi 90.07% serta nilai recall 98.13% dan class 3 menghasilkan nilai presesi 91.02% sedangkan nilai recall 86.36%. Sedangkan pada penelitian klasifikasi kesehatan janin dengan menggunakan algoritma decision tree menghasilkan akurasi 89.84%.

#### 3.3.2 Confusion Matrix Dari Algoritma Decision Tree+ Feature Forward Selection

**Tabel 6.** Confusion matrix decision tree + feature forward selection

Confusion Matrix	Kelas Sebenarnya			Class Presisi
	2	1	3	
Kelas Prediksi	2	145	13	90.06%
	1	148	1634	90.88%
	3	2	8	94.01%
Class Recall	49.15%	98.73%	89.20%	91.06%

Dari pengujian klasifikasi kesehatan janin dengan algoritma decision tree + feature forward selection ini menunjukkan class 2 menghasilkan nilai presisi 90.06% dan recall 49.15%, class 1 menghasilkan nilai presisi 90.88% dan recall 98.73%, class 3 menghasilkan nilai presisi 94.01% dan recall 89.20%. Dan pada penelitian dengan menggunakan klasifikasi kesehatan janin dengan menggunakan algoritma decision tree dengan feature forward selection nilai akurasi senilai 91.06%.

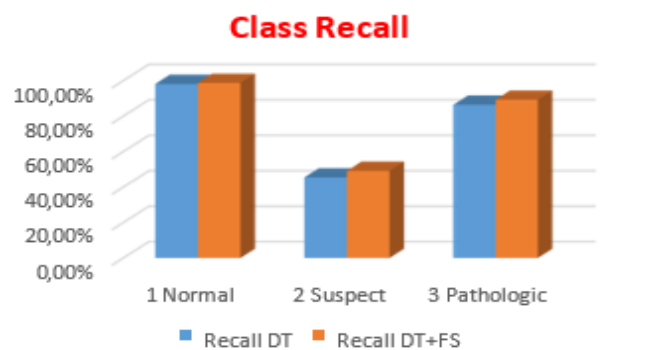


### 3.3.3 Perbandingan

Dalam pengujian ini untuk mengetahui class recall nilai katagori normal, suspect, pathologic harus melakukan perbandingan antara class recall dengan metode decision tree dengan metode decision tree + feature forward selection.

#### a. Class Recall

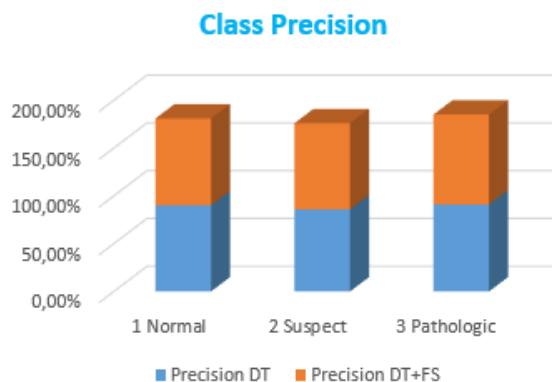
Dalam gambar dibawah ini terlihat nilai recall dalam klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree mempunyai nilai masing masing antara class normal senilai 98.13% ,class suspect senilai 45.42% , dan class pathologic senilai 86.36%. Sedangkan nilai recall dalam klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree+feature forward selection nilai class normal 98.73, suspect 49.15% dan pathologic 89.20%.



Gambar 2. Class Recall

#### b. Class Precision

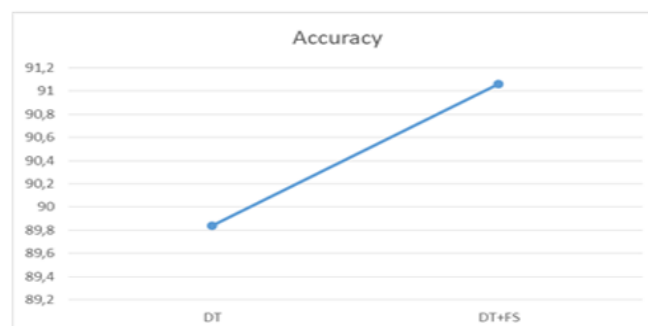
Dalam gambar dibawah ini terlihat nilai precision dalam klasifikasi janin dengan decision tree mempunyai nilai masing – masing antara class 1,2, dan 3. Sedangkan class 1 90.07%, 2 85.90% dan 3 91.06% dan sedangkan nilai precision dalam klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree+feature forward selection nilai precisionnya antara lain class 1 90.88%, 2 90.02% dan 3 94.01%.



Gambar 3. Class Precision

#### c. Accuracy

Dari gambar dibawah dapat dilihat dengan jelas perbandingan nilai Accuracy antara Klasifikasi Kesehatan Janin dengan *decision tree* dengan nilai *accuracy* menggunakan *klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree + feature forward selection* memiliki nilai *accuracy* yang tidak sama nilai *accuracy klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree* sebesar 89,84 % sedangkan nilai *accuracy klasifikasi kesehatan janin dengan decision tree + feature forward selection* sebesar 91,06 %.



Gambar 4. Accuracy

