



**SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN UNTUK  
MENENTUKAN PROSES PERSALINAN DENGAN METODE  
NAÏVE BAYES DAN *FORWARD CHAINING***

Skripsi

Disusun sebagai salah satu syarat  
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer  
Program Studi Teknik Informatika

Oleh

Putri Laksita Kumalasari

4611414011

**JURUSAN ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG**

**2020**

## PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa skripsi saya yang berjudul "Sistem Pengambilan Keputusan untuk Menentukan Proses Persalinan dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*" disusun berdasarkan penelitian saya dengan arahan dosen pembimbing. Dan saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat, kecuali yang secara tertulis dirujuk dalam skripsi ini dan disebutkan dalam daftar pustaka. Apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan perundang-undangan.

Semarang, 27 April 2020



Putri Laksita Kumalasari

4611414011

## PERSETUJUAN PEMBIMBING

Nama : Putri Laksita Kumalasari  
NIM : 4611414011  
Program Studi : S-1 Teknik Informatika  
Judul Skripsi : Sistem Pengambilan Keputusan untuk Menentukan Proses  
Persalinan dengan Metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*.

Skripsi ini telah disetujui oleh pembimbing untuk diajukan ke sidang panitia ujian skripsi Program Studi Teknik Informatika FMIPA UNNES.

Semarang, 27 April 2020

Pembimbing 1



Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs.

NIP. 198005252005011001

Pembimbing 2



Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom.

NIP. 197405172006041001

## PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN UNTUK MENENTUKAN PROSES  
PERSALINAN DENGAN METODE NAÏVE BAYES DAN *FORWARD CHAINING*

Disusun oleh

Putri Laksita Kumalasari

4611414011

Telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 4  
Mei 2020.

Panitia

Ketua



Dr. Sojiyanto, M.Si.

NIP. 196102191993031001

Sekretaris

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Alamsyah', written over the text of the secretary's name.

Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom.

NIP. 197405172006041001

Ketua Penguji

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Anggyi Trisnawan Putra', written over the text of the chair's name.

Anggyi Trisnawan Putra, S.Si., M.Si.

NIP. 198707062014041003

Anggota Penguji/  
Pembimbing 1

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Riza Arifudin', written over the text of the member's name.

Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs.

NIP. 198005252005011001

Pembimbing 2

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'Alamsyah', written over the text of the supervisor's name.

Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom.

NIP. 197405172006041001

## **MOTTO DAN PERSEMBAHAN**

### **MOTTO**

- *All praise and thanks belongs to Allah*
- *Be thankful for your blessings*

### **PERSEMBAHAN**

Skripsi ini ku persembahkan kepada:

1. Bapak Suwito, ayah saya tercinta. Terimakasih atas doa, dukungan, dan kasih sayang yang tak pernah terputus.
2. Ibu Sri Haryati, Rahimahullah. Ibunda saya tersayang.
3. Kakak-kakak yang saya sayangi. Aryadika Verlandy Prawita, Mita Dyan Ernawati dan Ardian Kusuma Atmaja. Terimakasih telah memberi dukungan yang melimpah.
4. Sahabat-sahabat terdekat, terutama Ilkom angkatan 2014.
5. Almamater Unnes

# PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan segala rahmat dan hidayah-Nya dalam penyusunan skripsi, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN UNTUK MENENTUKAN PROSES PERSALINAN DENGAN METODE NAÏVE BAYES DAN FORWARD CHAINING”**.

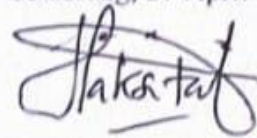
Skripsi ini dapat diselesaikan karena adanya kerja sama, bantuan dan motivasi dari berbagai pihak. Ucapan terima kasih ini penulis tujukan kepada yang terhormat:

1. Bapak Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang, yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk menyelesaikan Studi Strata 1 di Jurusan Ilmu Komputer Program Studi Teknik Informatika FMIPA UNNES;
2. Bapak Dr. Sugianto, M.Si., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang yang telah memberikan ijin kepada penulis untuk menyusun skripsi;
3. Bapak Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom., selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer sekaligus Dosen Pembimbing 2 yang telah meluangkan waktu, membantu, membimbing, mengarahkan dan memberikan saran dan motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi.
4. Bapak Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs. Dosen Pembimbing 1 yang telah meluangkan waktu, membantu, membimbing, mengarahkan dan memberikan saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Anggyi Trisnawan Putra, S.Si., M.Si., selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak kritik, saran serta masukan dalam proses penyelesaian skripsi ini.

6. Ayah tercinta Bapak Suwito yang selalu mendoakan, memberikan semangat dan motivasi dalam penyelesaian skripsi ini.
7. Kakak saya yang tersayang, Aryadika Verlandy Prawita, Mita Dyan Ernawati dan Ardian Kusuma Atmaja yang selalu mendukung saya dalam menyelesaikan skripsi ini.
8. Sahabat dan teman seperjuangan dan seluruh teman-teman dari Ilkom angkatan 2014 yang telah memberikan banyak motivasi, inspirasi dan semangat.
9. Serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu, terimakasih atas segala bentuk dukungan dan dorongannya.

Semoga seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam penyelesaian skripsi ini mendapatkan imbalan dari Allah SWT.

Semarang, 27 April 2020



Putri Laksita Kumalasari

## ABSTRAK

Kumalasari, Putri Laksita, 2020. Sistem Pengambilan Keputusan untuk Menentukan Proses Persalinan dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*. Skripsi. Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Utama Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs. dan Pembimbing Pendamping

Kata kunci : Naïve Bayes, *Forward Chaining*, Persalinan

Kehamilan merupakan suatu hal yang didambakan bagi setiap keluarga. Puncak dari kehamilan ialah proses persalinan, persalinan merupakan proses pengeluaran janin melalui jalan lahir. Namun, kurangnya pengetahuan serta perhatian mengenai kehamilan dapat meningkatkan Angka Kematian Ibu (AKI). AKI di Indonesia sebesar 305 per 100.000 kelahiran hidup masih cukup jauh dari target global MDGs (*Millenium Development Goals*) kelima yaitu 102 per 100.000 kelahiran hidup. Beberapa kendala yang mengakibatkan seorang ibu tidak dapat melahirkan secara normal. Dengan meningkatnya perkembangan teknologi dan komputerisasi, permasalahan ibu hamil dapat diantisipasi dengan menggunakan sistem pakar berbasis *web*, sehingga dapat menurunkan AKI. Metode yang digunakan untuk sistem pakar tersebut adalah metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*. Naïve Bayes merupakan metode sederhana, cepat dan berakurasi tinggi, selain itu Naïve Bayes tidak memerlukan *data training* yang banyak untuk melakukan proses pengklasifikasian. Sedangkan metode *Forward Chaining* adalah sebuah metode inferensi yang melakukan pencocokkan fakta atau pernyataan yang dimulai dari kondisi (*IF*) terlebih dahulu dengan aturan (*IF-THEN*). Hasil implementasi sistem pengambilan keputusan untuk menentukan proses persalinan dengan metode Naïve Bayes yaitu sebesar 90,987124463519% dan dengan menggunakan metode *Forward Chaining* sebesar 86,69527897%. Dapat disimpulkan bahwa metode Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dari metode *Forward Chaining*.



# DAFTAR ISI

	halaman
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	ii
PERSETUJUAN PEMBIMBING .....	iii
PENGESAHAN.....	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN.....	v
PRAKATA.....	vi
ABSTRAK.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR GRAFIK.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	8
1.3. Batasan Masalah .....	8
1.4. Tujuan Penelitian .....	8
1.5. Manfaat Penelitian .....	9
1.6. Sistematika Skripsi .....	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	11
2.1 Tinjauan Pustaka.....	11
2.2 Landasan Teori.....	13
2.2.1 Kehamilan.....	13
2.2.2 Persalinan.....	14

2.2.3 Sistem Pakar .....	20
2.2.4 <i>Decision Tree</i> .....	21
2.2.5 Konsep Klasifikasi .....	22
2.2.6 Naïve Bayes .....	24
2.2.7 <i>Forward Chaining</i> .....	27
2.2.8 <i>Website</i> .....	28
2.2.9 PHP .....	29
2.2.10 MySQL .....	30
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....	<b>32</b>
3.1 Studi Pendahuluan .....	32
3.2 Variabel Penelitian .....	32
3.3 Analisis Data .....	33
3.4 Analisis Kebutuhan .....	41
3.5 Perancangan Modul Aplikasi .....	52
3.6 Perancangan Aplikasi .....	53
3.7 Analisis Hasil .....	55
3.8 Penarikan Kesimpulan .....	55
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>56</b>
4.1 Hasil Penelitian .....	56
4.2 Pembahasan .....	93
<b>BAB V PENUTUP</b> .....	<b>97</b>
5.1 Simpulan .....	97
5.2 Saran .....	98
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>99</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel	halaman
3.1 Tabel Jenis Persalinan.....	33
3.2 Tabel Kondisi Ibu Hamil .....	33
3.3 Tabel Kategori Usia .....	33
3.4 Tabel daftar_kondisi .....	48
3.5 Tabel daftar_atribut.....	48
3.6 Tabel nbc_atribut .....	49
3.7 Tabel nbc_parameter.....	49
3.8 Tabel daftar_solusi.....	49
3.9 Tabel rule_base_fc .....	50
3.10 Tabel daftar_user .....	50
3.11 Tabel nbc_responden .....	50
3.12 Tabel daftar_memiliki.....	51
3.13 Tabel nbc_data.....	51
3.14 Tabel riwayat_pengujian.....	51
3.15 Tabel info .....	52
4.1 Tabel Nilai <i>Likelihood</i> Data ke-1 .....	58
4.2 Tabel Nilai <i>Likelihood</i> Data ke-227.....	61
4.3 Tabel Nilai <i>Likelihood</i> Data ke-228.....	64
4.4 Tabel Basis Aturan <i>Forward Chaining</i> pada Penelitian .....	65
4.5 Tabel Penelusuran Metode <i>Forward Chaining</i> Data ke-1 .....	66
4.6 Tabel Penelusuran Metode <i>Forward Chaining</i> Data ke-227 .....	67
4.7 Tabel Penelusuran Metode <i>Forward Chaining</i> Data ke-228.....	68

4.8 Tabel Rencana Pengujian Pada Sippers .....	83
4.9 Tabel Hasil Pengujian <i>Login</i> Sistem.....	84
4.10 Tabel Hasil Pengujian Halaman Beranda.....	85
4.11 Tabel Hasil Pengujian Halaman <i>User</i> .....	86
4.12 Tabel Hasil Pengujian Halaman Kondisi Pasien Naïve Bayes .....	86
4.13 Tabel Hasil Pengujian Halaman Atribut Kondisi Pasien Naïve Bayes.....	86
4.14 Tabel Hasil Pengujian Halaman <i>Data Training</i> .....	87
4.15 Tabel Hasil Pengujian Halaman Kondisi Pasien <i>Forward Chaining</i> .....	87
4.16 Tabel Hasil Pengujian Halaman Atribut Kondisi Pasien <i>Forward Chaining</i> ...	88
4.17 Tabel Hasil Pengujian Halaman Solusi <i>Forward Chaining</i> .....	88
4.18 Tabel Hasil Pengujian Halaman <i>Rule Base Forward Chaining</i> .....	89
4.19 Tabel Hasil Pengujian Halaman Histori <i>Forward Chaining</i> dan Naïve Bayes..	89
4.20 Tabel Hasil Pengujian Halaman <i>User</i> .....	90
4.21 Tabel Hasil Pengujian Halaman Informasi .....	90
4.22 Tabel Hasil Pengujian Halaman Untuk Admin .....	91

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	halaman
2.1 Proses Pekerjaan Klasifikasi .....	23
2.2 Proses <i>Forward Chaining</i> .....	28
2.3 Bagan dari Aplikasi <i>Web</i> .....	30
3.1 <i>Flowchart</i> Metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> .....	37
3.2 <i>Flowchart</i> Metode <i>Forward Chaining</i> .....	40
3.3 Diagram Konteks .....	43
3.4 DFD level 1 .....	44
3.5 DFD level 2 dari Data Kondisi Pasien .....	45
3.6 DFD level 2 dari Data Diagnosa .....	45
3.7 DFD level 2 dari <i>Rule Forward Chaining</i> .....	46
3.8 DFD Level 2 dari <i>User</i> .....	47
3.9 Skema Basis Data Pada <i>Sippers</i> .....	52
3.10 Model <i>Waterfall</i> .....	53
4.1 Tampilan Halaman Beranda .....	69
4.2 Tampilan Tentang Persalinan .....	69
4.3 Tampilan Layanan Kami .....	70
4.4 Tampilan Tes Persalinan .....	70
4.5 Tampilan <i>Team</i> .....	71
4.6 Tampilan Metode .....	71
4.7 Tampilan <i>Login</i> Pakar .....	72
4.8 Tampilan Halaman Konsultasi .....	73
4.9 Tampilan Konsultasi .....	73
4.10 Tampilan Hasil Konsultasi <i>Naïve Bayes</i> .....	74

4.11	Tampilan Hasil Konsultasi <i>Forward Chaining</i> .....	74
4.12	Tampilan Halaman Admin .....	75
4.13	Tampilan Halaman Kondisi Naïve Bayes .....	75
4.14	Tampilan Atribut Kondisi Naïve Bayes .....	76
4.15	Tampilan Halaman Dataset .....	76
4.16	Tampilan Halaman Kondisi Pasien <i>Forward Chaining</i> .....	77
4.17	Tampilan Halaman Atribut Kondisi Pasien <i>Forward Chaining</i> .....	78
4.18	Tampilan Halaman Solusi .....	78
4.19	Tampilan <i>Rule</i> Diagnosa <i>Forward Chaining</i> .....	79
4.20	Tampilan Halaman Histori Pengujian <i>Forward Chaining</i> .....	79
4.21	Tampilan Halaman Histori Pengujian Naïve Bayes .....	80
4.22	Tampilan Halaman User .....	80
4.23	Tampilan Halaman Informasi .....	81
4.24	Tampilan Halaman Pengujian Naïve Bayes .....	82
4.25	Tampilan Halaman Hasil Pengujian Naïve Bayes .....	82
4.26	Tampilan Halaman Hasil Pengujian <i>Forward Chaining</i> .....	83

## DAFTAR GRAFIK

Grafik	halaman
4.1 Grafik Hasil Diagnosa Sistem.....	92

## **DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran	halaman
Lampiran 1 Data Ibu Hamil RSIA. Kusuma Pradja Januari 2016-Maret 2018 .....	107



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Undang-Undang Nomor 52 Tahun 2009 tentang Perkembangan Kependudukan dan Pembangunan Keluarga mendefinisikan keluarga sebagai sebuah unit terkecil dalam masyarakat yang terdiri dari suami istri, atau suami, istri dan anaknya, atau ayah dan anaknya, atau ibu dan anaknya. Pembangunan keluarga dilakukan untuk mewujudkan keluarga berkualitas yang hidup dalam lingkungan sehat, selain itu kondisi dari tiap anggota keluarga sendiri merupakan syarat keluarga yang berkualitas.

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator dalam menentukan derajat kesehatan masyarakat. AKI menggambarkan risiko yang mungkin terjadi pada setiap kehamilan sebagai risiko obstetrik yang dihitung dari seluruh ibu meninggal pada tahun tertentu per 100.000 kelahiran hidup pada periode yang sama (*UNICEF*, 2018:2). AKI dapat digunakan dalam pemantauan kematian terkait dengan kehamilan. Indikator ini dipengaruhi status kesehatan secara umum, pendidikan, dan pelayanan selama kehamilan dan melahirkan.

Berdasarkan Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2015, angka kematian ibu di Indonesia masih tinggi sebesar, yaitu 305 per 100.000 kelahiran hidup (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2017:102). Angka ini sedikit menurun apabila dibandingkan dengan SDKI pada tahun 1991 yaitu 390 per 100.000. Meskipun adanya penurunan angka kematian

ibu tetapi angka tersebut masih jauh dari target global MDGs (*Millenium Development Goals*) kelima yaitu menurunkan Angka Kematian Ibu menjadi 102 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2015 atau *Sustainable Development Goals* (SDGs) yaitu mengurangi AKI secara global dibawah 70 per 10.000 kelahiran hidup hingga kurun waktu 2030.

Penurunan AKI menunjukkan adanya perbaikan kualitas dalam bidang kesehatan. Menurut analisis kematian ibu yang dilakukan Direktorat Bina Kesehatan Ibu pada tahun 2010 membuktikan bahwa kematian ibu terkait erat dengan penolong persalinan dan tempat atau fasilitas persalinan. Sekitar 20-50% kematian perempuan usia subur disebabkan oleh hal yang berkaitan dengan kehamilan dan persalinan (Jayanti *et al.*, 2016:47).

Kehamilan merupakan proses reproduksi yang normal, tetapi perlu perawatan dini yang khusus agar ibu dan janin dalam keadaan sehat (Jayanti *et al.*, 2016:46). Dalam masa kehamilan, persalinan merupakan kejadian fisiologi yang normal dialami oleh seorang ibu. Terdapat dua jenis persalinan yang umum dilakukan yaitu persalinan secara normal dan persalinan secara *sectio caesarea*. *Sectio caesarea* adalah suatu cara melahirkan janin dengan membuat sayatan pada dinding depan perut atau vagina (Mochtam, 1998:35).

Beberapa kendala yang mengakibatkan seorang ibu tidak dapat melahirkan secara normal antara lain ketidakseimbangan ukuran kepala bayi, panggul ibu, keracunan kehamilan, kelainan letak bayi, sebagian kasus mulut rahim tertutup plasenta, bayi kembar, kehamilan pada ibu berusia lanjut, sejarah bedah sesar pada kehamilan sebelumnya, ibu menderita penyakit tertentu, infeksi

saluran persalinan dan sebagainya. Selain itu kendala lainnya adalah keputusan yang diambil secara tiba-tiba.

Untuk menghindari risiko-risiko yang terjadi pada proses persalinan dalam dunia kesehatan banyak digunakan prediksi klinis sistem penunjang keputusan. Penggunaan sistem penunjang keputusan masuk ke dalam sistem komputerisasi. Saat ini ada banyak sistem yang dapat digunakan untuk membantu manusia dalam menentukan pilihan dari beberapa alternatif yang berikan untuk menjadi sebuah keputusan. Prediksi klinis berkembang sangat pesat dengan mengadopsi ilmu komputer dan teknologi informasi dalam pengolahan data kesehatan dan obat (Krishnaiah *et al.*, 2013:239-248). Prediksi klinis ini dapat dihasilkan dari pengolahan dengan menggunakan metode *data mining*. Memprediksi suatu kejadian pada kehamilan ibu sehingga kemunculan risiko secara dini dapat ditanggulangi akan sangat memengaruhi AKI maupun Angka Kematian Bayi (AKB).

Klasifikasi merupakan bagian penting dari *machine learning* dan aplikasi *data mining*. Ada banyak metode yang berbeda untuk membandingkan dan menentukan hasil klasifikasi terbaik. Klasifikasi memiliki banyak cabang yang berkembang yaitu pohon keputusan (*decision tree*), klasifikasi *Bayesian*, jaringan saraf dan algoritma genetika. *Decision tree* merupakan suatu pendekatan yang sangat populer dan praktis dalam *machine learning* untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi (Romansyah, 2009:46-52).

Sistem Pakar (*Expert System*) adalah sistem yang berusaha mengadopsi pengetahuan manusia ke komputer, agar komputer dapat menyelesaikan masalah

seperti yang biasa dilakukan oleh para ahli, dan sistem pakar yang baik dirancang agar dapat menyelesaikan suatu permasalahan tertentu dengan meniru kerja dari para ahli (Kusumadewi, 2003:109). Tujuan sistem pakar adalah untuk mempresentasikan pengetahuan manusia ke dalam bentuk sistem sehingga dapat digunakan oleh banyak orang. Menurut Feigenbaum, sebagaimana dikutip oleh Rosnelly (2012:2), sistem pakar sebuah program komputer pintar (*intelligent computer program*) yang memanfaatkan pengetahuan (*knowledge*) dan prosedur inferensi (*inference procedure*) untuk memecahkan masalah yang cukup sulit hingga membutuhkan keahlian khusus dari manusia.

Dalam kasus ini sistem pakar diterapkan untuk mendukung aktivitas pemecahan masalah diagnosis. Sehingga dapat menentukan sebab malfungsi dalam situasi kompleks yang didasarkan pada gejala-gejala yang teramati diagnosis medis, elektronis, mekanis, dll. Kemampuan sistem pakar untuk menganalisis serta memecahkan suatu masalah dapat lebih akurat menggunakan metode terkini. Trihartati & Adi (2016:99-108), melakukan penelitian untuk mengidentifikasi jenis penyakit dari pasien dengan menggunakan sistem pakar dan menerapkan metode Naïve Bayes.

Cara kerja sistem pakar nantinya adalah dengan memberikan pertanyaan pada pengguna dan pengguna diharapkan untuk menjawab serta memasukkan jawaban dengan memilih satu atau lebih dari pilihan yang disediakan oleh sistem. Hal tersebut akan terus dilakukan hingga sistem mencapai kesimpulan dan memberikan hasil diagnosa. Algoritma Naïve Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi menggunakan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan

oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Algoritma Naïve Bayes memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Ciri utama dari *Naïve Bayes Classifier* ini adalah asumsi yang sangat kuat (naif) akan independensi dari masing-masing kondisi atau kejadian.

Teorema bayes memberikan aturan sederhana untuk menghitung probabilitas bersyarat peristiwa  $A_i$  jika B terjadi, jika masing-masing probabilitas tak bersyarat  $A_i$  dan probabilitas bersyarat B jika diberikan  $A_i$  (Nadhifah *et al.*, 2012:127). Naïve bayes merupakan metode yang digunakan untuk menghasilkan estimasi parameter dengan menggabungkan informasi dari sampel dan informasi lain yang telah disediakan. Maruyama (2013:347), melakukan penelitian dengan menggunakan metode Naïve Bayes. Hasil dari penelitian ini yaitu bertujuan untuk meningkatkan probabilitas sehingga memberikan prediksi yang lebih akurat.

Naïve bayes memiliki kelebihan antara lain sederhana, cepat dan berakurasi tinggi. Karena didasarkan pada probabilitas bersyarat, Naïve Bayes dianggap sebagai algoritma yang kuat apabila digunakan untuk tujuan klasifikasi. Naïve bayes bekerja dengan baik untuk data dengan *imbalancing problems* dan *missing values*. Keuntungan lainnya pada penggunaan algoritma Naïve Bayes adalah metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (*training data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Tahapan dari proses algoritma Naïve Bayes adalah menghitung jumlah kelas atau label, menghitung jumlah kasus per kelas, kalikan semua variabel kelas dan bandingkan hasil per kelas.

Kesalahan pada Naïve Bayes dihasilkan dari tiga faktor yaitu *training data noise*, bias, dan varians. *Training data noise* hanya dapat diminimalkan dengan memilih *data training* yang baik. *Data training* harus dibagi ke dalam berbagai kelompok oleh *machine learning algorithm*. Bias adalah kesalahan karena pengelompokan dalam *data training* yang sangat besar. Varians adalah kesalahan karena pengelompokan data terlalu kecil (Mukherjee & Sharma, 2012:122).

Metode inferensi adalah bagian dari sistem pakar yang mencoba menggunakan informasi yang diberikan untuk menemukan objek yang sesuai (Siswanto, 2010:120). Metode inferensi dalam sistem pakar dibagi menjadi dua yaitu *Forward Chaining* dan *backward chaining* (Kusrini, 2008:8). *Forward Chaining* adalah mekanisme pencocokkan fakta atau pernyataan yang dimulai dari kondisi (IF) terlebih dahulu dengan aturan (IF-THEN) (Silmi *et al.*, 2013:31-38). Penalaran dimulai dari fakta terlebih dahulu untuk menguji kebenaran hipotesa.

Metode *Forward Chaining* bekerja dengan mencocokkan jawaban atau gejala atau kondisi yang dipilih pengguna dengan hipotesis atau premis yang terdapat pada setiap aturan (*rule*) yang tersimpan dalam sistem. Jika gejala atau kondisi dari pengguna cocok dengan premis atau hipotesa yang terdapat dalam salah satu aturan dalam sistem pakar maka aturan tersebut dieksekusi untuk mendapatkan hasil diagnosa. Karakteristik dari metode *Forward Chaining* adalah metode *Forward Chaining* digunakan untuk *monitoring*, perencanaan, disajikan untuk masa depan, data memandu dengan penalaran berawal dari bawah ke atas,

bekerja dari *antecedent* atau premis menuju konsekuen atau konklusi, *antecedent* atau premis menentukan pencarian.

Kelebihan dari metode *Forward Chaining* antara lain dapat bekerja secara maksimal dengan baik ketika masalah bermula dari melakukan pengumpulan sebuah informasi lalu mencari kesimpulan yang dapat ditarik dari informasi tersebut. Metode *Forward Chaining* menyediakan banyak informasi dari jumlah kecil suatu data. Namun metode *Forward Chaining* juga memiliki kekurangan yaitu metode *Forward Chaining* tidak memiliki cara untuk mengenali dimana beberapa fakta yang lebih penting dari fakta yang lainnya (Durkin, 1994).

Hasil keputusan dari metode Naïve Bayes diperoleh berdasarkan dari pengalaman pengguna sebelumnya. Semakin sedikit *data training* yang dimiliki maka akan mempengaruhi keputusan serta tingkat akurasi dari metode Naïve Bayes. Sedangkan metode *Forward Chaining* mengambil keputusan berdasarkan kaidah-kaidah dalam basis pengetahuan sehingga jumlah *data training* tidak mempengaruhi tingkat akurasi dari prediksi keputusan pada metode *Forward Chaining*. Penggunaan kaidah produksi pada metode *Forward Chaining* mengakibatkan tidak adanya nilai kepastian terhadap hasil diagnosa.

Berdasarkan latar belakang permasalahan tersebut, maka penelitian ini mengambil judul **“SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN UNTUK MENENTUKAN PROSES PERSALINAN DENGAN METODE NAÏVE BAYES DAN FORWARD CHAINING”**. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data historis persalinan di Rumah Sakit Ibu dan Anak Kusuma Pradja Semarang.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

- 1) Bagaimana cara kerja metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* dalam menetapkan proses persalinan?
- 2) Bagaimana tingkat akurasi hasil yang diperoleh terhadap data uji proses persalinan dari metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*?

## 1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini diperlukan batasan-batasan agar tujuan penelitian dapat tercapai. Adapun batasan masalah yang dibahas pada penelitian ini adalah:

- 1) Sistem yang dibuat hanya untuk menentukan proses persalinan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*.
- 2) Sistem yang dibuat tidak mencakup kondisi pasca persalinan dari ibu dan anak.
- 3) Sistem ini menghasilkan tingkat akurasi penggunaan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Untuk mengetahui cara kerja metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* dalam menetapkan proses persalinan.
- 2) Untuk mengetahui tingkat akurasi pada metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*.



## 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Dengan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* yang diimplementasikan dalam suatu sistem berbasis *web* dapat menambah wawasan penulis dan masyarakat khususnya ibu melahirkan dalam mempersiapkan persalinan.
- 2) Dalam lingkungan akademis diperoleh pengetahuan terhadap akurasi metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*.

## 1.6 Sistematika Skripsi

Sistematika penulisan untuk memudahkan dalam memahami alur pemikiran secara keseluruhan skripsi. Dalam sistematika skripsi ini memberikan gambaran yang jelas tentang skripsi dan memudahkan pembaca dalam menelaah isi skripsi. Penulisan skripsi secara garis besar dibagi menjadi tiga bagian yaitu sebagai berikut.

### 1) Bagian Awal Skripsi

Bagian awal skripsi terdiri dari halaman judul, halaman pengesahan, halaman pernyataan, halaman motto dan persembahan, abstrak, kata pengantar, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel dan daftar lampiran.

### 2) Bagian Isi Skripsi

Bagian isi skripsi terdiri dari lima bab, yaitu sebagai berikut;

#### a. BAB 1: PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian serta sistematika penulisan skripsi.

b. **BAB 2: TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi penjelasan mengenai definisi maupun pemikiran-pemikiran yang dijadikan kerangka teoritis yang menyangkut dan mendasari pemecahan masalah dalam skripsi ini.

c. **BAB 3: METODE PENELITIAN**

Bab ini berisi penjelasan mengenai studi pendahuluan, tahap pengumpulan data, dan tahap pengembangan sistem.

d. **BAB 4: HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi hasil penelitian beserta pembahasannya.

e. **BAB 5: PENUTUP**

Bab ini berisi simpulan dari penulisan skripsi dan saran yang diberikan penulis untuk mengembangkan skripsi ini.

**3) Bagian Akhir Skripsi**

Bagian akhir skripsi ini berisi daftar pustaka yang merupakan informasi mengenai buku-buku, sumber-sumber dan referensi yang digunakan penulis serta lampiran-lampiran yang mendukung dalam penulisan skripsi ini.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini dikembangkan dari beberapa referensi yang mempunyai keterkaitan dengan metode dan objek penelitian. Penggunaan referensi ini ditujukan untuk memberikan batasan-batasan terhadap metode dan sistem yang nantinya akan dikembangkan lebih lanjut. Berikut adalah hasil dari penelitian sebelumnya.

Penelitian yang pernah dilakukan yakni oleh Maruyama (2013:347) melakukan penelitian yang berjudul “*Heterodimeric Protein Complex Identification by Naïve Bayes Classifiers*”. Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi protein kompleks heterodimerik berdasarkan kumpulan data genomik. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan metode Naïve Bayes *Classifiers* untuk mempelajari parameter-parameter fiturnya khususnya pada fitur protein kompleks heterodimerik sehingga prediktabilitasnya dapat ditingkatkan dan lebih akurat.

Trihartati & Adi (2016: 99-108) melakukan penelitian yang berjudul “*An Identification of Tuberculosis (TB) Disease in Humans using Naïve Bayesian Method*”. Penelitian ini dilakukan untuk mengoptimalkan diagnosa dalam penyakit *tuberculosis*. *Naïve Bayes Classifiers* memprediksi probabilitas keanggotaan kelas dengan kelas yang memiliki nilai probabilitas tertinggi. Hasil

dari sistem ini adalah identifikasi jenis *Tuberculosis* dari pasien. Penelitian ini menggunakan 237 data uji yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85,95%.

Rahmawati & Wibawanto (2016:64-69) melakukan penelitian berjudul “Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Paru-Paru Menggunakan Metode *Forward Chaining*”. Peneliti melakukan penelitian menggunakan metode *Forward Chaining* untuk mendiagnosa penyakit paru-paru yang diderita oleh pasien. Metode *Forward Chaining* memiliki konsep basis pengetahuan dan penalaran dari pakar untuk mendapatkan kesimpulan berdasarkan keluhan atau gejala yang diderita. Penelitian ini mendapatkan tingkat akurasi sebesar 84,21% dengan menggunakan data uji sebanyak 19 data.

Yanto *et al.*,(2017:61-67) melakukan penelitian yang berjudul “Aplikasi Sistem Pakar Diagnosa Penyakit pada Anak Bawah Lima Tahun Menggunakan Metode *Forward Chaining*”. Penelitian ini dilakukan untuk mendiagnosa penyakit pada balita berbasis *mobile* menggunakan metode *Forward Chaining*. Dalam penelitian ini peneliti mendapatkan tingkat akurasi sebesar 82% dengan menggunakan 50 data uji.

Tursina (2016:56-63) melakukan penelitian yang berjudul “Prediksi Proses Persalinan Menggunakan *Case Based Reasoning*’. Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi proses persalinan menggunakan metode *Case Based Reasoning* (CBR). *Case Based Reasoning* merupakan suatu penalaran yang mengambil kesimpulan atau solusi dengan cara mengadopsi solusi yang sudah ada. Metode ini memberikan solusi berdasarkan kasus-kasus yang disimpan. Metode *Case Based Reasoning*, membutuhkan metode similaritas yang tepat untuk mencari

similar atau kesamaan antar kasus, sehingga memerlukan tempat penyimpanan yang besar apabila data yang disimpan sangat banyak. Penelitian ini menghasilkan nilai similaritas tertinggi sebesar 0.8.

Amalia & Evicienna (2017:121-126) melakukan penelitian yang berjudul “Aplikasi Sistem Penunjang Keputusan untuk Prediksi Ibu Melahirkan”. Penelitian ini dilakukan untuk menghasilkan sebuah aplikasi sistem penunjang keputusan yang digunakan sebagai prediksi proses ibu melahirkan yaitu secara normal atau sesar. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan metode *data mining* yaitu algoritma C4.5 yang digunakan untuk melakukan pengolahan data.

Wulan *et al.*, (2014 : 46-51) melakukan penelitian berjudul “Perancangan Sistem Pakar Penentu Proses persalinan Dengan Metode Naïve Bayes pada Kepulauan di Daerah Terpencil Penebel Tabanan Bali”. Penelitian ini menggunakan metode Naïve Bayesian untuk penentuan persalinan normal atau sesar pada ibu hamil berdasarkan kondisi ibu dan janin. Karakteristik yang digunakan pada penelitian ini yaitu usia, riwayat bedah sesar, letak sungsang, CPD, *plasenta previa*, PEB, oligohidroamnion, dan hipertensi. Penelitian ini menggunakan 100 data pasien untuk dilakukan pengujian, dengan 78 data pasien menjalani persalinan normal dan 22 data pasien menjalani persalinan sesar.

## **2.2 Landasan Teori**

### **2.2.1 Kehamilan**

Kehamilan adalah pertumbuhan dan perkembangan janin *intrauterine* mulai sejak konsepsi sampai permulaan persalinan (Windiarto *et al.*, 2016:10). Lamanya hamil normal adalah 280 hari (40 minggu atau 9 bulan 7 hari) dihitung

dari menstruasi pertama hingga menstruasi terakhir. Kehamilan dibagi dalam 3, triwulan pertama dimulai dari hasil konsepsi sampai tiga bulan, triwulan kedua dimulai dari bulan keempat sampai enam bulan, triwulan ketiga dari bulan ketujuh sampai bulan kesembilan (Saifudin, 2008:89).

Menurut Federasi Obstetri Ginekologi Internasional dalam buku Ilmu Kebidanan (2009: 213), kehamilan didefinisikan sebagai fertilisasi atau penyatuan spermatozoa dan *ovum* dan dilanjutkan dengan nidasi atau implantasi. Bila dihitung dari saat fertilisasi hingga bayi lahir, kehamilan norma akan berlangsung dalam 12 minggu, trimester kedua 15 minggu (minggu ke-13 hingga minggu ke-27), dan trimester ketiga 13 minggu (minggu ke-28 hingga ke-40).

## **2.2.2 Persalinan**

### **a. Pengertian Persalinan**

Menurut Wahyuni & Wahyuningsih (2015:44) persalinan adalah proses membuka dan menipisnya serviks, janin turun ke dalam jalan lahir. Kelahiran adalah proses dimana janin dan ketuban terdorong keluar melalui jalan lahir. Persalinan dan kelahiran normal adalah proses pengeluaran janin yang terjadi pada kehamilan cukup bulan (37-42 minggu), lahir spontan dengan presentasi belakang kepala yang berlangsung dalam 18 jam, tanpa komplikasi baik pada ibu maupun pada janin.

Menurut Febrianti (2019:263) menyatakan bahwa persalinan adalah proses yang alami yang berlangsung dengan sendirinya tetapi persalinan pada manusia setiap saat terancam penyulit yang membahayakan ibu maupun janinnya sehingga

memerlukan pengawasan, pertolongan dan pelayanan dengan fasilitas yang memadai.

### **b. Jenis Persalinan**

Macam-macam persalinan menurut Manuaba (1998:157) adalah:

- (1) Persalinan spontan yaitu bila persalinan berlangsung dengan tenaga sendiri.
- (2) Persalinan buatan yaitu bila persalinan dengan rangsangan sehingga terdapat kekuatan untuk persalinan.
- (3) Persalinan anjuran yaitu yang paling ideal sudah tentu persalinan spontan karena tidak memerlukan bantuan apapun yang mempunyai trauma persalinan yang paling ringan sehingga kualitas sumber daya manusia dapat terjamin.

Jenis persalinan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu persalinan normal dan persalinan *sectio caesarea*.

#### 1. Persalinan normal

Persalinan normal adalah proses pengeluaran hasil konsepsi (janin) yang dapat hidup dari dalam uterus melalui vagina ke dunia luar secara spontan tanpa bantuan alat dan tidak melukai ibu dan janin yang berlangsung sekitar 18-24 jam, dengan letak janin belakang kepala (Varneys,2003).

#### 2. Persalinan *sectio caesarea*

Persalinan *sectio caesarea* adalah suatu cara melahirkan janin dengan membuat sayatan pada dinding depan perut atau vagina (Mochtam, 1998:35).

### **c. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Persalinan**

Banyak faktor yang dapat mempengaruhi lamanya proses persalinan berlangsung bahkan dapat mempengaruhi keberhasilan melahirkan secara normal,

menurut Hebert Hutabarat sebagaimana dikutip oleh Manuaba (1998:34) faktor-faktor tersebut antara lain:

(1) Komplikasi obstetri

- a. Umur kurang dari 19 tahun atau diatas 35 tahun.
- b. Paritas:
  - Primi gravida tua primer atau sekunder,
  - Grande multipara.
- c. Riwayat persalinan
  - Abortus lebih dari 2 kali,
  - Partus prematur 2 kali atau lebih,
  - Riwayat kematian janin dalam rahim,
  - Perdarahan pascapersalinan,
  - Riwayat pre-eklampsia-eklampsia,
  - Riwayat kehamilan mola hidatidosa,
  - Riwayat persalinan dengan tindakan operasi (ekstraksi vakum, ekstraksi forseps, ekstraksi versi, atau plasenta manual),
  - Terdapat disproporsi sefalopelvik,
  - Perdarahan antepartum,
  - Kehamilan ganda atau hidramnion,
  - Hamil dengan kelainan letak,
  - Sangkaan dimaturitas,
  - Serviks inkompeten,dan
  - Hamil disertai mioma uteri atau kista ovarium.



## (2) Komplikasi medis

Kehamilan yang disertai dengan

- a. Anemia;
- b. Hipertensi;
- c. Penyakit jantung;
- d. Hamil dengan diabetes mellitus;
- e. Hamil dengan obesitas;
- f. Hamil dengan penyakit hepar;
- g. Hamil dengan penyakit paru;
- h. Hamil dengan penyakit lainnya.

Faktor-faktor mempengaruhi persalinan yang digunakan dalam penelitian ini adalah usia, riwayat bedah sesar, letak sungsang, *cephalopelvic disproportion* (CPD), *plasenta previa*, preeklamsia berat, oligohidroamnion, dan hipertensi.

### 1. Usia

Menurut Sumelung, *et al.*(2014:3), kehamilan di usia muda atau remaja di bawah usia 20 tahun akan mengakibatkan rasa takut dan persalinan, hal tersebut dikarenakan ibu belum siap memiliki anak serta alat reproduksi ibu yang belum siap untuk hamil. Pada usia diatas 35 tahun, kematangan organ reproduksi mengalami penurunan sehingga dapat menimbulkan masalah kesehatan pada saat persalinan dan beresiko terjadinya persalinan *preterm* (Anasari & Pantiawati, 2016:104). Usia 20-35 tahun adalah usia yang paling tepat bagi wanita untuk memiliki anak, karena pada usia tersebut baik secara psikologis maupun biologis

ibu telah siap untuk mengalami kehamilan dan persalinan (Maulinda & Rusdyati, 2018:41).

## 2. Riwayat Bedah Sesar

Persalinan secara sesar pada ibu dengan riwayat sesar memiliki resiko kematian lebih tinggi tetapi persalinan normal pada ibu dengan riwayat sesar memiliki resiko komplikasi yang lebih tinggi, komplikasi yang dapat dialami ialah perdarahan dan *rupture* (Candy *et al.*, 2018:404).

## 3. Letak Sungsang

Letak sungsang merupakan keadaan dimana janin terletak memanjang dengan kepala di fundus uteri dan bokong berada di bagian bawah kavum uteri (Aprina & Puri, 2016:95). Idealnya, bayi lahir dengan kepala terlebih dahulu. Akan tetapi, terkadang bayi justru lahir dengan bokong terlebih dahulu, kemudian kepala. Posisi bayi sungsang dapat menyebabkan permasalahan saat akan menjalani persalinan.

## 4. *Cephalopelvic Disproportion* (CPD)

*Cephalopelvic Disproportion* atau pinggul sempit adalah disproporsi antara ukuran janin dan ukuran pelvis, yakni ukuran pelvis tertentu tidak cukup besar untuk mengakomodasi keluarnya janin tertentu melalui pelvis sampai terjadi kelahiran pervaginam (Varney, 2007:769).

## 5. *Plasenta Previa*

*Plasenta Previa* adalah keadaan dimana plasenta berimplantasi pada tempat abnormal, yaitu pada segmen bawah Rahim sehingga menutupi sebagian

atau seluruh pembukaan jalan lahir. Pada keadaan normal plasenta terletak di bagian atas uterus (Megasari *et al.*, 2015:218).

#### 6. Preeklamsia Berat

Preeklamsia adalah penyakit dengan tanda-tanda hipertensi, edema dan proteinuria yang timbul karena kehamilan. Preeklamsia dibagi menjadi 2 golongan yaitu ringan dan berat. Preeklamsia dapat digolongkan menjadi preeklamsia berat apabila terdapat satu atau lebih gejala di bawah ini ditemukan (Permatasari *et al.*, 2013:9):

- a. Tekanan sistolik 160 mmHg, atau tekanan diastolik 110 mmHg;
- b. Proteinuria 3 atau 4+ pada pemeriksaan kualitatif;
- c. Oliguria (air kencing) 400mL atau kurang dalam 24 jam;
- d. Keluhan serebral, gangguan penglihatan atau nyeri di daerah epigastrium;
- e. Edema paru atau sianosis.

#### 7. Oligohidroamnion

Oligohidroamnion merupakan kondisi volume air ketuban sangat sedikit. Hal ini disebabkan karena janin sedikit sekali dalam memproduksi air ketuban. Selain itu juga dapat disebabkan air ketuban yang merembes keluar. Air ketuban yang merembes ini biasanya karena selaput ketuban yang membungkusnya robek. (Rahmatullah & Kurniawan, 2016:155).

#### 8. Hipertensi

Hipertensi dapat diawali dengan pembengkakan pada bagian kaki, tangan, wajah dan naiknya tekanan darah  $\geq 140/90$  mmHg dan dapat menimbulkan komplikasi yang lebih parah hingga berakibat pada kematian. Hipertensi hingga

kini masih menjadi penyebab tingginya angka kesakitan dan kematian baik pada ibu, janin, maupun bayi yang dilahirkan, wanita hamil dengan hipertensi menunjukkan peninggian risiko terjadinya komplikasi, sedangkan janin yang dikandung berisiko tinggi terkena hambatan pertumbuhan (Hapsari & Hendraningsih, 2018:9).

Penyakit hipertensi dalam kehamilan merupakan kelainan vaskular yang terjadi sebelum kehamilan atau timbul dalam kehamilan atau pada masa nifas. Golongan penyakit ini ditandai dengan hipertensi dan sering disertai proteinuria, edema, kejang, koma, atau gejala-gejala lain (Sastrawinata, 2004:68).

### **2.2.3 Sistem Pakar**

Sistem Pakar adalah sebuah program komputer yang dirancang untuk memodelkan kemampuan menyelesaikan masalah seperti layaknya seorang pakar dalam bidang tertentu (Gupta & Singhal, 2013:110-113). Sistem ini mengintegrasikan antara pengetahuan dan teknologi serta diharapkan sistem pakar dapat mengatasi permasalahan di bidang kesehatan. Sistem pakar digunakan untuk membantu pakar bukan menggantikan tugas para pakar serta melengkapi kemampuan pakar tersebut agar lebih optimal melalui pengolahan komputer. Masalah-masalah yang ditangani oleh pakar tidak hanya masalah yang mengandalkan algoritma saja tetapi terkadang juga masalah yang sulit untuk dipahami. Oleh karena itu algoritma berbasis sistem pakar yang dibangun belum tentu dibangun atas dasar pengetahuan dan aturan.

Sistem pakar merupakan sistem yang memanfaatkan pengetahuan manusia. Pengetahuan tersebut direkam dalam komputer untuk memecahkan

persoalan yang biasanya memerlukan keahlian manusia. Aji *et al.* (2018:2127) melakukan penelitian untuk mendiagnosa penyakit ibu hamil menggunakan sistem pakar dengan menerapkan metode *Certainty Factor*. Penelitian ini dilakukan dengan menekankan menemukan kesesuaian antara kinerja sistem dengan daftar kebutuhan yang diperoleh dari pakar.

Sistem pakar dirancang agar dapat menyelesaikan permasalahan tertentu sesuai bagaimana cara manusia menyelesaikan permasalahan tersebut, secara otomatis. Sistem pakar dapat ditampilkan dalam dua macam, yaitu pengembangan dan konsultasi. Pengembangan digunakan untuk membangun sistem pakar berbasis komponen dan memasukkan pengetahuan ke dalam basis data pengetahuan. Konsultasi digunakan oleh user untuk memperoleh pengetahuan dan berkonsultasi.

### **2.2.5 *Decision tree***

*Decision tree* merupakan metode klasifikasi dan prediksi yang sangat kuat dan terkenal. Metode *decision tree* mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang mempresentasikan aturan. Aturan dapat dengan mudah dipahami dengan bahasa alami. Aturan dapat diekspresikan dalam bentuk basis data seperti *Structured Query Language (SQL)* untuk mencari *record* pada data tertentu. Berdasarkan hasil penelitian Azmi & Dahria (2013:157) mendemonstrasikan *decision tree* untuk pengambilan keputusan. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa *decision tree* dapat menguraikan proses pengambilan keputusan yang kompleks menjadi lebih sederhana.

Sebuah *decision tree* adalah sebuah struktur yang dapat digunakan untuk membagi kumpulan data yang besar menjadi himpunan-himpunan *record* yang lebih kecil dengan menerapkan serangkaian aturan keputusan. Pada *decision tree* setiap simpul mempresentasikan sebuah atribut, sebuah cabang mempresentasikan nilai dari sebuah atribut, dan daun mempresentasikan label kelas. Simpul yang bukan simpul akhir dari akar dan simpul internal yang terdiri dari kondisi tes atribut pada sebagian *record* yang mempunyai karakteristik yang berbeda. Simpul akar dan simpul internal ditandai dengan bentuk oval dan simpul daun ditandai dengan bentuk segi empat.

Ada beberapa konsep dalam *decision tree*, antara lain (Muzakir & Wulandari, 2016:19-26):

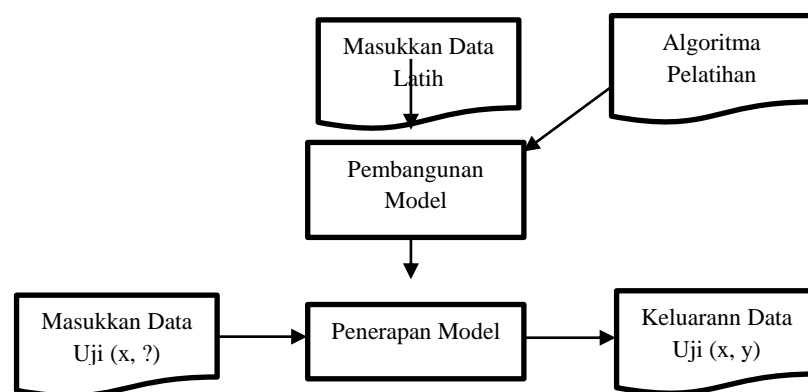
- (1) Data dinyatakan dalam bentuk Tabel dengan *attribute* dan *record*.
- (2) *Attribute* menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan *tree*. Misalkan untuk menentukan apakah akan main tenis, kriteria yang diperhatikan adalah cuaca, angin, dan *temperature*. Salah satu *attribute* merupakan *attribute* yang menyatakan data solusi *per-item* data yang disebut dengan target *attribute*.
- (3) *Attribute* memiliki nilai-nilai yang dinamakan dengan *instance*.

### **2.2.6 Konsep Klasifikasi**

Klasifikasi merupakan pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Dalam klasifikasi ada dua pekerjaan utama yang dilakukan, yaitu pembangunan model sebagai *prototype* untuk disimpan sebagai memori dan penggunaan model

tersebut untuk melakukan pengenalan/klasifikasi/prediksi pada suatu objek data lain agar diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang sudah disimpannya (Prabowo, 2018:209).

Klasifikasi adalah metode *data mining* yang dapat digunakan untuk proses pencarian sekumpulan model (fungsi) yang dapat menjelaskan dan membedakan kelas-kelas data atau konsep, yang tujuannya supaya model tersebut dapat digunakan memprediksi objek kelas yang labelnya tidak diketahui atau dapat memprediksi kecenderungan data-data yang muncul di masa depan. Berdasarkan hasil penelitian Saleh (2015:207) mendemonstrasikan metode klasifikasi Naïve Bayes dalam memprediksi besarnya penggunaan listrik rumah tangga. Hasil dari penelitian ini yaitu metode Naïve Bayes dapat mengklasifikasi besarnya penggunaan listrik rumah tangga sehingga dapat mengatur penggunaan listrik agar lebih efisien. Proses klasifikasi tersebut seperti terlihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Proses Pekerjaan Klasifikasi

### 2.2.7 Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi yang sederhana dan sering digunakan. Naïve Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Teorema keputusan Bayes adalah pendekatan statistik yang fundamental dalam pengenalan pola (*pattern recognition*). Naïve Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara *conditional* saling bebas jika diberikan nilai *output*. Dengan kata lain, diberikan nilai *output*, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu.

Maruyama (2013:347), melakukan penelitian dengan menggunakan metode Naïve Bayes. Hasil dari penelitian ini yaitu bertujuan untuk meningkatkan probabilitas sehingga memberikan prediksi yang lebih akurat. Teorema bayes memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya (Bustami, 2013:884-898). Adapun Persamaan Teorema Bayes dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$P(Y | X) = \frac{P(X | H) P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dalam hal ini,

X = data dengan kelas yang tidak diketahui (*data training*)

H = hipotesis

$P(Y|X)$  = probabilitas selanjutnya, dimana probabilitas bersyarat dari hipotesis H berdasarkan pada kondisi X



$P(H)$  = probabilitas sebelumnya dari hipotesis H, yaitu probabilitas dimana hipotesis Y adalah valid sebelum data X muncul

$P(X)$  = probabilitas data X

$P(X|H)$  = probabilitas bersyarat dari X berdasarkan kondisi hipotesis H, dan disebut sebagai *likelihood*.

Klasifikasi Naïve Bayes yang mengacu pada *Teorema Bayes* dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$P(C_i | X) = \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{P(X)} \quad (2)$$

Menurut Han, *et al* (2012:351) proses dari pengklasifikasian Naïve Bayes adalah sebagai berikut:

- 1) Variabel D adalah kumpulan dari data dan label yang terkait dengan *class*. Setiap data diwakili oleh vektor atribut n-dimensi,  $X = x_1, x_2, \dots, x_n$  dengan n dibuat dari data n atribut, berturut-turut,  $A_1, A_2, \dots, A_n$ .
- 2) Misalkan terdapat i *class*,  $C_1, C_2, \dots, C_i$ . Diberikan sebuah data X, kemudian pengklasifikasian akan memprediksi X ke dalam data kelompok yang memiliki probabilitas posterior tertinggi berdasarkan kondisi X. Artinya, pengklasifikasian Naïve Bayes memprediksi bahwa data X termasuk *class*  $C_1$  jika dan hanya jika seperti pada Persamaan 3.

$$P(C_i|X) > P(C_j|X) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i \quad (3)$$

Maka nilai  $P(C_i|X)$  harus lebih dari nilai  $P(C_j|X)$  supaya diperoleh hasil akhir  $P(C_i|X)$ .

3) Ketika  $P(X)$  konstan untuk semua *class* maka hanya  $P(X|C_I)P(C_i)$  yang dihitung. Jika probabilitas *class prior* sebelumnya tidak diketahui, maka diasumsikan bahwa memiliki *class* yang sama, yaitu  $P(C_1) = P(C_2) = \dots = P(C_m)$ , untuk menghitung  $P(X|C_I)$  dan  $P(X|C_I)P(C_i)$ . Perhatikan bahwa probabilitas *class prior* dapat diperkirakan oleh Persamaan 4.

$$P(C_i) = \frac{|C_{i,D}|}{|D|} \quad (4)$$

Dimana  $|C_{(i,D)}|$  adalah jumlah data *training* dari *class*  $C_i$  dan  $D$  adalah jumlah total data *training* yang digunakan.

4) Apabila diberikan kumpulan data yang mempunyai banyak atribut, maka mengurangi perhitungan  $P(X|C_I)$ , Naïve Bayes mengasumsikan perbuatan *class independent* bersyarat. Anggap bahwa nilai-nilai atribut tersebut berifat independen satu sama lain dan di antara atribut tidak terdapat relasi dependensi, maka digunakan Persamaan 5.

$$P(X|C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k|c_i) = P(x_1|c_i) \times P(x_2|c_i) \times \dots \times P(x_n|c_i) \quad (5)$$

Keterangan :

$P(C_I|X)$  = probabilitas hipotesis  $C_I$  jika diberikan fakta atau *record*  $X$  (*Posterior Probability*)

$P(X|C_I)$  = mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan yang paling besar (*likelihood*)

$P(C_i)$  = *Prior probability* dari  $X$  (*Prior probability*)

$P(X)$  = Jumlah *probability tuple* yang muncul

Perhitungan  $P(X|C_I)$  pada setiap atribut mengikuti hal-hal berikut:

- a. Jika  $A_k$  adalah kategorikal, maka  $P(X_k|C_l)$  adalah jumlah data dari *class*  $C_i$  di  $D$  yang memiliki nilai  $x_k$  untuk atribut  $A_k$  dibagi dengan  $|C_{iD}|$  yaitu jumlah data dari *class*  $C_i$  di  $D$ .
- b. Jika  $A_k$  adalah numerik, biasanya diasumsikan memiliki distribusi *Gauss* dengan rata-rata  $\mu$  dan standar deviasi  $\sigma$ , didefinisikan oleh Persamaan 6.

$$g(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

Sehingga diperoleh Persamaan 7.

$$P(x_k|C_i) = g(x_k, \mu_{C_i}, \sigma_{C_i}) \quad (7)$$

Setelah itu  $\mu_{C_i}$  dan  $\sigma_{C_i}$  merupakan deviasi *mean* (rata-rata) dan standar deviasi masing-masing nilai atribut  $A_k$  untuk *training tuple class*  $C_i$

- 5)  $P(X|C_l)P(C_l)$  dievaluasi pada setiap *class*  $C_i$  untuk memprediksi pengklasifikasian label *class* data dengan menggunakan Persamaan 8

$$P(X|C_i)P(C_i) > P(X|C_j)P(C_j) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i \quad (8)$$

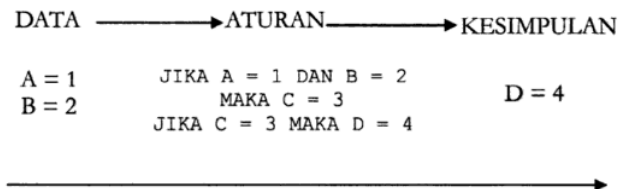
Label *class* untuk data  $X$  yang diprediksi adalah *class*  $C_i$  jika nilai  $P(X|C_l)P(C_l)$  lebih dari nilai  $P(X|C_j)P(C_j)$ .

### 2.2.8 Forward Chaining

Metode *Forward Chaining* merupakan proses peruntukan yang dimulai dari sekumpulan fakta-fakta (data) dengan mencari kaidah yang cocok dengan dugaan/hipotesis yang ada menuju ke kesimpulan (Siswanto, 2010:126). Menurut Putra (2013:42) *Forward chaining* adalah suatu rantai yang dicari atau dilewati dari suatu permasalahan untuk memperoleh solusinya. *Forward chaining* adalah penalaran dari fakta menuju konklusi yang terdapat dari fakta.

Metode *Forward Chaining* diawali dengan premis-premis atau informasi masukan (*if*) kemudian menuju konklusi (*then*). Hadi *et al.* (2016:111) melakukan penelitian dengan mengaplikasikan metode *Forward Chaining* untuk mendiagnosa penyakit ayam. Penelitian ini menggunakan metode runut maju dimulai dari premis-premis atau informasi masukan (*if*) dahulu kemudian menuju kesimpulan atau *derived information* (*then*). Aturan *if-then* merupakan representasi dari pengetahuan.

Informasi masukan berupa data, bukti, temuan, atau pengamatan. Sementara konklusi berupa tujuan, hipotesa, penjelasan atau diagnosis (Gambar 2.2). Metode *Forward Chaining* disebut juga sebagai *data-driven* karena menggunakan informasi yang ditentukan oleh pengguna (Siswanto, 2010:121)



Gambar 2.2 Proses *Forward Chaining* (Kusrini, 2009:36)

### 2.2.9 Website

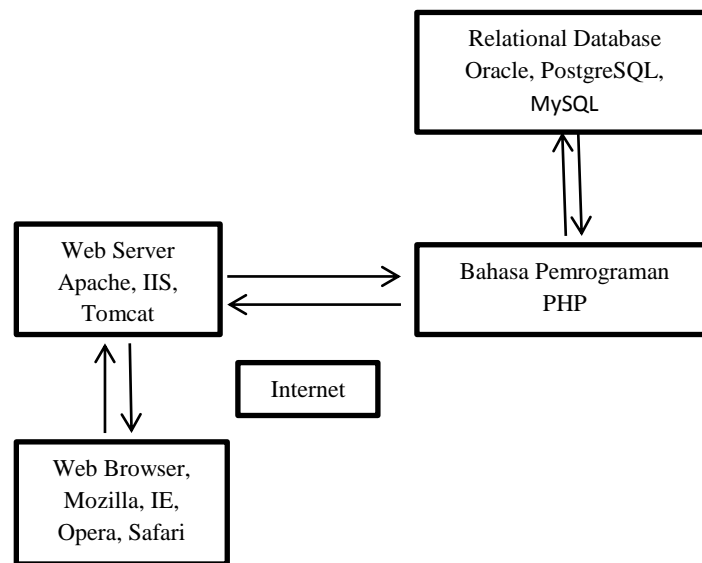
Tim Barners Lee pada tahun 1989 menemukan metode pemrograman web yang disebut HTML. HTML adalah singkatan dari *Hypertext Markup Language* yang merupakan suatu kode semi pemrograman yang menjadi dasar terwujudnya *website* (Yuhefizar *et al.*, 2006:1). *Website* atau situs dapat diartikan sebagai kumpulan halaman-halaman yang digunakan untuk menampilkan informasi teks, gambar diam atau gerak, animasi, suara, dan atau gabungan dari semuanya, baik yang bersifat statis maupun dinamis yang membentuk satu rangkaian bangunan

yang saling terkait, yang masing-masing dihubungkan dengan jaringan-jaringan halaman (*hyperlink*). (Hidayat, 2010:2). *Website* merupakan suatu kumpulan *hyperlink* yang menuju alamat satu ke alamat lainnya dengan bahasa HTML (*Hypertext Markup Language*).

*Browser* merupakan *software* yang dipasang pada mesin *client*, berfungsi untuk menerjemahkan tag HTML menjadi halaman *web* (Anhar, 2010:6). *Browser* yang sering digunakan adalah Internet Explorer, Mozilla, Opera, Netscape, dan lainnya.

### **2.2.10 PHP**

PHP adalah singkatan dari *Hypertext Preprocessor* yaitu bahasa pemrograman *web server-side* yang bersifat *open source* (Anhar, 2010:3). PHP pertama kali dibuat oleh Rasmus Lerdorf pada tahun 1995. PHP adalah kode yang digunakan untuk membuat halaman *website* yang dinamis. Bahasa pemrograman PHP sangat cocok dikembangkan dalam lingkungan *web*, karena PHP dapat diletakkan pada *script* HTML atau sebaliknya. PHP dapat menghasilkan *website* yang secara terus-menerus hasilnya dapat berubah-ubah sesuai dengan pola yang diberikan. PHP tergolong sebagai bahasa pemrograman yang berbasis *server* (*server side scripting*) (Hikmah *et al.*, 2015:1).



Gambar 2.3 Bagan dari Aplikasi *Web* (Anhar, 2010:5)

Hubungan antara *Web Browser*, *Web Server*, Bahasa Pemrograman PHP, dan *Database* (Gambar 2.3) yaitu *Database* digunakan untuk menyimpan data yang kemudian diolah oleh bahasa pemrograman PHP yang ada di *web server* kemudian data tersebut ditampilkan dengan *web browser* dengan cara menuliskan alamat/URL sesuai nama file yang terdapat pada *web server* (Anhar, 2010:5). Keunggulan dari PHP adalah *cross platform* artinya dapat digunakan diberbagai sistem operasi, *on the fly* dimana PHP dapat membuat berbagai jenis dokumen, dan PHP mendukung banyak program *database* seperti MySQL, PostgreSQL, Oracle, sBase, dan lainnya.

### 2.2.11 MySQL

Sebuah *website* yang dinamis membutuhkan tempat penyimpanan data agar pengguna dapat memberikan komentar, saran, dan masukan atas *website* yang dibuat. *Database* merupakan suatu jalan untuk dapat menyimpan berbagai informasi dengan membaginya berdasarkan kategori-kategori tertentu

(Nurcholish, 2018:21). MySQL berfungsi untuk mengolah *Database* menggunakan bahasa SQL (Hikmah *et al.*, 2015:2). MySQL adalah sebuah perangkat lunak sistem manajemen basis data SQL (*Database Management System*) atau DBMS dari sekian banyak DBMS, seperti Oracle, MS SQL, Postagre SQL, dan lain-lain. MySQL memiliki kecepatan yang baik dalam menangani *query* (perintah SQL) (Anhar, 2010:21). MySQL bersifat *open source* sehingga dapat digunakan secara gratis.

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Studi Pendahuluan**

Pada tahap ini, dikumpulkan bahan, informasi, keterangan dan teori dalam buku dan konsultasi dengan para ahli atau narasumber serta rujukan dari artikel, jurnal, dan karya ilmiah lainnya yang berhubungan dengan objek penelitian dan algoritma yang digunakan dalam penelitian.

##### **3.1.1. Tempat dan Objek Penelitian**

Tempat yang digunakan untuk penelitian adalah Rumah Sakit Ibu dan Anak Kusuma Pradja Semarang beralamat di Jalan Bugangan 3-5, Rejosari, Semarang Timur. Sedangkan objek penelitian ini adalah pasien ibu melahirkan secara normal dan *sectio caearea*. Data yang digunakan yaitu berbentuk dokumen tentang faktor resiko pada ibu hamil bulan Januari 2016-Maret 2018 di Rumah Sakit Ibu dan Anak Kusuma Pradja Semarang yang berjumlah 233 data pasien ibu hamil.

#### **3.2. Variabel Penelitian**

Dengan mengetahui variabel yang akan diteliti, penulis dapat dengan mudah memperoleh dan memahami permasalahan dalam penelitian yang penulis lakukan. Ada dua variabel data yang ada dalam penelitian ini, yaitu jenis persalinan dan kondisi ibu hamil.

Pada penelitian ini variabel penelitian yang akan diteliti yaitu usia ibu, riwayat bedah sesar, letak sungsang, *Cephalopelvic Disproportion* (CPD), *plasenta previa*, PEB, oligohidroamnion dan hipertensi.



Tabel 3.1 Tabel Jenis Persalinan

No	Persalinan	Kode
1.	Persalinan Normal	R01
2.	Persalinan <i>Sectio Caesarea</i>	R02

Tabel 3.2 Tabel Kondisi Ibu Hamil

No	Kondisi Ibu	Kode
1.	Usia	G1
2.	Riwayat Bedah Sesar	G2
3.	Letak Sungsang	G3
4.	<i>Cephalopelvic Disproportion</i> (CPD)	G4
5.	<i>Plasenta Previa</i>	G5
6.	Preeklamsia Berat	G6
7.	Oligohidroamnion	G7
8.	Hipertensi	G8

Menurut Sihombing, *et al.*(2017:65) penentuan kategori usia pada ibu hamil ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Tabel Kategori Usia

No	Usia	Kategori
1.	Usia <20 tahun	Berisiko
2.	20-35 tahun	Tidak berisiko
3.	Usia >35 tahun	Berisiko

### 3.3. Analisis Data

Tahap analisis data merupakan teknik penyelesaian metode yang digunakan dalam penelitian. Pada penelitian ini teknik analisis data yang dijelaskan adalah metode Naïve Bayes dan metode *Forward Chaining* untuk prediksi proses persalinan.

### 3.3.1. Perhitungan Naïve Bayes

Berikut merupakan langkah-langkah untuk melakukan prediksi persalinan menggunakan metode Naïve Bayes. Langkah pertama pada proses Naïve Bayes dapat dilihat pada Persamaan 9.

$$P(Y | X) = \frac{P(X | H) P(H)}{P(X)} \quad (9)$$

Dalam hal ini,

X = data dengan kelas yang tidak diketahui (*data training*)

H = hipotesis

$P(H|X)$  = probabilitas selanjutnya, dimana probabilitas bersyarat dari hipotesis H berdasarkan pada kondisi X

$P(H)$  = probabilitas sebelumnya dari hipotesis H, yaitu probabilitas dimana hipotesis Y adalah valid sebelum data X muncul

$P(X)$  = probabilitas data X

$P(X|H)$  = probabilitas bersyarat dari X berdasarkan kondisi hipotesis H, dan disebut sebagai *likelihood*.

Klasifikasi Naïve Bayes yang mengacu pada *Teorema Bayes* dapat dilihat pada Persamaan 10.

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) P(C_i)}{P(X)} \quad (10)$$

Menurut Han, *et al* (2012:351) proses dari pengklasifikasian Naïve Bayes adalah sebagai berikut:

6) Variabel  $D$  adalah kumpulan dari data dan label yang terkait dengan *class*. Setiap data diwakili oleh vektor atribut  $n$ -dimensi,  $X = x_1, x_2, \dots, x_n$  dengan  $n$  dibuat dari data  $n$  atribut, berturut-turut,  $A_1, A_2, \dots, A_n$ .

7) Misalkan terdapat  $i$  *class*,  $C_1, C_2, \dots, C_i$ . Diberikan sebuah data  $X$ , kemudian pengklasifikasian akan memprediksi  $X$  ke dalam data kelompok yang memiliki probabilitas posterior tertinggi berdasarkan kondisi  $X$ . Artinya, pengklasifikasian Naïve Bayes memprediksi bahwa data  $X$  termasuk *class*  $C_1$  jika dan hanya jika seperti pada Persamaan 11.

$$P(C_i|X) > P(C_j|X) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i \quad (11)$$

Maka nilai  $P(C_i|X)$  harus lebih dari nilai  $P(C_j|X)$  supaya diperoleh hasil akhir  $P(C_i|X)$ .

8) Ketika  $P(X)$  konstan untuk semua *class* maka hanya  $P(X|C_i)P(C_i)$  yang dihitung. Jika probabilitas *class prior* sebelumnya tidak diketahui, maka diasumsikan bahwa memiliki *class* yang sama, yaitu  $P(C_i) = P(C_2) = \dots = P(C_m)$ , untuk menghitung  $P(X|C_i)$  dan  $P(X|C_i)P(C_i)$ . Perhatikan bahwa probabilitas *class prior* dapat diperkirakan pada Persamaan 12.

$$P(C_i) = \frac{|C_{i,D}|}{|D|} \quad (12)$$

Dimana  $|C_{(i,D)}|$  adalah jumlah data *training* dari *class*  $C_i$  dan  $D$  adalah jumlah total data *training* yang digunakan.

9) Apabila diberikan kumpulan data yang mempunyai banyak atribut, maka mengurangi perhitungan  $P(X|C_i)$ , Naïve Bayes mengasumsikan perbuatan *class independent* bersyarat. Anggap bahwa nilai-nilai atribut tersebut bersifat

independen satu sama lain dan diantara atribut tidak terdapat relasi dependensi, maka digunakan Persamaan 13.

$$P(X|C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k|c_i) = P(x_1|c_i)P(x_2|c_i) \dots P(x_n|c_i) \quad (13)$$

Keterangan :

$P(C_i|X)$  = probabilitas hipotesis  $C_i$  jika diberikan fakta atau *record* X (*Posterior Probability*)

$P(X|C_i)$  = mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan yang paling besar (*likelihood*)

$P(C_i)$  = *Prior probability* dari X (*Prior probability*)

$P(X)$  = Jumlah *probability tuple* yang muncul

Perhitungan  $P(X|C_i)$  pada setiap atribut mengikuti hal-hal berikut:

c. Jika  $A_k$  adalah kategorikal, maka  $P(X_k|C_i)$  adalah jumlah data dari *class*  $C_i$  di  $D$  yang memiliki nilai  $x_k$  untuk atribut  $A_k$  dibagi dengan  $|C_{iD}|$  yaitu jumlah data dari *class*  $C_i$  di  $D$ .

d. Jika  $A_k$  adalah numerik, biasanya diasumsikan memiliki distribusi *Gauss* dengan rata-rata  $\mu$  dan standar deviasi  $\sigma$ , didefinisikan oleh Persamaan 14.

$$g(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

Sehingga diperoleh Persamaan 15.

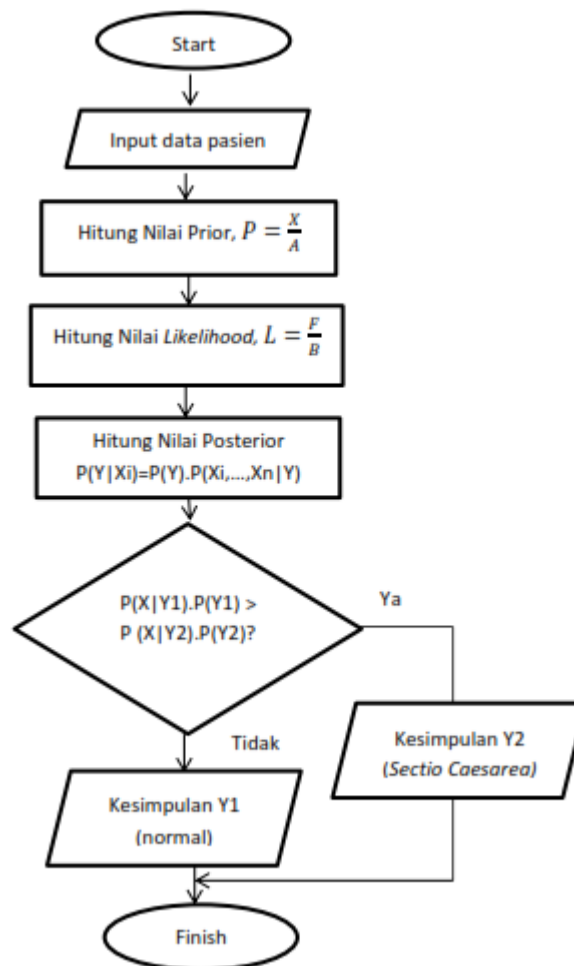
$$P(x_k|C_i) = g(x_k, \mu_{C_i}, \sigma_{C_i}) \quad (15)$$

Setelah itu  $\mu_{C_i}$  dan  $\sigma_{C_i}$  merupakan deviasi *mean* (rata-rata) dan standar deviasi masing-masing nilai atribut  $A_k$  untuk *training tuple class*  $C_i$

10)  $P(X|C_i)P(C_i)$  dievaluasi pada setiap *class*  $C_i$  untuk memprediksi pengklasifikasian label *class* data dengan menggunakan Persamaan 16.

$$P(X|C_i)P(C_i) > P(X|C_j)P(C_j) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i \quad (16)$$

Label *class* untuk data X yang diprediksi adalah *class*  $C_i$  jika nilai  $P(X|C_i)P(C_i)$  lebih dari nilai  $P(X|C_j)P(C_j)$ . Berikut ini adalah *flowchart* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* (Gambar 3.1).



Gambar 3.1 Flowchart metode *Naïve Bayes Classifier*

Menurut Argario *et al* (2018:2721) ada beberapa langkah-langkah dalam menyelesaikan perhitungan bayes yaitu:

### 1. Perhitungan Prior

Sebuah proses dimana membandingkan banyak anggota suatu kelas dengan keseluruhan data sampel. Adapun perhitungan Prior dapat dilakukan dengan persamaan 18.

$$P = \frac{X}{A} \quad (18)$$

Keterangan persamaan 18:

P = nilai prior

X = jumlah data tiap kelas

A = jumlah data seluruh kelas

### 2. Perhitungan *Likelihood*

Sebuah proses perhitungan nilai probabilitas setiap atribut terhadap kelasnya, kemungkinan kemunculan kelas ketika suatu atribut terpilih. Proses perhitungan untuk mencari *likelihood* dapat dilihat pada Persamaan 19.

$$L = \frac{F}{B} \quad (19)$$

Keterangan :

L = nilai *likelihood*

F = jumlah data fitur tiap kelas

B = jumlah seluruh data tiap kelas

### 1. Perhitungan Posterior

Perhitungan posterior merupakan sebuah hasil perhitungan *likelihood* dalam bentuk probabilitas atribut terhadap kelas digunakan untuk mencari peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam suatu kelas. Perhitungan

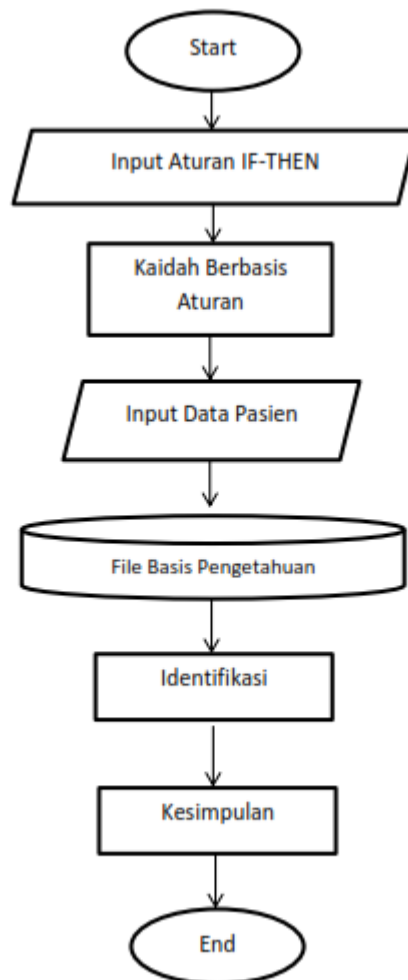
posterior dihitung dengan cara mengalikan kemungkinan atribut masukan dengan kelas, pada proses ini didapat probabilitas akhir untuk kesimpulan hasil persalinan. Adapun perhitungan posterior dapat dilihat pada Persamaan 20.

$$P(H|E)=P(H) \times P(E|H) \quad (20)$$

Hasil klasifikasi dilakukan dengan cara membandingkan nilai posterior dari kelas-kelas yang ada. Nilai posterior yang paling tinggi adalah yang terpilih menjadi hasil klasifikasi.

### **3.3.2. Pengolahan *Forward Chaining***

Penerapan *forward chaining* pada sistem ini dilakukan sesuai dengan fakta-fakta yang telah dimasukkan oleh *user*. Metode *Forward Chaining* merupakan proses peruntutan yang dimulai dari sekumpulan fakta-fakta (data) dengan mencari kaidah yang cocok dengan dugaan/hipotesa yang ada menuju ke kesimpulan (Siswanto, 2010:126). Berikut ini adalah *flowchart* menggunakan metode *Forward Chaining* (Gambar 3.2).



Gambar 3.2 *Flowchart* metode *Forward Chaining*

### 3.2.2.2. Proses Pengambilan Kesimpulan

Proses pengambilan kesimpulan oleh *Forward Chaining* memiliki dua kemungkinan. Kemungkinan pertama yaitu proses terhenti di *node* persalinan (pemilihan persalinan terdeteksi) atau terhenti pada *node* 0 atau \*\* (persalinan tidak terdeteksi). Pemilihan persalinan terdeteksi apabila hasil akhir dari proses menunjukkan satu jenis persalinan saja, apabila hasil akhir berupa lebih dari satu persalinan maka penelusuran terhenti dan tidak ada persalinan yang cocok (persalinan tidak terdeteksi).



### **3.4. Analisis Kebutuhan**

Tahap analisis kebutuhan merupakan suatu tahapan yang bertujuan untuk menguraikan sistem informasi yang utuh menjadi komponen-komponen yang lebih kecil untuk mengidentifikasi dan mengevaluasi kebutuhan, permasalahan serta hambatan yang terjadi sehingga dapat diusulkan perbaikan.

#### **3.4.1 Kebutuhan *User***

Kebutuhan *user* atau kebutuhan pengguna merupakan kebutuhan yang diperlukan oleh pengguna atau *user* dalam melakukan interaksi dengan sistem. Kebutuhan *user* dalam sistem pakar proses persalinan yaitu pengguna dapat dengan mudah mendapatkan hasil diagnosa persalinan berdasarkan keluhan-keluhan yang dialami oleh pengguna atau *user*.

#### **3.4.2 Kebutuhan Sistem**

Kebutuhan sistem merupakan kebutuhan yang disediakan oleh sistem sehingga dapat dimanfaatkan oleh *user* dengan baik dan benar. Kebutuhan sistem dibagi menjadi dua, yaitu kebutuhan fungsional dan kebutuhan non fungsional. Kebutuhan fungsional pada sistem proses persalinan dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Sistem pakar ini dapat digunakan sebagai rekomendasi persalinan berdasarkan basis pengetahuan para pakar.
2. Sistem pakar dapat bekerja maksimal dalam waktu yang tidak terbatas dalam merekomendasikan persalinan karena sistem tidak membutuhkan bantuan para pakar dalam penyelesaian masalah.

3. Sistem pakar dapat merekomendasikan persalinan layaknya seorang dokter ahli sehingga didapatkan hasil yang sesuai dengan kondisi yang dialami oleh pasien.

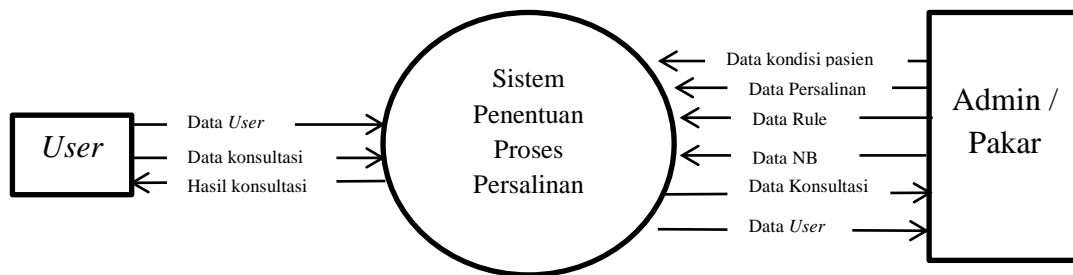
Sedangkan kebutuhan non fungsional sistem ada 2, antara lain kebutuhan operasional yaitu *user* menggunakan komputer atau laptop dengan adanya *browser* dan koneksi internet, serta kebutuhan performa yaitu sistem harus tersedia dan dapat digunakan selama 24 jam per hari.

### **3.4.3 Tahap Perancangan Sistem**

Tahap perancangan sistem bertujuan untuk menjelaskan uraian mengenai alur proses *input* dan *output* dari sistem yang akan dihasilkan. Perancangan sistem terdiri dari perancangan model, perancangan basis data, perancangan tabel basis data, dan relasi antar tabel. Perancangan model dimaksudkan untuk menguraikan langkah-langkah yang akan ditempuh perancangan sistem pakar diagnosis persalinan pada ibu hamil. Pemodelan yang digunakan dalam perancangan proses adalah *data flow diagram* (DFD). Sedangkan untuk menggambarkan perancangan *database*, digunakan pemodelan *entity relationship diagram* (ERD) dan dilanjutkan dengan tabel *database* serta relasi antar tabel di dalam *database*.

### **3.4.4 Diagram Konteks**

Diagram konteks merupakan gambaran dari keseluruhan sistem yang akan dirancang dan bertujuan untuk memberikan pandangan secara umum mengenai sistem. Perancangan sistem yang akan digambarkan dalam diagram konteks dapat dilihat pada Gambar 3.3.



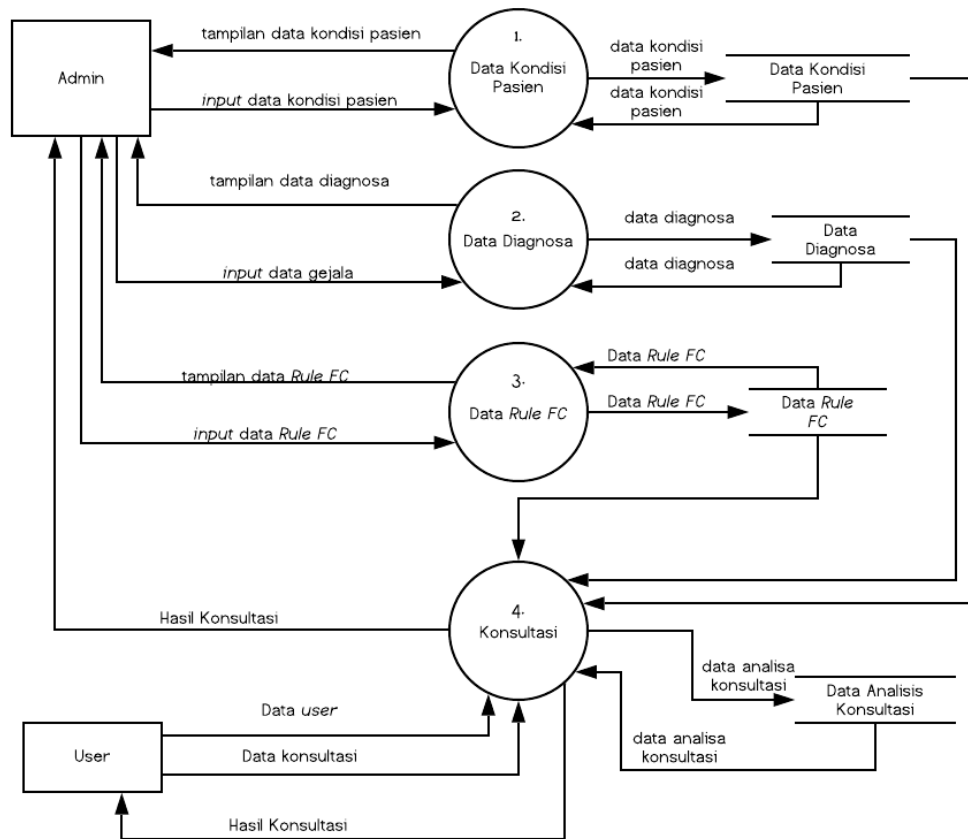
Gambar 3.3 Diagram Konteks

Keterangan diagram konteks pada Gambar 3.3 adalah sebagai berikut:

1. Pasien melakukan diagnosa ke sistem pakar diagnosa persalinan melalui *web* dengan mengisi data diri kemudian melakukan konsultasi berdasarkan kondisi yang dimiliki.
2. Sistem akan menampilkan kondisi apa saja yang dimiliki oleh pasien sebagai basis pengetahuan bagi sistem dalam mendiagnosa persalinan.
3. Sistem akan memberikan hasil persalinan berdasarkan kondisi yang dimiliki oleh pasien. Hasil diagnosa merupakan persalinan yang direkomendasikan oleh sistem untuk pasien.

#### 3.4.5 Data Flow Diagram (DFD)

DFD merupakan rancangan model yang menggambarkan fungsi dalam sistem secara logika yang mengalir. DFD pada sistem pakar penentuan persalinan tersusun atas level 0, level 1, dan level 2. DFD level 0 merupakan diagram konteks. DFD level 1 merupakan perluasan dari DFD level 0 atau diagram konteks. DFD level 1 dapat diperinci menjadi empat bagian DFD level 2 yang masing-masing merupakan proses data kondisi ibu hamil, data diagnosa, *rule forward chaining* dan data *user*. DFD level 1 dapat dilihat pada Gambar 3.4.

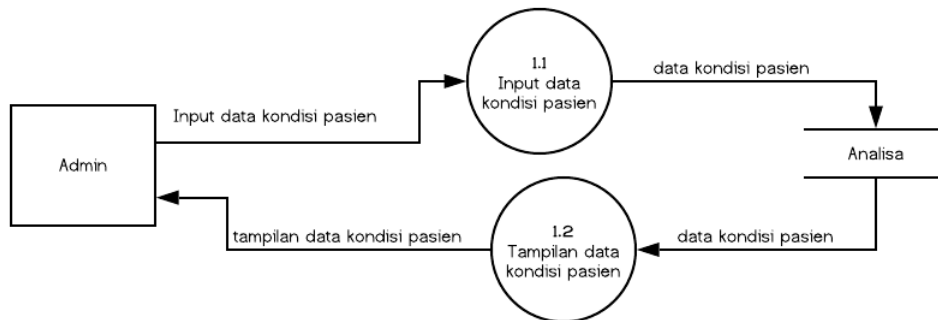


Gambar 3.4 DFD level 1

Keterangan DFD level 1 yang ditunjukkan pada Gambar 3.4 adalah sebagai berikut:

1. Pada menu konsultasi, *user* dapat mengetahui persalinan yang direkomendasikan oleh sistem dengan cara menjawab pertanyaan dari sistem. Jawaban dari pertanyaan itu akan digunakan sebagai informasi yang kemudian diolah oleh sistem menggunakan sistem pakar.
2. Pada menu kondisi pasien, admin dapat mengetahui kondisi yang dimiliki oleh *user*.
3. Pada menu diagnosa, admin dapat mengetahui diagnosa setiap *user*.

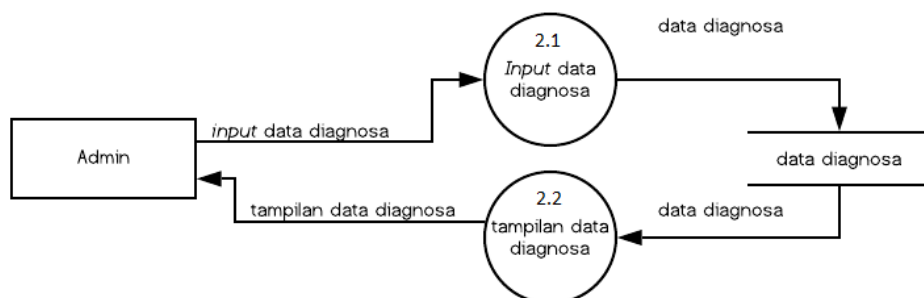
4. Pada menu *rule FC*, admin dapat mengetahui aturan-aturan apa saja yang digunakan untuk metode *Forward Chaining*.



Gambar 3.5 DFD level 2 dari Data Kondisi Pasien

Keterangan DFD level 2 dari kondisi pasien yang ditunjukkan pada Gambar 3.5 adalah sebagai berikut:

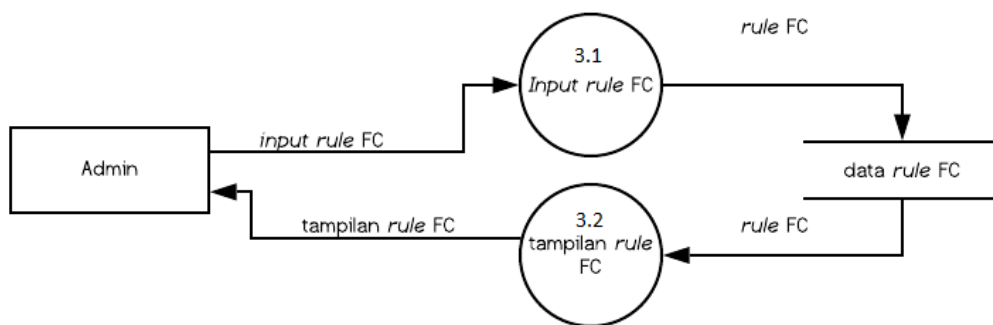
1. Admin memasukan data kondisi-kondisi ibu hamil pada sistem.
2. Sistem akan membaca dan menyimpan data yang dimasukkan oleh admin.
3. Admin dapat melihat tampilan berupa kondisi yang dimiliki ibu hamil pada sistem.



Gambar 3.6 DFD level 2 dari Data Diagnosa

Keterangan DFD level 2 dari diagnosa yang ditunjukkan pada Gambar 3.6 adalah sebagai berikut:

1. Admin memasukan data diagnosa persalinan pada sistem.
2. Sistem akan membaca dan menyimpan data yang dimasukkan oleh admin.
3. Admin dapat melihat tampilan berupa diagnosa persalinan pada sistem.

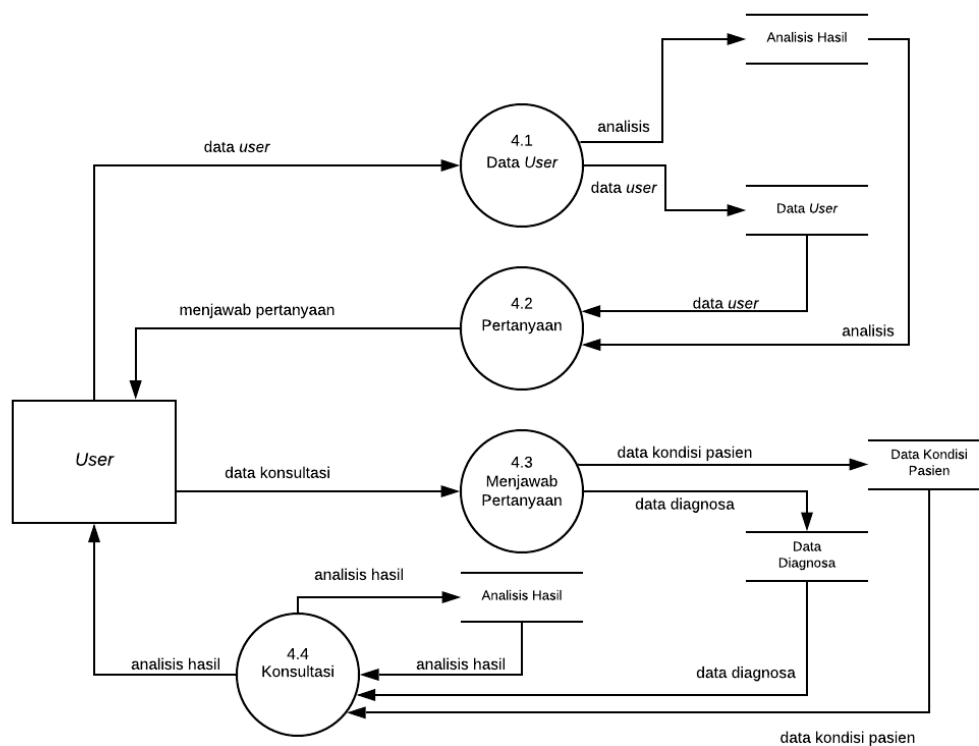


Gambar 3.7 DFD level 2 dari Rule *Forward Chaining*

Keterangan DFD level 2 dari *rule forward chaining* yang ditunjukkan pada

Gambar 3.7 adalah sebagai berikut:

1. Admin memasukan data aturan *Forward Chaining* pada sistem.
2. Sistem akan membaca dan menyimpan data yang dimasukkan oleh admin.
3. Admin dapat melihat tampilan berupa data aturan *Forward Chaining* pada sistem.



Gambar 3.8 DFD level 2 dari *User*

Keterangan DFD level 2 dari *user* yang ditunjukkan pada Gambar 3.8 adalah sebagai berikut:

1. Saat *user* mengakses halamanan sistem pakar makan akan tampil halaman sistem pakar, *user* diharuskan untuk mengisi data *user* pada *form* konsultasi.
2. Setelah mengisi data *user*, maka sistem akan secara otomatis memberikan sebuah pertanyaan mengenai kondisi-kondisi yang terjadi pada ibu hamil.
3. Kemudian sistem akan merelasikan semua kondisi dengan diagnosa persalinan yang berkaitan dengan menggunakan metode *Forward Chaining* dan Naïve Bayes.
4. Sistem akan memberikan data berupa rekomendasi persalinan, dan kondisi yang dimiliki ibu hamil

### 3.4.6 Struktur Tabel Basis Data

Sistem pakar diagnosa persalinan memiliki beberapa tabel yang digunakan untuk mendukung kinerja sistem tersebut. Tabel-tabel tersebut disimpan dalam satu *database* yang sama dan berikut ini adalah struktur tabel basis data.

#### 1) Tabel daftar\_kondisi

Tabel daftar\_kondisi merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai kondisi ibu hamil. Tabel daftar\_kondisi ditunjukkan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Tabel daftar\_kondisi

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_kondisi	Int(5)	<i>Primary key</i>
2.	Kode_kondisi	Varchar	Kode kondisi ibu
3.	Kondisi	Varchar	Nama kondisi

#### 2) Tabel daftar\_atribut

Tabel daftar\_atribut merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai atribut setiap kondisi. Tabel daftar\_atribut ditunjukkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Tabel daftar\_atribut

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_atribut	Int(5)	<i>Primary key</i>
2.	Id_kondisi	Int(5)	<i>Foreign key</i>
3.	Atribut	Varchar	Nama atribut kondisi

#### 3) Tabel nbc\_atribut

Tabel nbc\_atribut merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai atribut kondisi ibu hamil pada perhitungan Naïve Bayes. Tabel nbc\_atribut ditunjukkan pada Tabel 3.6.



Tabel 3.6 Tabel nbc\_atribut

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_atribut	Tinyint(3)	Primary key
2.	Atribut	Varchar(100)	Nama Atribut

## 4) Tabel nbc\_parameter

Tabel nbc\_parameter merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan parameter yang digunakan dalam pengujian Naïve Bayes. Tabel nbc\_parameter ditunjukkan pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Tabel nbc\_parameter

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_parameter	Tinyint(3)	Primary key
2.	Id_atribut	Tinyint(3)	Foreign key
3.	Nilai	Tinyint(3)	
4.	Parameter	Varchar(100)	Parameter yang digunakan

## 5) Tabel daftar\_solusi

Tabel daftar\_solusi merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai solusi persalinan. Tabel daftar\_solusi ditunjukkan pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Tabel daftar\_solusi

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_solusi	Int(5)	Primary key
2.	Solusi	Varchar	Nama Solusi Persalinan

## 6) Tabel rule\_base\_fc

Tabel rule\_base\_fc merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan kaidah aturan pada metode *Forward Chaining*. Tabel rule\_base\_fc ditunjukkan pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Tabel rule\_base\_fc

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id	Int(11)	<i>Primary Key</i>
2.	Id_penyakit	Int(11)	<i>Foreign key</i>
3.	Rule_base	Varchar(254)	<i>Kaidah Forward Chaining</i>

## 7) Tabel daftar\_user

Tabel daftar\_user merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai informasi dari admin dan pengguna. Tabel daftar\_user ditunjukkan pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Tabel daftar\_user

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	id_user	Int(5)	<i>Primary key</i>
2.	Username	Varchar	<i>Username</i>
3.	Nama	Varchar	<i>Nama user</i>
4.	Level	Varchar	<i>Kewenangan user</i>
5.	Password	Varchar	<i>Password</i>
6.	Tgl_lahir	Date	<i>Tanggal lahir user</i>

## 8) Tabel nbc\_responden

Tabel nbc\_responden merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan semua responden dari dataset. Tabel nbc\_responden ditunjukkan pada Tabel 3.11.

Tabel 3.11 Tabel nbc\_responden

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_responden	Tinyint(3)	<i>Primary key</i>
2.	Responden	varchar(50)	<i>Responden dari dataset</i>

## 9) Tabel daftar\_memiliki

Tabel daftar\_memiliki merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai hubungan antara pasien, kondisi ibu dan atribut kondisi ibu. Tabel daftar\_memiliki ditunjukkan pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12 Tabel daftar\_memiliki

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id	Int(5)	Primary key
2.	Id_user	Int(5)	Foreign key
3.	Id_kondisi	Int(5)	Foreign key
4.	Id_atribut	Int(5)	Foreign key

## 10) Tabel nbc\_data

Tabel nbc\_data merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data dari pengguna yang melakukan pengujian Naïve Bayes. Tabel nbc\_data ditunjukkan pada Tabel 3.13.

Tabel 3.13 Tabel nbc\_data

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id_data	Int(11)	Primary key
2.	Id_responden	Tinyint(3)	Foreign key
3.	Id_atribut	Tinyint(3)	Foreign key
4.	Id_parameter	Tinyint(3)	Foreign key

## 11) Tabel riwayat\_pengujian

Tabel riwayat\_pengujian merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan riwayat pengguna yang telah melakukan pengujian. Tabel riwayat\_pengujian ditunjukkan pada Tabel 3.14.

Tabel 3.14 Tabel riwayat\_pengujian

No	Nama	Tipe	Keterangan
1.	Id	Int(11)	Primary key
2.	Metode	Varchar(3)	Metode pengujian
3.	Kondisi	Varchar(50)	Kondisi pengguna
4.	Pasien	Varchar(50)	Pengguna
5.	Kesimpulan	Varchar(25)	Kesimpulan pengujian

## 12) Tabel info

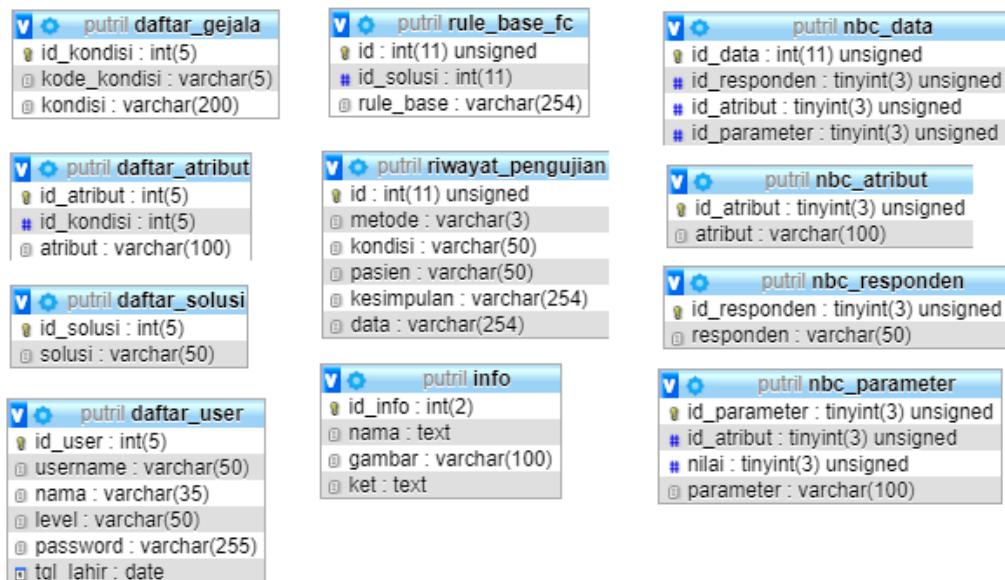
Tabel info merupakan tabel yang digunakan untuk menyimpan data-data mengenai informasi dalam *website*. Tabel info ditunjukkan pada Tabel 3.15.

Tabel 3.15 Tabel info

No	Nama	Type	Keterangan
1.	Id_info	Int(2)	Primary key
2.	Nama	Text	Judul informasi
3.	Gambar	Varchar	Gambar dari informasi
4.	Ket	Text	Keterangan informasi

## 3.4.7 Skema Basis Data

Skema basis data ini memperlihatkan bagian yang terdapat dalam entitas. Skema ini untuk menjelaskan isi dari sistem pakar diagnosa persalinan. Skema basis data proses persalinan dapat dilihat pada Gambar 3.9



Gambar 3.9 Skema Basis Data pada SiPPers

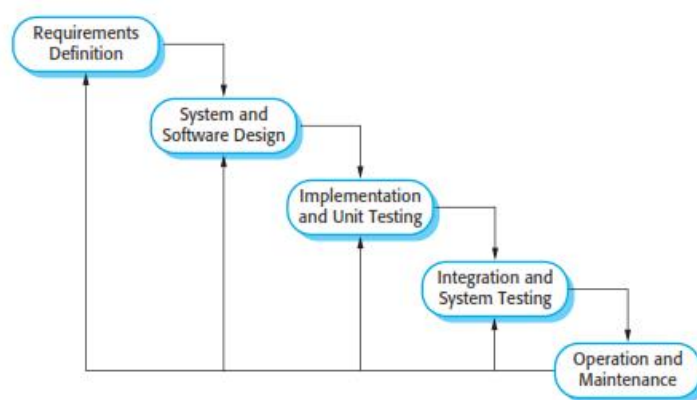
## 3.5 Perancangan Modul Aplikasi

Perancangan modul aplikasi dilakukan agar dapat diketahui apakah metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* memiliki tingkat akurasi

yang tinggi dalam penentuan proses persalinan ibu hamil. Dalam hal ini, penulis melakukan perancangan algoritma menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining*.

### 3.6 Perancangan Aplikasi

Perancangan aplikasi dilakukan sebagai alat uji dengan menggunakan pendekatan model *Waterfall* untuk penerapan metode *Naïve Bayes* dan *Forward Chaining* dalam penentuan proses persalinan. Model *waterfall* adalah sebuah pendekatan berdasarkan asumsi bahwa keputusan besar harus dibuat sebelum pengkodean dimulai (Paten & Jain, 2013:115). Menurut Sommerville (2009:31), model *waterfall* terbagi menjadi lima tahap yaitu *requirements definition*, *system and software design*, *implementation and unit testing*, *integration and system testing*, dan *operation and maintenance*. Gambar 3.10. menunjukkan tahapan proses pengembangan perangkat lunak model *waterfall*.



Gambar 3.10 Model *Waterfall* (Sommerville, 2009:30)

### **3.5.1. *Requirements Definition***

Layanan, kendala, dan tujuan sistem ditetapkan melalui konsultasi dengan pengguna sistem. Kemudian sistem didefinisikan secara rinci dan tahap ini juga berfungsi sebagai spesifikasi sistem.

### **3.5.2. *System and Software Design***

Proses desain sistem mengalokasikan persyaratan untuk sistem perangkat keras atau perangkat lunak dengan membangun arsitektur sistem secara keseluruhan. Desain perangkat lunak melibatkan mengidentifikasi dan menggambarkan abstraksi sistem perangkat lunak mendasar dan hubungannya.

### **3.5.3. *Implementation and Unit Testing***

Selama tahap ini, desain perangkat lunak diwujudkan sebagai satu set program atau unit program. Pengujian unit melibatkan verifikasi bahwa setiap unit memenuhi spesifikasinya.

### **3.5.4. *Integration and System Testing.***

Unit program individual atau program diintegrasikan dan diuji sebagai sistem yang lengkap untuk memastikan bahwa persyaratan perangkat lunak telah dipenuhi. Setelah pengujian, sistem perangkat lunak dikirim ke pelanggan.

### **3.5.5. *Operation and System Maintenance.***

Operasi dan pemeliharaan merupakan fase siklus hidup terpanjang. Sistem ini diinstal dan digunakan secara praktis. Pemeliharaan melibatkan koreksi kesalahan yang tidak ditemukan pada tahap awal siklus hidup, meningkatkan implementasi unit sistem dan meningkatkan layanan sistem ketika persyaratan baru ditemukan.

### **3.7 Analisis Hasil**

Analisis hasil merupakan tahapan yang paling penting dalam penyelesaian suatu kegiatan penelitian ilmiah. Dalam penelitian ini, dilakukan analisis tentang akurasi penggunaan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* dengan menggunakan perbandingan akurasi hasil klasifikasi yang diperoleh terhadap data pasien indikasi *sectio caesarea* dari masing masing metode setelah dilakukan perbandingan terhadap data asli dari rumah sakit.

### **3.8 Penarikan Kesimpulan**

Dari metode penelitian yang digunakan simpulan yang diperoleh dalam penelitian ini adalah tentang bagaimana hasil akurasi penggunaan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Forward Chaining* dalam pengambilan keputusan untuk menentu.

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Hasil Penelitian

##### 4.1.1. Tahap Perhitungan Naïve Bayes

Proses pembelajaran model Naïve Bayes menggunakan 233 data uji rekap medis pasien persalinan dari RSIA Kusuma Pradja Semarang. Menurut Argario *et al* (2018:2721), perhitungan Naïve Bayes dilakukan dengan menggunakan 3 langkah yaitu perhitungan prior, perhitungan *likelihood*, dan perhitungan posterior.

Berdasarkan pada data ke-1 dari Lampiran 1 berikut langkah-langkah perhitungan naïve bayes yang dilakukan oleh sistem menurut Argario *et al*.

1. Usia ibu : 21 tahun
2. Riwayat bedah sesar : tidak ada
3. Letak bayi sungsang: tidak
4. *Cephalopelvic Disporpotion* (CPD) : tidak
5. Plasenta Previa : tidak
6. Preeklamsia Berat : tidak
7. Oligohidroamnion : tidak
8. Hipertensi : tidak

- 1) Perhitungan Prior

Berdasarkan pada data ke-1 maka perhitungan prior Naïve Bayes adalah sebagai berikut



$$P = \frac{X}{A}$$

$$P(\text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{233} = 0.515$$

$$P(\text{Persalinan Sesar}) = \frac{113}{233} = 0.485$$

## 2) Perhitungan *Likelihood*

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan prior, maka selanjutnya sistem akan menghitung nilai *likelihood*. Berdasarkan pada data ke-1 maka perhitungan *likelihood* Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$L = \frac{F}{B}$$

### 1. Nilai *Likelihood* Usia Ibu

$$P(\text{Usia Ibu} = 21 \text{ tahun} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{102}{184} = 0.554$$

$$P(\text{Usia Ibu} = 21 \text{ tahun} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{82}{184} = 0.446$$

### 2. Nilai *Likelihood* Riwayat Sesar

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{192} = 0.625$$

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{72}{184} = 0.375$$

### 3. Nilai *Likelihood* Letak Sungsang

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{115}{198} = 0.581$$

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{83}{198} = 0.419$$

### 4. Nilai *Likelihood* CPD

$$P(\text{CPD} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{212} = 0.556$$

$$P(\text{CPD} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{92}{212} = 0.434$$

5. Nilai *Likelihood* Plasenta Previa

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{119}{227} = 0.524$$

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{108}{227} = 0.476$$

6. Nilai *Likelihood* PEB

$$P(\text{PEB} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{114}{210} = 0.543$$

$$P(\text{PEB} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{96}{210} = 0.457$$

7. Nilai *Likelihood* Oligohidroamnion

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{115}{208} = 0.553$$

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{93}{208} = 0.447$$

8. Nilai *Likelihood* Hipertensi

$$P(\text{Hipertensi} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{227} = 0.529$$

$$P(\text{Hipertensi} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{107}{227} = 0.471$$

Tabel 4.1 Tabel Nilai *Likelihood* Data ke-1

No	Kode persalinan	Kondisi							
		G01= T	G02= T	G03= T	G04= T	G05= T	G06= T	G07= T	G08= Y
1.	R01	0.554	0.625	0.581	0.566	0.524	0.543	0.553	0.529
2.	R02	0.446	0.375	0.419	0.434	0.476	0.457	0.447	0.471

## 3) Perhitungan Posterior

Langkah terakhir setelah menghitung nilai prior dan nilai *likelihood* yaitu menghitung nilai posterior tiap-tiap kelas. Dalam tahap ini akan menghasilkan kesimpulan persalinan. Berdasarkan pada data ke-1 maka perhitungan *posterior* Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned} \text{Posterior P1} &= 0.515 * 0.554 * 0.625 * 0.581 * 0.566 * 0.524 * 0.543 * 0.553 * 0.529 \\ &= 0.0048809178 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Posterior P2} &= 0.485 * 0.446 * 0.375 * 0.419 * 0.434 * 0.476 * 0.457 * 0.446 * 0.471 \\ &= 0.0006740476 \end{aligned}$$

#### 4) Hasil Diagnosa

Hasil diagnosa yang diberikan oleh sistem yaitu berdasarkan dari perbandingan nilai posterior. Nilai posterior tertinggi akan diambil sebagai kesimpulan. Dari data ke-1 dapat disimpulkan bahwa pasien ke-1 disarankan untuk melakukan persalinan secara persalinan normal. Hasil ini telah dibandingkan dengan data uji yang diambil berdasarkan diagnosa kenyataan dari dokter yang bertugas di RSIA Kusuma Pradja. Untuk kesimpulan data ke-1 sesuai dengan kenyataan proses persalinan yang diambil oleh dokter RSIA Kusuma Pradja Semarang.

Berdasarkan pada data ke-227 dari Lampiran 1 berikut langkah-langkah perhitungan naïve bayes yang dilakukan oleh sistem menurut Argario *et al.*

1. Usia ibu : 36 tahun
2. Riwayat bedah sesar : tidak ada
3. Letak bayi sungsang: ya
4. *Cephalopelvic Disporpotion* (CPD) : tidak
5. Plasenta Previa : tidak
6. Preeklamsia Berat : ya
7. Oligohidroamnion : ya
8. Hipertensi : tidak

### 1) Perhitungan Prior

Berdasarkan pada data ke-227 maka perhitungan prior Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$P = \frac{X}{A}$$

$$P(\text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{233} = 0.515$$

$$P(\text{Persalinan Sesar}) = \frac{113}{233} = 0.485$$

### 2) Perhitungan *Likelihood*

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan prior, maka selanjutnya sistem akan menghitung nilai *likelihood*. Berdasarkan pada data ke-227 maka perhitungan *likelihood* Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$L = \frac{F}{B}$$

#### 1. Nilai *Likelihood* Usia Ibu

$$P(\text{Usia Ibu} = 36 \text{ tahun} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{18}{49} = 0.367$$

$$P(\text{Usia Ibu} = 36 \text{ tahun} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{31}{49} = 0.633$$

#### 2. Nilai *Likelihood* Riwayat Sesar

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{192} = 0.625$$

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{72}{184} = 0.375$$

#### 3. Nilai *Likelihood* Letak Sungsang

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{ya} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{5}{35} = 0.143$$

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{ya} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{30}{35} = 0.857$$

#### 4. Nilai *Likelihood* CPD

$$P(CPD = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{212} = 0.556$$

$$P(CPD = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{92}{212} = 0.434$$

5. Nilai *Likelihood* Plasenta Previa

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{119}{227} = 0.524$$

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{108}{227} = 0.476$$

6. Nilai *Likelihood* PEB

$$P(\text{PEB} = \text{ya} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{6}{23} = 0.261$$

$$P(\text{PEB} = \text{ya} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{17}{23} = 0.739$$

7. Nilai *Likelihood* Oligohidroamnion

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{ya} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{5}{25} = 0.2$$

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{ya} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{20}{25} = 0.8$$

8. Nilai *Likelihood* Hipertensi

$$P(\text{Hipertensi} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{227} = 0.529$$

$$P(\text{Hipertensi} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{107}{227} = 0.471$$

Tabel 4.2 Tabel Nilai *Likelihood* Data ke-227

No	Kode persalinan	Kondisi							
		G01= Y	G02= T	G03= Y	G04= T	G05= T	G06= Y	G07= Y	G08= T
1.	R01	0.367	0.625	0.143	0.566	0.524	0.261	0.2	0.529
2.	R02	0.633	0.375	0.857	0.434	0.476	0.739	0.8	0.471

3) Perhitungan Posterior

Langkah terakhir setelah menghitung nilai prior dan nilai *likelihood* yaitu menghitung nilai posterior tiap-tiap kelas. Dalam tahap ini akan menghasilkan

kesimpulan persalinan. Berdasarkan pada data ke-227 maka perhitungan *posterior*

Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned} \text{Posterior P1} &= 0.515 * 0.367 * 0.625 * 0.143 * 0.566 * 0.524 * 0.261 * 0.2 * 0.529 \\ &= 0.00001383499 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Posterior P2} &= 0.485 * 0.633 * 0.375 * 0.857 * 0.434 * 0.476 * 0.739 * 0.8 * 0.471 \\ &= 0.0056755709 \end{aligned}$$

#### 4) Hasil Diagnosa

Dari data ke-227 dapat disimpulkan bahwa pasien ke-227 disarankan untuk melakukan persalinan secara *sectio caesarea*. Hasil ini telah dibandingkan dengan data uji yang diambil berdasarkan diagnosa kenyataan dari dokter yang bertugas di RSIA Kusuma Pradja. Untuk kesimpulan data ke-227 sesuai dengan kenyataan proses persalinan yang diambil oleh dokter RSIA Kusuma Pradja Semarang.

Berdasarkan pada data ke-228 dari Lampiran 1 berikut langkah-langkah perhitungan naïve bayes yang dilakukan oleh sistem menurut Argario *et al.*

1. Usia ibu : 26 tahun
2. Riwayat bedah sesar : tidak ada
3. Letak bayi sungsang: tidak
4. *Cephalopelvic Disporpotion* (CPD) : tidak
5. Plasenta Previa : tidak
6. Preeklamsia Berat : tidak
7. Oligohidroamnion : tidak
8. Hipertensi : ya

### 1) Perhitungan Prior

Berdasarkan pada data ke-228 maka perhitungan prior Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$P = \frac{X}{A}$$

$$P(\text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{233} = 0.515$$

$$P(\text{Persalinan Sesar}) = \frac{113}{233} = 0.485$$

### 2) Perhitungan *Likelihood*

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan prior, maka selanjutnya sistem akan menghitung nilai *likelihood*. Berdasarkan pada data ke-228 maka perhitungan *likelihood* Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$L = \frac{F}{B}$$

#### 1. Nilai *Likelihood* Usia Ibu

$$P(\text{Usia Ibu} = 26 \text{ tahun} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{102}{184} = 0.554$$

$$P(\text{Usia Ibu} = 26 \text{ tahun} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{82}{184} = 0.446$$

#### 2. Nilai *Likelihood* Riwayat Sesar

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{192} = 0.625$$

$$P(\text{Riwayat Sesar} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{72}{184} = 0.375$$

#### 3. Nilai *Likelihood* Letak Sungsang

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{115}{198} = 0.581$$

$$P(L. \text{Sungsang} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{83}{198} = 0.419$$

#### 4. Nilai *Likelihood* CPD

$$P(CPD = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{120}{212} = 0.556$$

$$P(CPD = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{92}{212} = 0.434$$

5. Nilai *Likelihood* Plasenta Previa

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{119}{227} = 0.524$$

$$P(\text{Plasenta Previa} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{108}{227} = 0.476$$

6. Nilai *Likelihood* PEB

$$P(\text{PEB} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{114}{210} = 0.543$$

$$P(\text{PEB} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{96}{210} = 0.457$$

7. Nilai *Likelihood* Oligohidroamnion

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{tidak} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{115}{208} = 0.553$$

$$P(\text{Oligohidroamnion} = \text{tidak} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{93}{208} = 0.447$$

8. Nilai *Likelihood* Hipertensi

$$P(\text{Hipertensi} = \text{ya} | \text{Persalinan Normal}) = \frac{0}{6} = 0$$

$$P(\text{Hipertensi} = \text{ya} | \text{Persalinan Sesar}) = \frac{6}{6} = 1$$

Tabel 4.3 Tabel Nilai *Likelihood* Data ke-228

No	Kode persalinan	Kondisi							
		G01= T	G02= T	G03= T	G04= T	G05= T	G06= T	G07= T	G08= Y
1.	R01	0.554	0.625	0.581	0.566	0.524	0.543	0.553	0
2.	R02	0.446	0.375	0.419	0.434	0.476	0.457	0.447	1

3) Perhitungan Posterior

Langkah terakhir setelah menghitung nilai prior dan nilai *likelihood* yaitu menghitung nilai posterior tiap-tiap kelas. Dalam tahap ini akan menghasilkan



kesimpulan persalinan. Berdasarkan pada data ke-228 maka perhitungan *posterior* Naïve Bayes adalah sebagai berikut

$$\text{Posterior P1} = 0.515 * 0.554 * 0.625 * 0.581 * 0.566 * 0.524 * 0.543 * 0.553 * 0 = 0$$

$$\text{Posterior P2} = 0.485 * 0.446 * 0.375 * 0.419 * 0.434 * 0.476 * 0.457 * 0.446 * 1 = 0.001431$$

#### 4) Hasil Diagnosa

Dari data ke-228 dapat disimpulkan bahwa pasien ke-228 disarankan untuk melakukan persalinan secara *sectio caesarea*. Hasil ini telah dibandingkan dengan data uji yang diambil berdasarkan diagnosa kenyataan dari dokter yang bertugas di RSIA Kusuma Pradja. Untuk kesimpulan data ke-228 sesuai dengan kenyataan proses persalinan yang diambil oleh dokter RSIA Kusuma Pradja Semarang.

### 4.1.2. Tahap Pengolahan *Forward Chaining*

#### 4.1.2.1. Kaidah Produksi

Wawancara yang telah dilakukan menghasilkan suatu tabel keputusan yang berfungsi untuk menyimpan data hasil persalinan dan kondisi ibu hamil yang disusun berdasarkan relasi dari setiap atributnya. Sehingga dapat dibuat suatu basis aturan (*rule*) yang disusun dalam bentuk tabel yang ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Tabel Basis Aturan *Forward Chaining* pada Penelitian

Rule	IF	THEN
1	G01=20-35 tahun^ G02=Tidak^ G03=Tidak^ G04=Tidak^	R01

G05=Tidak^	
G06=Tidak^	
G07=Tidak^	
G08=Tidak	

Dari Tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa pasien yang memiliki kondisi yang tidak sesuai dengan *rule* 1 maka pasien tersebut akan disarankan untuk melakukan persalinan *section caesarea* atau R02. Tabel keputusan yang dihasilkan pada tabel 4.4 digunakan sebagai acuan dalam menyusun kaidah produksi. Kaidah produksi dituliskan dalam bentuk jika-maka (IF-THEN). Kaidah ini dikatakan sebagai hubungan antara dua bagian yaitu bagian premis (jika) dan konklusi (maka). Apabila bagian premis dipenuhi maka bagian konklusi juga akan bernilai benar. Suatu kaidah dapat terdiri atas beberapa premis dan lebih dari satu konklusi. Antara premis dan konklusi dapat dihubungkan dengan “OR” atau “AND”. Berdasarkan tabel keputusan 4.4, maka dapat dibuat kaidah produksi pemilihan proses persalinan dengan menggunakan metode *forward chaining* sebagai berikut:

- 1) Kaidah 1 : Jika usia ibu 20-35 tahun, tidak memiliki riwayat sesar, letak bayi tidak sungsang, tidak terdeteksi *Cephalopelvic Disproportion*, tidak terdeteksi plasenta previa, tidak terdeteksi preeclampsia berat, tidak terdeteksi oligohidroamnion dan tidak memiliki riwayat hipertensi maka persalinan yang dianjurkan ialah persalinan normal.
- 2) Kaidah 2 : Jika kondisi ibu terdeteksi satu dari 8 kondisi yang tersedia maka persalinan yang akan dianjurkan oleh sistem adalah persalinan *sectio caesarea*.

#### 4.1.2.2. Proses Pengolahan *Forward Chaining*

Dari data ke-1 dari Lampiran 1 proses penelusuran dengan metode *forward chaining* dapat dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Tabel Penelusuran Metode *Forward Chaining* Data ke-1

No	Kode Kondisi Pasien	Solusi Terdeteksi	Arah selanjutnya	Keterangan
1.	G01= 21tahun	R01,R02	G02	Penelusuran berlanjut
2.	G02=0	R01,R02	G03	Penelusuran berlanjut
3.	G03=TIDAK	R01,R02	G04	Penelusuran berlanjut
4.	G04=TIDAK	R01,R02	G05	Penelusuran berlanjut
5.	G05=TIDAK	R01,R02	G06	Penelusuran berlanjut
6.	G06=TIDAK	R01,R02	G07	Penelusuran berlanjut
7.	G07=TIDAK	R01,R02	G08	Penelusuran berlanjut
8.	G08=TIDAK	R01	Selesai	Penelusuran berhenti

Berdasarkan penelusuran pada Tabel 4.5, maka didapatkan kesimpulan diagnosis persalinan pasien tersebut adalah persalinan normal.

Dari data ke-227 dari Lampiran 1 proses penelusuran dengan metode *forward chaining* dapat dilihat pada tabel 4.6.

Tabel 4.6 Tabel Penelusuran Metode *Forward Chaining* Data ke-227

No	Kode Kondisi Pasien	Solusi Terdeteksi	Arah selanjutnya	Keterangan
1.	G01= 36 tahun	R02	Selesai	Penelusuran berhenti

Berdasarkan penelusuran pada Tabel 4.6, maka didapatkan kesimpulan diagnosis persalinan pasien tersebut adalah persalinan *sectio caesarea*

Dari data ke-228 dari Lampiran 1 proses penelusuran dengan metode *forward chaining* dapat dilihat pada tabel 4.7.

Tabel 4.7 Tabel Penelusuran Metode *Forward Chaining* Data ke-228

No	Kode Kondisi Pasien	Solusi Terdeteksi	Arah selanjutnya	Keterangan
1.	G01= 26 tahun	R01,R02	G02	Penelusuran berlanjut
2.	G02=0	R01,R02	G03	Penelusuran berlanjut
3.	G03=TIDAK	R01,R02	G04	Penelusuran berlanjut
4.	G04=TIDAK	R01,R02	G05	Penelusuran berlanjut
5.	G05=TIDAK	R01,R02	G06	Penelusuran berlanjut
6.	G06=TIDAK	R01,R02	G07	Penelusuran berlanjut
7.	G07=TIDAK	R01,R02	G08	Penelusuran berlanjut
8.	G08=YA	R02	Selesai	Penelusuran berhenti

Berdasarkan penelusuran pada Tabel 4.7, maka didapatkan kesimpulan diagnosis persalinan pasien tersebut adalah persalinan *sectio caesarea*.

#### 4.1.3. Tahap Implementasi

Sistem pakar dengan perbandingan metode *Forward Chaining* dan Naïve Bayes ini dibuat melalui beberapa tahapan perancangan sistem dengan tujuan untuk memberikan gambaran secara umum mengenai proses persalinan yang diantaranya adalah persalinan normal, dan persalinan *sectio caesarea*. Sistem ini dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan *database* MYSQL.

##### 4.1.3.1. Halaman beranda

Halaman beranda merupakan halaman yang pertama tampil ketika pengguna mengakses sistem. Dalam halaman beranda dibagi menjadi beberapa

informasi yaitu *beranda*, tentang persalinan, layanan kami, *team*, metode, dan pakar. Beranda berisi pengenalan sistem untuk mempermudah pengguna dalam mengetahui kegunaan sistem. Adapun tampilannya dapat dilihat pada Gambar 4.1.



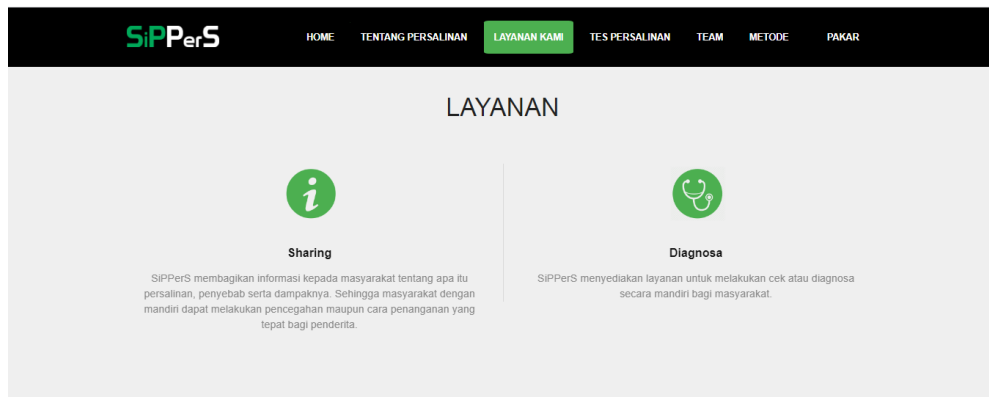
Gambar 4.1 Tampilan Halaman Beranda

Tentang Persalinan berisi penjelasan mengenai persalinan bagi ibu hamil. Adapun tampilannya dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Tampilan Tentang Persalinan

Layanan kami berisi mengenai layanan yang tersedia pada sistem yaitu *sharing* dan diagnosa. Adapun tampilan layanan kami dapat dilihat pada Gambar 4.3.



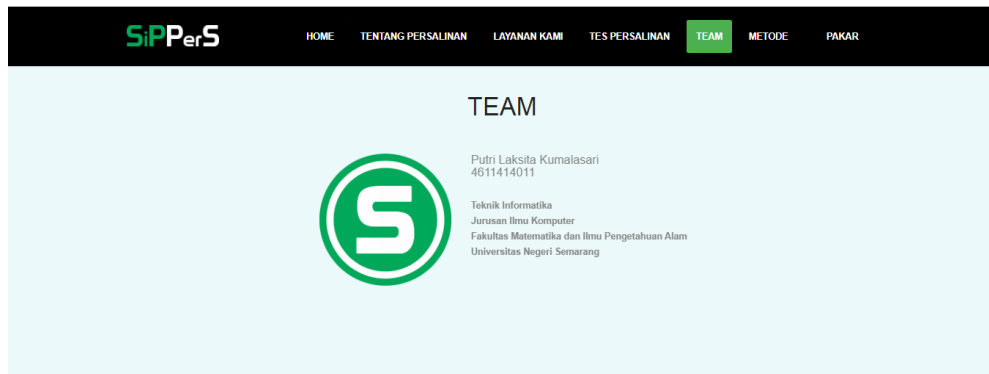
Gambar 4.3 Tampilan Layanan Kami

Tes persalinan merupakan halaman awal untuk pasien yang ingin melakukan diagnosa pada sistem. Dalam halaman tes persalinan akan menjelaskan mengenai layanan diagnosa yang disediakan oleh sistem. Adapun tampilan tes persalinan dapat dilihat pada Gambar 4.4.



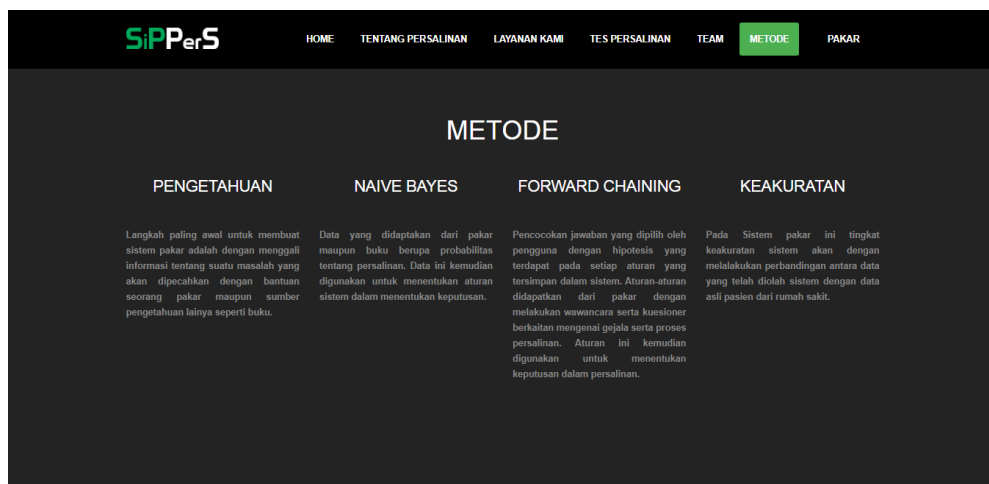
Gambar 4.4 Tampilan Tes Persalinan

Dalam halaman *team* berisi tentang informasi pemilik sistem. Adapun tampilan *team* dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Tampilan *Team*

Halaman metode berisi tentang informasi metode apa saja yang digunakan oleh sistem dalam melakukan diagnosa tes persalinan. Adapun tampilan metode dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Tampilan Metode

Halaman pakar digunakan untuk masuk ke dalam halaman admin. Hanya admin yang dapat masuk ke dalam sistem dengan memasukkan informasi *username* dan *password*. Adapun tampilan pakar dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Tampilan *Login Pakar*

#### 4.1.3.2. Halaman konsultasi

Halaman konsultasi pada *user* dapat ditampilkan ketika *user* menekan tombol tes pada halaman tes persalinan. Pada halaman ini *user* dapat langsung melakukan pengujian dengan mengisi beberapa informasi yang dapat digunakan untuk melakukan perhitungan metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*, dengan sebelumnya memilih metode yang akan digunakan. Sementara admin dapat mengakses sistem untuk melakukan uji coba pada sistem. Halaman konsultasi pada pengguna dapat dilihat pada Gambar 4.8.





Gambar 4.8 Tampilan Halaman Konsultasi

Halaman konsultasi Naïve Bayes dan *Forward Chaining* digunakan untuk melakukan pengujian berdasarkan metode yang dipilih. Pada halaman pengujian akan diberikan pertanyaan-pertanyaan yang selanjutnya diolah untuk mendapatkan hasil pengujian. Adapun tampilan konsultasi dapat dilihat pada Gambar 4.9.

Gambar 4.9 Tampilan Konsultasi

Setelah pengguna menjawab pertanyaan maka selanjutnya pengguna akan diarahkan pada halaman hasil pengujian. Pada halaman hasil pengujian pengguna dapat melihat kondisi ibu yang diberikan serta hasil dari pengujian berdasarkan metode yang dipilih. Adapun tampilan hasil pengujian metode Naïve Bayes dapat dilihat pada gambar 4.10. Serta tampilan hasil pengujian berdasarkan metode *Forward Chaining* dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Hasil Pengujian	
Nama	Pasien 121
Usia Lebih dari 36 Tahun	TIDAK
Memiliki Riwayat Sesar	TIDAK
L. Sungsang	TIDAK
CPD	TIDAK
Plasenta Previa	TIDAK
PEB	TIDAK
Oligohidroamnion	TIDAK
Hipertensi	TIDAK
Diagnosa	MELAHIRKAN_NORMAL
dengan probabilitas sebesar 0.3555781615217	

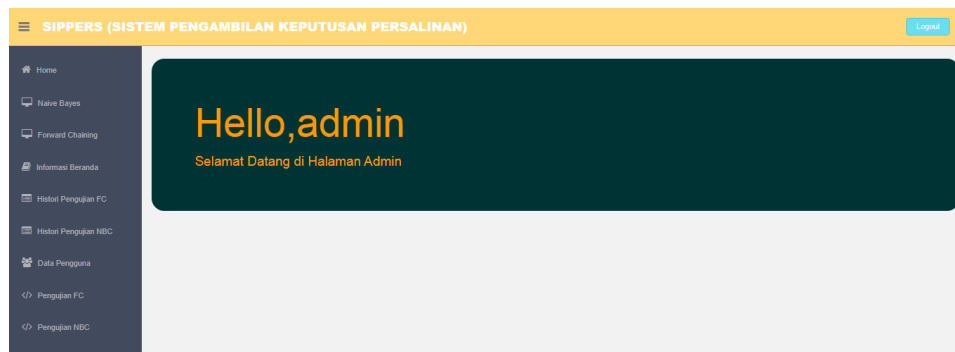
Gambar 4.10 Tampilan Hasil  
Konsultasi Naïve Bayes

Hasil Pengujian	
Nama Pengguna	PASIE1234
Pernah Melakukan Operasi Sesar	TIDAK
Letak Bayi Sungsang	TIDAK
Memiliki CPD	TIDAK
Teridentifikasi Plasenta Previa	TIDAK
Teridentifikasi PEB	TIDAK
Teridentifikasi Oligohidroamnion	TIDAK
Teridentifikasi Hipertensi	TIDAK
Usia < 20 atau > 35 tahun	TIDAK
<b>Hasil Forward Chaining:</b> <b>PERSALINAN NORMAL</b>	

Gambar 4.11 Tampilan Hasil  
Konsultasi *Forward Chaining*

#### 4.1.3.3. Halaman admin

Halaman admin merupakan halaman pertama yang akan muncul ketika admin berhasil masuk (*login*) dan mengakses sistem. Halaman admin dapat dilihat pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Tampilan Halaman Admin

#### 4.1.3.4. Naïve Bayes

##### 4.1.3.4.1. Halaman Kondisi Pasien Naïve Bayes

Halaman kondisi pasien metode Naïve Bayes berisi data-data kondisi pasien yang disajikan dalam bentuk tabel. Dalam halaman kondisi pasien dapat dilihat informasi kondisi pasien berisi nama kondisi, dan kode kondisi. Halaman kondisi pasien naïve bayes dapat dilihat pada Gambar 4.13.

**Data Kondisi Pasien**

No	Kode Kondisi Pasien	Kondisi Pasien
1	G2	Usia Lebih dari 36 Tahun
2	G3	Memiliki Riwayat Sesar
3	G4	L. Sungsang
4	G5	CPD
5	G6	Plasenta Previa
6	G7	PEB
7	G8	Oligohidroamnion
8	G9	Hipertensi


Hal: 1 |

Gambar 4.13 Tampilan Halaman Kondisi Naïve Bayes

##### 4.1.3.4.2. Halaman Atribut Kondisi Pasien Naïve Bayes

Halaman atribut kondisi pasien Naïve Bayes merupakan rincian dari kondisi pasien yang ada. Pada halaman ini admin dapat melihat atribut kondisi

pasien yang ada. Halaman atribut kondisi pasien Naïve Bayes dapat dilihat pada Gambar 4.14.




No	Nama Kondisi Pasien	Atribut Kondisi Pasien
1	Usia Lebih dari 36 Tahun	TIDAK
2	Usia Lebih dari 36 Tahun	YA
3	Memiliki Riwayat Sesar	TIDAK
4	Memiliki Riwayat Sesar	YA
5	L. Sungsang	YA
6	L. Sungsang	TIDAK
7	CPD	TIDAK
8	CPD	YA
9	Plasenta Previa	TIDAK
10	Plasenta Previa	YA

Hal: 1 | 2 |

Gambar 4.14 Tampilan Atribut Kondisi Pasien Naïve Bayes

#### 4.1.3.4.3. Halaman Dataset

Halaman dataset berupa data-data pasien dari Rumah Sakit Islam Kusuma Pradja. Pada halaman ini dapat dilihat informasi pasien yang pernah melakukan persalinan *sectio caesarea* dan persalinan normal beserta kondisi pasien tersebut. Adapun halaman dataset dapat dilihat pada Gambar 4.15.



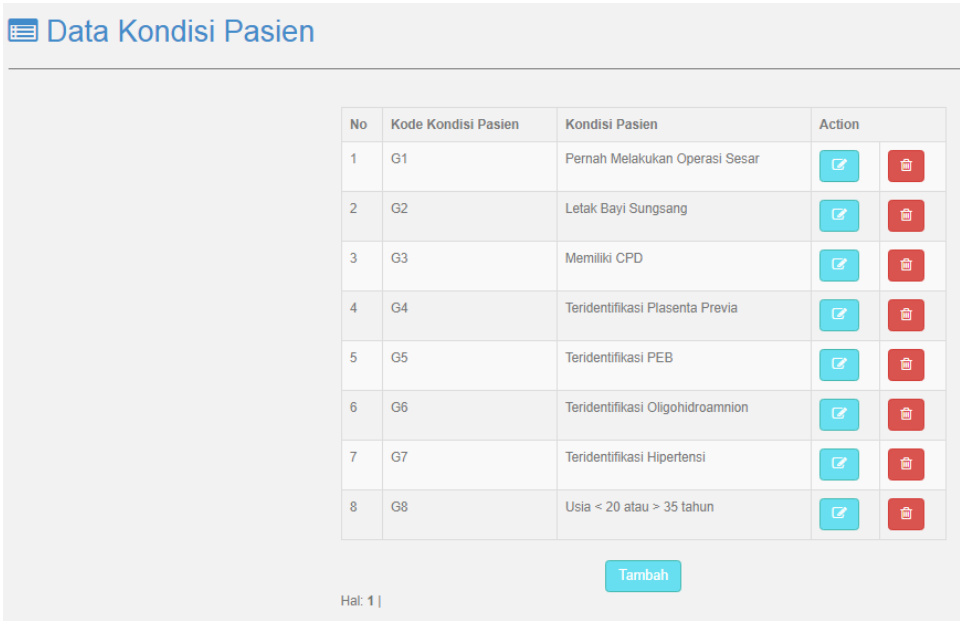
No	Pasien	Usia Lebih dari 36 Tahun	Memiliki Riwayat Sesar	L. Sungsang	CPD	Plasenta Previa	PEB	Oligohidroamnion	Hipertensi	Hasil Diagnosa
1	Pasien 1	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
2	Pasien 2	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
3	Pasien 3	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
4	Pasien 4	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
5	Pasien 5	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
6	Pasien 6	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal
7	Pasien 7	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan_Normal

Gambar 4.15 Halaman Dataset

#### 4.1.3.5. Halaman *Forward Chaining*

##### 4.1.3.5.1. Halaman Kondisi Pasien *Forward Chaining*

Halaman kondisi pasien metode *Forward Chaining* berisi data-data kondisi pasien persalinan yang disajikan dalam bentuk tabel. Dalam halaman kondisi pasien dapat dilihat informasi kondisi pasien persalinan berisi nama kondisi, dan kode kondisi. Pada halaman ini admin dapat pula menambahkan kondisi serta dapat menghapus atau mengubah kondisi. Halaman kondisi pasien *forward chaining* dapat dilihat pada Gambar 4.16.



The screenshot shows a web interface titled "Data Kondisi Pasien". It contains a table with the following data:


No	Kode Kondisi Pasien	Kondisi Pasien	Action
1	G1	Pernah Melakukan Operasi Sesar	[Edit] [Delete]
2	G2	Letak Bayi Sungsang	[Edit] [Delete]
3	G3	Memiliki CPD	[Edit] [Delete]
4	G4	Teridentifikasi Plasenta Previa	[Edit] [Delete]
5	G5	Teridentifikasi PEB	[Edit] [Delete]
6	G6	Teridentifikasi Oligohidroamnion	[Edit] [Delete]
7	G7	Teridentifikasi Hipertensi	[Edit] [Delete]
8	G8	Usia < 20 atau > 35 tahun	[Edit] [Delete]






Below the table, there is a "Tambah" button and a page indicator "Hal: 1 |".

Gambar 4.16 Tampilan Halaman Kondisi Pasien *Forward Chaining*

##### 4.1.3.5.2. Halaman Atribut Kondisi Pasien *Forward Chaining*

Halaman atribut kondisi pasien *Forward Chaining* merupakan rincian dari kondisi pasien yang ada. Pada halaman ini admin dapat menambahkan, dan menghapus atribut kondisi pasien. Halaman atribut kondisi pasien dapat dilihat pada Gambar 4.17.



No	Nama Kondisi Pasien	Atribut Kondisi Pasien	Action
1	Pernah Melakukan Operasi Sesar	TIDAK	
2	Pernah Melakukan Operasi Sesar	YA	
3	Letak Bayi Sungsang	TIDAK	
4	Letak Bayi Sungsang	YA	
5	Memiliki CPD	TIDAK	
6	Memiliki CPD	YA	
7	Teridentifikasi Plasenta Previa	TIDAK	
8	Teridentifikasi Plasenta Previa	YA	
9	Teridentifikasi PEB	YA	

Gambar 4.17 Tampilan Halaman Atribut Kondisi Pasien *Forward Chaining*

#### 4.1.3.5.3. Halaman Solusi

Halaman solusi merupakan solusi persalinan dari kondisi pasien yang ada dan disajikan dalam bentuk tabel. Tabel data berisi nama solusi persalinan, dan tombol aksi untuk menghapus serta tombol tambah untuk menambah solusi persalinan. Halaman solusi persalinan dapat dilihat pada Gambar 4.18.



No	Id Solusi	Solusi	Action
1	1	Persalinan Normal	
2	2	Persalinan Sectio Caesarea	

[Tambah](#)

Hal: 1 |

Gambar 4.18 Tampilan Halaman Solusi

#### 4.1.3.5.4. Halaman *Rule Diagnosa*

Halaman *rule diagnosa Forward Chaining* merupakan halaman yang berisi aturan-aturan yang digunakan dalam metode *Forward Chaining*. Pada

halaman ini disajikan informasi dalam bentuk tabel yang berisi solusi persalinan dan kondisi pasien. Pada halaman ini dapat dilakukan aksi menghapus serta menambahkan aturan baru untuk metode *Forward Chaining*. Tampilan halaman *rule diagnosa* dapat dilihat pada Gambar 4.19.

No	Solusi Persalinan	Kondisi Pasien	Action
1	Persalinan Normal	1. Usia < 20 atau > 35 tahun - TIDAK 2. Teridentifikasi Hipertensi - TIDAK 3. Teridentifikasi Oligohidroamnion - TIDAK 4. Teridentifikasi PEB - TIDAK 5. Teridentifikasi Plasenta Previa - TIDAK 6. Memiliki CPD - TIDAK 7. Letak Bayi Sungsang - TIDAK 8. Pernah Melakukan Operasi Sesar - TIDAK	

Hal: 1 | [Tambah](#)

Gambar 4.19 Tampilan Rule Diagnosa *Forward Chaining*

#### 4.1.3.5.5. Halaman Histori Pengujian

Halaman histori pengujian merupakan halaman yang berisi mengenai informasi *user* yang telah melakukan pengujian berdasarkan metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*. Informasi yang disajikan pada halaman ini ditampilkan dalam bentuk tabel yang berisi nama pasien, kondisi pasien serta hasil diagnosa pasien. Tampilan halaman histori pengujian Naive Bayes dan *Forward Chaining* dapat dilihat pada Gambar 4.20 dan Gambar 4.21.

No	Nama Pasien	Usia Lebih dari 36 Tahun	Memiliki Riwayat Sesar	L. Sungsang	CPD	Plasenta Previa	PEB	Oligohidroamnion	Hipertensi	Kesimpulan
1	Pasien NB	TIDAK	YA	YA	TIDAK	TIDAK	YA	TIDAK	TIDAK	Melahirkan Cesar
2	Pasien Front ENd NBC	TIDAK	YA	YA	TIDAK	TIDAK	YA	YA	TIDAK	Melahirkan Cesar
3	Pasien Front ENd NBC	TIDAK	YA	YA	TIDAK	TIDAK	YA	YA	TIDAK	Melahirkan Cesar
4	Nama NBC FE	TIDAK	YA	TIDAK	YA	YA	YA	YA	TIDAK	Melahirkan Cesar
5	nama2345	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	YA	YA	YA	Melahirkan Cesar
6	nama2345	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	YA	YA	YA	Melahirkan Cesar
7	adala	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan Normal
8	pasien12345	TIDAK	TIDAK	YA	TIDAK	TIDAK	TIDAK	YA	YA	Melahirkan Cesar
9	aktuakuak	YA	YA	YA	YA	TIDAK	YA	TIDAK	TIDAK	Melahirkan Cesar
10	Pasien 121	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Melahirkan Normal

Gambar 4.20 Tampilan Halaman Histori Pengujian Naïve Bayes

Histori Konsultasi Forward Chaining







No	Nama Pasien	Pernah Melakukan Operasi Sesar	Letak Bayi Sungsang	Memiliki CPD	Teridentifikasi Plasenta Previa	Teridentifikasi PEB	Teridentifikasi Oligohidroamnion	Teridentifikasi Hipertensi	Usia < 20 atau > 35 tahun	Kesimpulan
1	Pasien	TIDAK	TIDAK	TIDAK	YA	YA	YA	YA	YA	Persalinan Scelio Caesare
2	Pasien Uji	Satu Kali	YA	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	YA	YA	Persalinan Normal
3	Pasien Front ENd	TIDAK	TIDAK	YA	YA	YA	YA	YA	TIDAK	Persalinan Scelio Caesare
4	Nama FC FE	TIDAK	YA	YA	TIDAK	TIDAK	YA	YA	YA	Persalinan Scelio Caesare
5	nama12345	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Persalinan Normal
6	nama12345	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Persalinan Normal
7	namaaaaaaaa	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Persalinan Normal
8	Pasien1234	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Persalinan Normal
9	Pasien1234	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	TIDAK	Persalinan Normal

Gambar 4.21 Tampilan Halaman Histori Pengujian *Forward Chaining*

#### 4.1.3.6. Halaman *user*

Halaman *user* merupakan halaman yang berisi mengenai *user* admin. Halaman ini menyajikan informasi dalam bentuk tabel yang berisi nama pengguna, level pengguna, username pengguna, serta usia pengguna. Tampilan halaman *user* dapat dilihat pada Gambar 4.22.

User Admin

No	Username	Level	Nama	tgl_lahir	Action
1	admin	admin	Kia	1988-01-01	 
2	admin123	admin	Sharon	1993-02-01	 
3	admin00	admin	admin9090	1997-09-09	 

Tambah

Gambar 4.22 Tampilan Halaman *User*

#### 4.1.3.7. Halaman informasi

Halaman informasi berisi informasi dari halaman beranda yang dapat diubah oleh admin. Halaman ini menyajikan informasi dalam bentuk tabel yang



berisi gambar, judul, isi. Tampilan halaman informasi dapat dilihat pada Gambar 4.23.

Data Informasi				
ID	JUDUL	GAMBAR	KETERANGAN	Action
1	Selamat datang di SIPPerS (Sistem Pengambilan Keputusan Persalinan)		SIPPerS merupakan sistem pakar untuk menentukan proses persalinan berbasis web. SIPPerS bertujuan untuk memberikan informasi kepada ibu hamil tentang proses persalinan serta langkah apa saja yang harus dilakukan untuk mempersiapkan proses persalinan.	
2	Berikut adalah penjelasan secara umum tentang persalinan		Persalinan adalah proses yang alami yang berlangsung dengan sendirinya tetapi persalinan pada manusia setiap saat terancam penyulit yang membahayakan ibu maupun janinnya sehingga memerlukan pengawasan, pertolongan dan pelayanan dengan fasilitas yang memadai. Dalam proses kehamilan, proses persalinan merupakan kejadian fisiologi yang normal dialami oleh seorang ibu. Proses persalinan merupakan hal yang dinanti oleh setiap ibu yang sedang melahirkan. Dalam proses persalinan terdapat dua jenis proses persalinan yaitu secara normal atau sectio caesarea. Sectio caesarea adalah suatu cara melahirkan janin dengan membuat sayatan pada dinding depan perut atau vagina. Dalam proses persalinan terdapat resiko persalinan yang dihadapi yaitu komplikasi ibu melahirkan yang dapat memperburuk kondisi ibu melahirkan. Resiko terburuk yang dapat terjadi adalah kematian ibu dan atau bayi yang baru dilahirkan	
3	Sharing		SIPPerS membagikan informasi kepada masyarakat tentang apa itu persalinan, penyebab serta dampaknya. Sehingga masyarakat dengan mandiri dapat melakukan pencegahan maupun cara penanganan yang tepat bagi penderita.	
4	Diagnosa		SIPPerS menyediakan layanan untuk melakukan cek atau diagnosa secara mandiri bagi masyarakat.	
5	SIPPerS menyediakan layanan untuk membantu pengambilan keputusan dalam proses persalinan secara mandiri apakah anda melahirkan secara normal atau secara sectio caesarea.		Keakuratan informasi yang diberikanpun tidak jauh berbeda dengan seorang dokter karena SIPPerS bekerja sama dengan pakar kehamilan serta mengambil data dari jurnal - jurnal yang terkait. Untuk melakukan tes, anda akan diberikan beberapa pertanyaan tentang kondisi anda saat ini, dan di bagian akhir pertanyaan anda dapat melihat hasil serta rekomendasi dari sistem.	

Gambar 4.23 Tampilan Halaman Informasi

#### 4.1.3.8. Halaman pengujian

Halaman pengujian merupakan halaman yang digunakan untuk melakukan pengujian diagnosa persalinan menggunakan metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining*. di dalam halaman ini pengguna dapat menguji data baru sesuai dengan kriteria yang ada di dalam sistem dengan memilih metode yang akan digunakan terlebih dahulu. Tampilan halaman pengujian dapat dilihat pada Gambar 4.24.

Gambar 4.24 Tampilan Halaman Pengujian

Selanjutnya setelah dilakukan pengujian akan menuju ke halaman hasil pengujian. Pada halaman pengujian Naïve Bayes akan ditampilkan perhitungan Naïve Bayes serta hasil pengujian berdasarkan kondisi-kondisi yang telah diberikan. Tampilan halaman hasil pengujian Naïve Bayes dapat dilihat pada Gambar 4.25.

Correctly Classified Instance = 212 data, 90.987124463519%  
 Incorrectly Classified Instance = 21 data, 9.0128755364807%  
 Untuk Usia Lebih dari 36 Tahun=*TIDAK*, Memiliki Riwayat Sesar=*TIDAK*, L. Sungsang=*TIDAK*, CPD=*TIDAK*, Plasenta Previa=*TIDAK*, PEB=*TIDAK*, Oligohidroamnion=*TIDAK*, Hipertensi=*YA*.

Persalinan Normal = 0.0029386624919149  
 Persalian Sesar = 0.0055351792856671  
 Terdiagnosa:

***Melahirkan\_Caesar***  
 dengan probabilitas sebesar 0.0055351792856671

Gambar 4.25 Tampilan Halaman Hasil Pengujian Naïve Bayes

Pada halaman hasil pengujian *Forward Chaining* akan ditampilkan kondisi pengguna serta hasil pengujian berdasarkan kondisi yang telah diberikan. Tampilan halaman hasil pengujian *Forward Chaining* dapat dilihat pada Gambar 4.26.

Hasil Perhitungan Forward Chaining		
Nama Pasien	XAHRA	
Kode Kondisi Pasien	Nama Kondisi Pasien	Kondisi Pasien
G1	Pernah Melakukan Operasi Sesar	YA
G2	Letak Bayi Sungsang	YA
G3	Memiliki CPD	YA
G4	Teridentifikasi Plasenta Previa	YA
G5	Teridentifikasi PEB	YA
G6	Teridentifikasi Oligohidroamnion	YA
G7	Teridentifikasi Hipertensi	YA
G8	Usia < 20 atau > 35 tahun	YA
Hasil FC: <b>Persalinan Sectio Caesarea</b>		

Gambar 4.26 Tampilan Halaman Hasil Pengujian *Forward Chaining*

#### 4.1.4. Tahap Pengujian

Dalam penelitian ini pengujian sistem yang digunakan adalah dengan *black box*. Metode *black box* yaitu pengujian sistem yang berfokus pada persyaratan fungsional perangkat lunak yang telah dibangun.

##### 4.1.4.1. Rencana Pengujian Sistem

Klasifikasi rencana pengujian sistem yang akan dilakukan, ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Tabel Rencana Pengujian pada SiPPers

No	Requirement yang diuji	Butir Pengujian
1.	<i>Login</i>	Melihat dan melakukan <i>login</i>
2.	Beranda	Melihat informasi sistem
3.	Menu pengujian untuk <i>user</i>	Melihat dan melakukan pengujian
4.	Menu kondisi pasien <i>Naïve</i>	Melihat data kondisi pasien

---

	<i>Bayes</i>	
5.	Menu atribut kondisi pasien	Melihat data atribut kondisi pasien
	<i>Naïve Bayes</i>	
6.	Menu <i>data training</i>	Melihat data training pasien
7.	Menu kondisi pasien <i>Forward Chaining</i>	Melihat, mengubah, menambah dan menghapus data kondisi pasien
8.	Menu atribut kondisi pasien <i>Forward Chaining</i>	Melihat, menambah dan menghapus data atribut kondisi pasien
9.	Menu solusi persalinan <i>Forward Chaining</i>	Melihat, menambah dan menghapus data solusi persalinan
10.	Menu <i>rule base Forward Chaining</i>	Melihat, menambah dan menghapus data <i>rule base Forward Chaining</i>
11.	Menu histori <i>Forward Chaining</i> dan <i>Naïve Bayes</i>	Melihat histori pasien yang telah melakukan pengujian
12.	Menu <i>user</i>	Melihat, mengubah, menambah dan menghapus data admin
13.	Menu informasi	Melihat, mengubah, menambah dan menghapus informasi sistem
14.	Menu pengujian <i>Forward Chaining</i> dan <i>Naïve Bayes</i> untuk admin	Melihat dan melakukan pengujian

---

#### 4.1.4.2. Hasil Pengujian Sistem

Hasil pengujian sistem dengan menggunakan metode *black box testing* dijelaskan pada uraian berikut ini:

##### 1. Pengujian halaman *login*

Pengujian pada fungsi *login* dilakukan dengan melihat, melakukan serta mengamati hasil uji coba *login*. Hasil pengujian *login* dapat dilihat pada Tabel 4.9

Tabel 4.9 Hasil Pengujian *Login* Sistem

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
<i>Login</i>	<i>Username</i> dan <i>password</i> benar	Berhasil melakukan <i>login</i> dan masuk ke halaman admin	Sesuai
	<i>Username</i> dan <i>password</i> salah	Akan menampilkan pesan “ <i>Username</i> dan	Sesuai

---

<i>Username dan password tidak diisi</i>	<i>Password tidak sesuai</i> Akan menampilkan pesan untuk mengisi <i>username</i> dan <i>password</i>	Sesuai
--	--	--------

## 2. Pengujian halaman beranda

Pengujian halaman beranda dilakukan dengan menambahkan informasi pada halaman beranda dan melihat apakah informasi yang ditambahkan dapat terlihat pada beranda sistem dengan benar. Hasil pengujian halaman beranda dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Hasil Pengujian Halaman Beranda

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman beranda	Melihat informasi sistem yang ada	Berhasil menampilkan informasi sistem yang ada	Sesuai
	Mengubah data informasi sistem yang sudah ada	Berhasil menampilkan data informasi sistem yang telah diubah	sesuai

## 3. Pengujian halaman pengujian untuk *user*

Pengujian halaman pengujian untuk *user* dilakukan dengan menambahkan informasi pasien, serta melakukan pengujian berdasarkan kondisi pasien yang dialami dan melihat apakah hasil pengujian dan informasi pasien dapat ditampilkan dengan benar sesuai dengan metode yang telah dipilih *user*. Hasil pengujian halaman pengujian untuk *user* dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Pengujian Halaman untuk *User*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman pengujian untuk <i>user</i>	Menampilkan hasil diagnosa	Hasil diagnosa berhasil ditampilkan	Sesuai

4. Pengujian halaman kondisi pasien Naïve Bayes

Pengujian halaman kondisi pasien Naïve Bayes dilakukan dengan melihat data kondisi pasien untuk metode *Naïve Bayes*. Hasil pengujian halaman kondisi pasien Naïve Bayes dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hasil Pengujian Halaman Kondisi Pasien *Naïve Bayes*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman kondisi pasien Naïve Bayes	Melihat data kondisi pasien	Berhasil menampilkan data kondisi pasien	Sesuai

5. Pengujian halaman atribut kondisi pasien Naïve Bayes

Pengujian halaman atribut kondisi pasien Naïve Bayes dilakukan dengan melihat data atribut kondisi pasien untuk metode *Naïve Bayes*. Hasil pengujian halaman atribut kondisi pasien Naïve Bayes dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Halaman Atribut Kondisi Pasien Naïve Bayes

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman atribut kondisi pasien <i>Naïve Bayes</i>	Melihat data atribut kondisi pasien	Berhasil menampilkan data atribut kondisi pasien	Sesuai

6. Pengujian halaman *data training*

Pengujian halaman *data training* dilakukan dengan melihat *data training*.

Hasil pengujian halaman *data training* dapat dilihat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Hasil Pengujian Halaman *Data Training*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman <i>data training</i>	Melihat <i>data training</i>	Berhasil menampilkan <i>data training</i>	Sesuai

7. Pengujian halaman kondisi pasien *forward chaining*

Pengujian halaman kondisi pasien *Forward Chaining* dilakukan dengan menambahkan data, menyunting data dan menghapus data kondisi pasien apakah data kondisi pasien ditampilkan dengan benar. Hasil pengujian halaman kondisi pasien *Forward Chaining* dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Hasil Pengujian Halaman Kondisi Pasien *Forward Chaining*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman kondisi pasien	Melihat data kondisi pasien yang sudah ada	Berhasil menampilkan data kondisi pasien yang sudah ada	Sesuai
	Menambah data kondisi pasien	Berhasil menambahkan data kondisi pasien	Sesuai
	Mengubah data kondisi pasien yang sudah ada	Berhasil mengubah data kondisi pasien yang sudah ada	Sesuai
	Menghapus data kondisi pasien yang sudah ada	Berhasil menghapus data kondisi pasien	Sesuai

8. Pengujian halaman atribut kondisi pasien *Forward Chaining*

Pengujian halaman atribut kondisi pasien *Forward Chaining* dilakukan dengan menambahkan data dan menghapus data atribut kondisi pasien apakah data atribut kondisi pasien ditampilkan dengan benar. Hasil pengujian halaman atribut kondisi pasien *Forward Chaining* dapat dilihat pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Hasil Pengujian Halaman Atribut Kondisi Pasien *Forward Chaining*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman atribut kondisi pasien	Melihat data atribut kondisi pasien yang sudah ada	Berhasil menampilkan data atribut kondisi pasien yang sudah ada	Sesuai
	Menambah data atribut kondisi pasien	Berhasil menambahkan data atribut kondisi pasien	Sesuai
	Menghapus data atribut kondisi pasien yang sudah ada	Berhasil menghapus data atribut kondisi pasien	Sesuai

9. Pengujian halaman solusi persalinan *Forward Chaining*

Pengujian halaman solusi dilakukan dengan menambahkan data dan menghapus data solusi apakah data solusi ditampilkan dengan benar. Hasil pengujian halaman solusi dapat dilihat pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Hasil Pengujian Halaman Solusi *Forward Chaining*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman solusi	Melihat data solusi yang sudah ada	Berhasil menampilkan data solusi yang sudah ada	Sesuai
	Menambah data solusi	Berhasil menambahkan data solusi	Sesuai



Menghapus data solusi yang sudah ada	Berhasil menghapus data solusi	Sesuai
--------------------------------------	--------------------------------	--------

10. Pengujian halaman *rule base Forward Chaining*

Pengujian halaman *rule base Forward Chaining* dilakukan dengan menambahkan basis aturan untuk metode *Forward Chaining*. Hasil pengujian halaman *rule base Forward Chaining* dapat dilihat pada Tabel 4.18.

Tabel 4.18 Hasil Pengujian Halaman *Rule Base Forward Chaining*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman <i>rule base forward chaining</i>	Menambah basis aturan <i>forward chaining</i>	Berhasil menambahkan basis aturan data <i>forward chaining</i>	Sesuai

11. Pengujian halaman histori *forward chaining* dan *Naïve Bayes*

Pengujian halaman histori *forward chaining* dan *Naïve Bayes* dilakukan dengan melihat hasil pengujian pasien apakah hasil pengujian pasien ditampilkan dengan benar. Hasil pengujian halaman histori *Forward Chaining* dan *Naïve Bayes* dapat dilihat pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19 Hasil Pengujian Halaman Histori *Forward Chaining* dan *Naïve*

Bayes

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman histori <i>Forward Chaining</i> dan <i>Naïve Bayes</i>	Melihat data konsultasi pasien yang sudah ada	Berhasil menampilkan data konsultasi pasien yang sudah ada	Sesuai

12. Pengujian halaman *user*

Pengujian halaman *user* dilakukan dengan menambahkan data, menyunting data dan menghapus data *user*. Hasil pengujian halaman *user* dapat dilihat pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Hasil Pengujian Halaman *User*

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman <i>user</i>	Melihat data <i>user</i> yang sudah ada	Berhasil menampilkan data <i>user</i> yang sudah ada	Sesuai
	Menambah data <i>user</i>	Berhasil menambahkan data <i>user</i>	Sesuai
	Mengubah data <i>user</i> yang sudah ada	Berhasil mengubah data <i>user</i> yang sudah ada	Sesuai
	Menghapus data <i>user</i> yang sudah ada	Berhasil menghapus data <i>user</i>	Sesuai

## 13. Pengujian halaman informasi

Pengujian halaman informasi dilakukan dengan menyunting data informasi. Hasil pengujian halaman informasi dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21 Hasil Pengujian Halaman Informasi

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman informasi	Melihat data informasi yang sudah ada	Berhasil menampilkan data informasi yang sudah ada	Sesuai
	Mengubah data informasi yang sudah ada	Berhasil mengubah data informasi yang sudah ada	Sesuai

#### 14. Pengujian halaman pengujian untuk admin

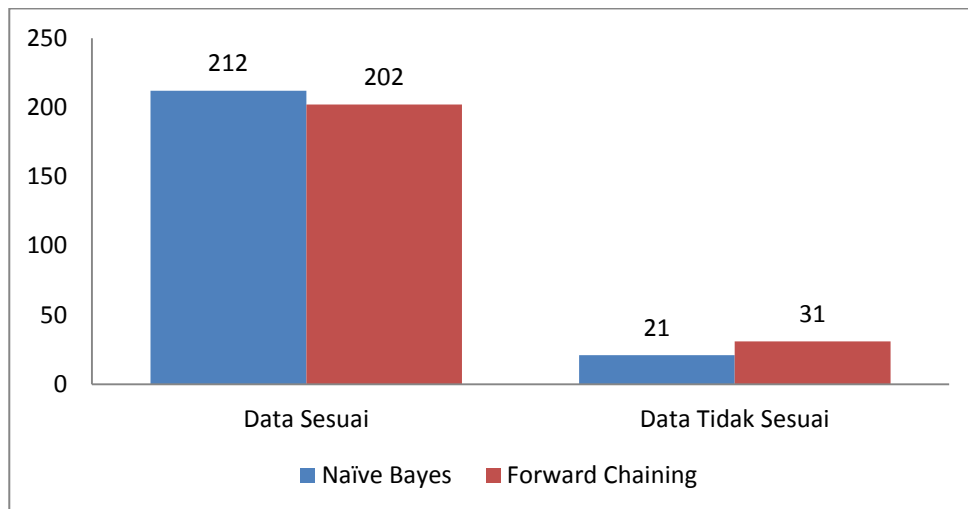
Pengujian halaman pengujian untuk admin dilakukan dengan menambahkan informasi pasien, serta melakukan pengujian berdasarkan kondisi pasien yang dialami dan melihat apakah hasil pengujian dan informasi pasien dapat ditampilkan dengan benar sesuai dengan metode yang telah dipilih admin. Hasil pengujian halaman pengujian untuk admin dapat dilihat pada Tabel 4.22.

Tabel 4.22 Hasil Pengujian Halaman untuk admin

<b>Requirement Yang diuji</b>	<b>Skenario Uji</b>	<b>Hasil yang diharapkan</b>	<b>Hasil Pengujian</b>
Halaman pengujian untuk admin	Menampilkan hasil diagnosa	Hasil diagnosa berhasil ditampilkan	Sesuai

#### 4.1.4.3. Pengujian Nilai Akurasi Sistem

Pengujian nilai akurasi sistem dilakukan dengan cara membandingkan akurasi hasil akhir berupa diagnosis persalinan yang dihasilkan oleh sistem dengan diagnosis persalinan oleh dokter sebanyak 233 data yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Dari hasil pengujian data rekam medis menggunakan sistem yang telah dibuat, menghasilkan beberapa hasil yaitu untuk metode Naïve Bayes sebanyak 212 data rekam medis sesuai dengan hasil diagnosa sistem dan 21 data rekam medis tidak sesuai, sedangkan untuk metode *Forward Chaining* 202 data rekam medis sesuai dengan hasil diagnosa sistem dan 31 data rekam medis tidak sesuai hasil diagnosa sistem yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Hasil dari diagnosa menggunakan metode naïve bayes dan metode *forward chaining* dapat dilihat pada Grafik 1.



Grafik 1. Grafik Hasil Diagnosa Sistem

Adapun perhitungan perbandingan antara pengujian standar dengan pengujian sistem menggunakan perbandingan 2 metode sebagai berikut:

#### 1. Naïve Bayes

$$\begin{aligned} \text{Nilai akurasi sesuai} &= \frac{\text{jumlah data yang sesuai}}{\text{jumlah data}} \times 100\% \\ &= \frac{212}{233} \times 100\% = 90,987124463519\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Nilai akurasi tidak sesuai} &= \frac{\text{jumlah data yang tidak sesuai}}{\text{jumlah data}} \times 100\% \\ &= \frac{21}{233} \times 100\% = 9,0128755364807\% \end{aligned}$$

#### 2. Forward Chaining

$$\begin{aligned} \text{Nilai akurasi sesuai} &= \frac{\text{jumlah data yang sesuai}}{\text{jumlah data}} \times 100\% \\ &= \frac{202}{233} \times 100\% = 86,69527897\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Nilai akurasi tidak sesuai} &= \frac{\text{jumlah data yang tidak sesuai}}{\text{jumlah data}} \times 100\% \\ &= \frac{31}{233} \times 100\% = 13,30472103\% \end{aligned}$$

Berdasarkan uji akurasi terhadap nilai prediksi hasil persalinan didapatkan keakurasian metode metode Naïve Bayes sebesar 90,987124463519% dan *Forward Chaining* sebesar 86,69527897%.

## 4.2 Pembahasan

Sistem pakar perbandingan metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining* untuk menentukan proses persalinan pada ibu hamil dibangun melalui beberapa tahapan penelitian. Penelitian dan pengambilan data dilakukan di Rumah Sakit Ibu dan Anak Kusuma Pradja Semarang. Data yang diambil merupakan hasil rekam medis pasien berupa usia ibu hamil, riwayat persalinan *section caesarea*, letak sungsang, *Cephalopelvic Disproportion* (CPD), *plasenta previa*, preeklampsia berat, oligohidroamnion, dan hipertensi.

Tahap pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data dilakukan dengan observasi, medis, studi literatur, wawancara di RSIA Kusuma Pradja. Observasi dilakukan dengan mengumpulkan data pasien persalinan di RSIA Kusuma Pradja Semarang. Data yang diambil berupa kondisi-kondisi yang dialami pasien, dan hasil diagnosa dokter yang bertanggung jawab. Data yang diperoleh sebanyak 233 data pasien yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Uji coba metode dilakukan dengan data yang telah diperoleh tersebut kemudian dilakukan implementasi pada metode *Forward Chaining* dan perhitungan menggunakan metode *Naïve Bayes*.

Tahap kedua yaitu desain, dilakukan dengan merancang desain antarmuka, *Data Flow Diagram* (DFD), struktur tabel basis data, dan skema basis data. Tahap ketiga yaitu implementasi, dalam tahap ini sistem dirancang dengan bahasa

pemrograman PHP serta menggunakan *database* MySQL. Tahap keempat yaitu tahap pengujian, dalam tahap ini dilakukan pengujian dengan menggunakan uji *black box* untuk menguji apakah sistem berjalan dengan sesuai atau tidak.

Dari hasil pengujian data rekam medis menggunakan sistem yang telah dibuat, menghasilkan beberapa hasil yaitu untuk metode Naïve Bayes sebanyak 212 data rekam medis sesuai dengan hasil diagnosa sistem dan 21 data rekam medis tidak sesuai, sedangkan untuk metode *Forward Chaining* 202 data rekam medis sesuai dengan hasil diagnosa sistem dan 31 data rekam medis tidak sesuai hasil diagnosa sistem yang dapat dilihat pada Lampiran 1.

Berdasarkan pengujian akurasi didapatkan keakurasian metode Naïve Bayes sebesar 90,987124463519% dan metode *Forward Chaining* sebesar 86,69527897%. Perbandingan akurasi kedua metode pada kasus penentuan persalinan ibu hamil ini dipengaruhi oleh aturan-aturan yang ada pada metode *Forward Chaining*.

Agustin Trihartati S & C. Kuntoro Adi (2016 : 99-108) melakukan penelitian berjudul “*An Identification of Tuberculosis (TB) Disease in Humans using Naïve Bayesian Method*”. Pada penelitian ini peneliti menggunakan metode Naïve Bayes untuk mengidentifikasi penyakit *Tuberculosis* (TB) dengan menggunakan 237 data uji yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85,95%.

Rahmawati & Wibawanto (2016 : 64-69) melakukan penelitian berjudul “*Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Paru-Paru Menggunakan Metode Forward Chaining*”. Pada penelitian ini peneliti mendapatkan hasil akurasi sebesar 84,21% dengan menggunakan data uji sebanyak 19 data.

Yanto *et al.*, (2017 : 62-67) melakukan penelitian berjudul “Aplikasi Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Anak Bawah Lima Tahun Menggunakan Metode *Forward Chaining*”. Pada penelitian ini peneliti menggunakan metode *Forward Chaining* untuk mendiagnosa penyakit pada anak bawah lima tahun dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 82% dengan menggunakan 50 data uji.

Tursina (2016: 56-63) melakukan penelitian berjudul “Prediksi Proses Persalinan Menggunakan *Case Based Reasoning*” dalam penelitian ini peneliti menggunakan metode *Case Based Reasoning* berdasarkan kasus-kasus yang pernah terjadi dengan jumlah data tersimpan yaitu 47 data. Pada penelitian ini peneliti mendapatkan nilai similaritas tertinggi sebesar 0.8.

Wulan *et al.*, (2014 : 46-51) melakukan penelitian berjudul “Perancangan Sistem Pakar Penentu Proses Persalinan dengan Metode Naïve Bayes pada Kepulauan di Daerah Terpencil Penebel Tabanan Bali”. Pada penelitian ini peneliti menggunakan 100 data pasien untuk dilakukan pengujian. Dengan 78 data pasien menjalani persalinan normal dan 22 data pasien menjalani persalinan sesar.

Implementasi sistem pakar pada metode Naïve Bayes dan *Forward Chaining* dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP memiliki kelebihan dan kekurangan. Adapun kelebihan sistem yang dibuat, yaitu sistem berbasis *web* dapat digunakan di berbagai *platform* yang memiliki aplikasi peramban dan koneksi internet, sistem menggunakan basis *web* sehingga dapat diakses dengan mudah oleh pengguna, sistem dapat menentukan proses persalinan untuk ibu hamil sehingga dapat digunakan sebagai saran bagi pengguna dalam

mempersiapkan persalinan. Sedangkan kelemahan dari sistem yang dibuat yaitu minimnya aturan-aturan dalam metode *Forward Chaining*. Sehingga memungkinkan terjadinya kesalahan dalam penentuan persalinan dalam metode *Forward Chaining*.



## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Simpulan

Penelitian dan pembahasan mengenai penerapan metode Naïve Bayes dan metode *Forward Chaining* dalam penentuan proses persalinan, didapatkan suatu kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode Naïve Bayes merupakan metode yang dapat digunakan untuk memprediksi peluang berdasarkan dari pengalaman yang ada sebelumnya. Metode Naïve Bayes bekerja dengan cara menghitung probabilitas, terdapat tiga langkah yang dapat digunakan untuk menghitung probabilitas yaitu menghitung nilai prior, menghitung nilai *likelihood*, dan menghitung nilai posterior. Metode *Forward Chaining* merupakan metode peruntukan yang dilakukan dengan meruntukan aturan sehingga menghasilkan satu kesimpulan. Metode *Forward Chaining* bekerja dalam dua tahap. Tahap pertama yaitu membuat basis aturan sesuai dengan diagnosa pakar atau ahli. Tahap kedua yaitu menyusun kaidah produksi berdasarkan basis aturan dalam bentuk *IF-THEN*. Tahap ini digunakan untuk menarik sebuah kesimpulan, apabila bagian *if* (premis) dan *then* (konklusi) terpenuhi maka akan ditemukan satu kesimpulan.
2. Tingkat keakurasian sistem ditentukan dengan cara mengimplementasikan data uji ke dalam sistem. Dari percobaan menggunakan metode *Naïve Bayes*, sebanyak 212 data dinyatakan sesuai dengan keluaran sistem, dan

21 data dinyatakan tidak sesuai sehingga tingkat keakurasian sistem dengan menggunakan metode Naïve Bayes adalah 90,987124463519%. Sedangkan percobaan menggunakan metode *Forward Chaining*, sebanyak 202 data dinyatakan sesuai dengan keluaran sistem, dan 31 data dinyatakan tidak sesuai sehingga tingkat keakurasian sistem adalah 86,69527897%.

## 5.2 Saran

Adapun saran-saran dari penulis mengenai penerapan metode Naïve Bayes dan metode *Forward Chaining* pada penentuan proses persalinan adalah sebagai berikut:

1. Penambahan pengetahuan jenis persalinan serta kondisi-kondisi ibu hamil dapat dilakukan untuk menjadikan sistem bekerja lebih baik serta memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Dengan semakin banyaknya jumlah *data training* diharapkan akan meningkatkan tingkat akurasi.
2. Sistem pakar penentuan proses persalinan ini memungkinkan untuk dikembangkan dalam basis lain selain *website* untuk memudahkan penggunaan bagi masyarakat umum.
3. Sistem pakar penentuan proses persalinan ini dapat dikembangkan dengan metode lainnya seperti metode C4.5 atau metode *Certainty Factor* untuk mengukur faktor ketidakpastian pada metode *Forward Chaining* sehingga dapat mendapatkan hasil akurasi yang mendekati sempurna.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aji, A. H., Furqon, M. T., & Widodo, A. W. (2018). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Ibu Hamil Menggunakan Metode *Certainty Factor* (CF). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2127-2134.
- Alfatah, A. M., Arifudin, R., & Muslim, M. A. (2018). Implementation of Decision Tree and Dempster Shafer on Expert System for Lung Disease Diagnosis. *Scientific Journal of Informatics*, 5 (1), 50.
- Amalia, H., & Evicienna. (2017). Aplikasi Sistem Penunjang Keputusan Untuk Prediksi Ibu Melahirkan. *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer*, 121.
- Amalia, H., & Evicienna. (2017). Komparasi Metode *Data Mining* untuk Penentuan Proses Persalinan Ibu Melahirkan. *Jurnal Sistem Informasi*, 2 (13), 103.
- Anasari, T., & Pantiawati, I. (2016). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Persalinan *Preterm* di RSUD Prof. Margono Soekarjo Purwokerto. *Jurnal Kebidanan*, 94-109.
- Anhar. (2010). *Panduan Menguasai PHP & MySQL*. Jakarta: Mediakita.
- Aprina, & Puri, A. (2016). Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Persalinan *Sectio Caesarea* di RSUD Dr. H. Abdul Moeloek Provinsi Lampung. *Jurnal Kesehatan*, 7 (1), 90.

- Argario, H. B., Hidayat, N., & Dewi, R. K. (2018). Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Diagnosis Penyakit Kambing (Studi Kasus: UPTD. Pembibitan Ternak dan Hijauan Makanan Ternak Kec. Singosari Malang). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2719-2723.
- Azmi, Z., & Dahria, M. (2013). *Decision Tree* Berbasis Algoritma untuk Pengambilan Keputusan. *Jurnal Ilmiah Saintikom*, 157-164.
- Bustami. (2014). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi. *Jurnal Informatika*, 884-898.
- Candy, G. V., Parti, D. D., & Dewi, R. (2018). Perbandingan Komplikasi dan Keluaran antara Persalinan Pervaginam dan Seksio Sesaria pada Ibu dengan Riwayat Seksio Sesaria di RSD dr. Soebandi Jember. *e-Jurnal Pustaka Kesehatan*, 403-407.
- Durkin, J. (1994). *Expert Systems: Design and Development*. New york.
- Febrianti. (2019). Hubungan Pengetahuan dengan Keterampilan Mahasiswi Tingkat II tentang Asuhan Persalinan Normal di Akbid *International Pekanbaru Tahun 2014*. *Lembaga Penelitian dan Penerbitan Hasil Penelitian Ensiklopedia*, 262-267.
- Gupta, S., & Singhal, R. (2013). Fundamentals and Characteristics of an Expert System. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication Vol 1*, 110-113.

- Hai, M., Zhang, Y., & Zhang, Y. (2017). A Performance Evaluation of Classification Algorithms for Big Data. *Information Technology and Quantitative Management*, 1100.
- Handarko, J. L., & Alamsyah. (2015). Implementasi *Fuzzy Decision Tree* untuk Mendiagnosa Penyakit Hepatitis. *UNNES Journal of Mathematics*, 4 (2), 157.
- Hapsari, D. I., & Hendraningsih, T. (2018). Determinan Peningkatan Angka Kejadian tindakan *Sectio Caesarea* Pada Ibu Bersalin di Rumah Sakit Ade Muhammad Djoen Kabupaten Sintang. *Jumantik Jurnal Mahasiswa Dan Penelitian Kesehatan*.
- Hatta, H. R., Ulfah, F., Khairina, D. M., Hamdani, & Maharani, S. (2017). Web-Expert System for The Detection of Early Sysmtoms of The Disorder of Pregnancy Using A Forward Chaining And Bayesian Method. *Journal of Theoretical Applied Information Technology*, 95 (11), 2589.
- Jayanti, K. D., N, H. B., & Wibowo, A. (2016). Faktor Yang Memengaruhi Kematian Ibu (Studi Kasus Di Kota Surabaya). *Jurnal Wiyata*, 46-53.
- Josaputri, C. A., Sugiharti, E., & Arifudin, R. (2016). Decision Support Systems for The Determination of Cattle with Superior Seeds using AHP and SAW Method. *Scientific Journal of Informatics*, 3 (2), 21.

- Karim, M., & Rahman, R. M. (2013). Decision Tree and Naive Bayes Algorithm for Classification and Generation of Actionable Knowledge for Direct Marketing. *Journal of Software Engineering and Application*, 6, 196.
- Kementrian Kesehatan RI. (2014). *Situasi Kesehatan Ibu*. Jakarta Selatan: Kementrian Kesehatan RI.
- Kementrian Kesehatan RI. (2017). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2016*. Jakarta: Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kosasi, S. (2014). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Ikan Komet Menggunakan *Forward Chaining*. *Journal Techsi*, 5 (2), 35.
- Krisnaiah, V., Narsimha, G., & Chandra, N. S. (2013). A Study On Clinical Prediction Using Data Mining Techniques. *International Journal of Computer Science Enginering and Information Technology Research*, 239-248.
- Kusrini. (2008). *APLIKASI SISTEM PAKAR Menentukan Faktor Kepastian Pengguna dengan Metode Kuantifikasi Pertanyaan*. Yogyakarta: Andi.
- Kusumadewi, S. (2009). Klasifikasi Status Gizi Menggunakan *Naive Bayesian Classification*. *Communication and Information Technology Jurnal*, 6-11.
- Manuaba, I. B. (1998). *Ilmu kebidanan, penyakit kandungan & keluarga berencana untuk pendidikan bidan*. Jakarta: EGC.

- Marlina, L., Muslim, M. A., & Siahaan, A. P. (2016). Data Mining Classification Comparison (Naive Bayes and C4.5 Algorithms). *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 38 (7), 380.
- Maruyama, O. (2013). Heterodimeric protein complex identification by naive Bayes Classifiers. *BMC Bioinformatics*, 14 (347), 347.
- Maulinda, H., Arafiyah, R., & Mulyono. (n.d.). Rancang Bangun Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Gigi dan Mulut Menggunakan Metode *Forward Chaining* dan Naive Bayes Berbasis Web. 11-20.
- Megasari, M., Triana, A., Andriyani, R., Ardhiyanti, Y., & Damayanti, I. P. (2015). *Panduan Belajar Asuhan Kebidanan Edisi 1*. Yogyakarta: Deepublish.
- Mirqotussa'adah, Muslim, M. A., & Sugiharti, E. (2017). Penerapan *Dizcretization* dan Teknik *Bagging* untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi Berbasis Ensemble pada Algoritma C4.5 dalam Mendiagnosa Diabetes. *Lontar Komputer*, 8 (2), 135.
- Mochtar, R. (1998). *Sinopsis Obstetri*. Jakarta: EGC.
- Mukherjee, S., & Sharma, N. (2012). Intrusion Detection using Naive Bayes Classifier with Feature Reduction. *Procedia Technology*, 4, 119.
- Mulyawati, I., Azam, M., & Ningrum, D. N. (2011). Faktor Tindakan Persalinan Operasi *Sectio Caesarea*. *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, , 14.

- Muzakir, A., & Wulandari, R. A. (2016). Model *Data Mining* sebagai Prediksi Penyakit Hipertensi Kehamilan dengan Teknik *Decision Tree*. *Scientific Journal of Informatics*, 19-26.
- Nadhifah, L., Yasin, H., & Sugito. (2012). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Bayi Berat Lahir Rendah dengan Model Regresi Logistik Biner Menggunakan Metode Bayes. *Jurnal Gaussian*, 125-134.
- Nugroho, A., & Subanar. (2013). Klasifikasi Naive Bayes untuk Prediksi Kelahiran pada Data Ibu Hamil. *Berkala MIPA*, 23 (3), 297.
- Nurcholish, A. (2018). *Membangun Database Arsip Persuratan Menggunakan Pemrograman PHP dan MySQL*. Sukabumi: Jejak.
- Nurlaela, F. (2013). Sistem Pakar untuk Mendeteksi Penyakit Gigi Pada Manusia. *Indonesia Journal on Computer Science-Speed*, 10 (4), 76.
- Permatasari, Y., Salamah, U., & Saptono, R. (2013). Klasifikasi Risiko Bahaya Kehamilan dengan Metode *Fuzzy C-Means*. *Jurnal ITSMART*, 8-15.
- Prabowo, A. D., & Muljono. (2018). Prediksi Nasabah yang Berpotensi Membuka Simpanan Deposito Menggunakan Naive Bayes Berbasis *Particle Swarm Optimizaton*. *Techno.COM*, 208-219.
- Pramesti, A. A., Arifudin, R., & Sugiharti, E. (2016). Expert System for Determination of Type Lenses Glasses using Forward Chaining Method. *Scientific Journal of Informatics*, 3 (2), 177.



- Prawirohardjo, S. (2009). *Ilmu Kebidanan*. Jakarta: PT. Bina Pusaka Sarwono Prawirohardjo.
- Putra, Y. S., Muslim, M. A., & Naba, A. (2013). Game *Chicken Roll* dengan Menggunakan Metode *Forward Chaining*. *Jurnal EECCIS*, 41-46.
- Rahmatullah, I., & Kurniawan, N. U. (2016). *9 Bulan Dibuat Penuh Cinta Dibuai Penuh Harap MENJALANI KEHAMILAN & PERSALINAN YANG SEHAT*. Jakarta: PT. Gramedia.
- Rahmawati, E., & Wibawanto, H. (2016). Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Paru-Paru Menggunakan Metode *Forward Chaining*. *Jurnal Teknik Elektro*, 64-69.
- Ridwan, M., Suyono, H., & Sarosa, M. (2013). Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier*. *Journal EECCIS (Electrical, Electronics, Control, Communication, and Informatics System)*, 7 (1), 59.
- Rohmana, I., & Arifudin, R. (2014). Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan dan Naïve Bayes dalam Deteksi Seseorang Terkena Penyakit Stroke. *Jurnal MIPA*, 37 (2), 178.
- Romansyah, F., Sitanggang, I. S., & Nurdiati, S. (2009). *Fuzzy Decision Tree* dengan Algoritma ID3 pada Data Diabetes. *Internetworking Indonesia Journal*, 45-52.
- Rosenelly, R. (2012). *Sistem Pakar: Konsep dan Teori*. Yogyakarta: Andi.

- S., A. T., & Adi, C. K. (2016). An Identification of Tuberculosis (TB) Disease in Humans using Naive Bayesian Method. *Scientific Journal of Informatics*, 3 (2), 99.
- Safri, Y. F., Arifudin, R., & Muslim, M. A. (2018). K-Nearest Neighbor and Naive Bayes Classifier Algorithm in Detemining The Clasification of Healthy Card Indonesia Goving to The Poor. *Scientific Journal of Informatics*, 5 (1), 9.
- Saleh, A. (2015). Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. *Citec Journal*, 207-217.
- Sastrawinata, S., Martaadisoebrata, D., & Wirakusumah, F. F. (2004). *Ilmu Kesehatan Reproduksi: Obstetri Patologi* . Jakarta: EGC.
- Setiabudi, W. U., Sugiharti, E., & Arini, F. Y. (2017). Expert System Diagnosis Dental Disease Using Certainty Factor Method. *Scientific Journal of Informatics*, 4 (1), 43.
- Sihombing, N., Saptarini, I., & Putri, D. S. (2017). Determinan Persalinan *Sectio Caesarea* di Indonesia (Analisis Lanjut Data Riskesdas 2013). *Jurnal Kesehatan Reproduksi*, 63-75.
- Silmi, M., Sarwoko, E. A., & Kushartantya. (2013). Sistem Pakar Berbasis *Web* dan *Mobile Web* untuk Mendiagnosis Penyakit Darah Pada Manusia

dengan Menggunakan Metode Inferensi *Forward Chaining*. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 4 (7), 31.

Siswanto. (2010). *Kecerdasan Tiruan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Sommerville, I. (2011). *Software Engineering 9*. Boston: Addison Wesley.

Sumelung, V., Kundre, R., & Karundeng, M. (2014). Faktor-Faktor yang Berperan Meningkatnya Angka Kejadian *Sectio Caesarea* di Rumah Sakit Umum Daerah Liun Kendage Tahuna. *Ejournal Keperawatan*, 1-7.

Syarifah, A., & Muslim, M. A. (2015). Pemanfaatan Naive Bayes untuk Merespon Emosi dari Kalimat Berbahasa Indonesia. *UNNES Journal of Mathematics*, 4 (2), 147.

Tursina. (2016). Prediksi Proses Persalinan Menggunakan *Case Based Reasoning*. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, , 59.

Varney, H., Kriebs, J. M., & Gregor, C. L. (2007). *Buku Ajar Asuhan Kebidanan Edisi 4*. Jakarta: EGC.

Vedayoko, L. G., Sugiharti, E., & Muslim, M. A. (2017). Expert System Diagnosis of Bowel Disease Using Case Base Reasoning with Nearest Neighbor Algorithm. *Scientific Journal of Informatics*, 4 (2), 134.

Wahyuni, S., & Wahyuningsih, E. (2015). Pengaruh *Massage Effleurage* Terhadap Tingkat Nyeri Persalinan Kala I Fase Aktif pada Ibu Bersalinan

di RSUD Muhammadiyah Delanggu Klaten 2015. *Jurnal Involusi Kebidanan*, 43-53.

Windiarto, N., Saurina, N., & Prasetya, N. I. (2016). Aplikasi Monitoring Berat Badan Ibu Hamil. *Melek IT Information Technology Journal*, 6-16.

Wulan, R., Lestari, M., & Septiani, N. W. (2014). Perancangan Sistem Pakar Penentu Proses Persalinan Dengan Metode Naive Bayes Pada Kepulauan di Daerah Terpencil Penebel Tabanan Bali. *Seminar Nasional Teknologi dan Komunikasi* (p. 46). Yogyakarta: Universitas Atma Jaya Yogyakarta.

Yanto, B. F., Werdiningsih, I., & Purwanti, E. (2017). Aplikasi Sistem Pakar Diagnosa Penyakit pada Anak Bawah Lima Tahun Menggunakan Metode *Forward Chaining*. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 62-67.

Yuhefizar, Mooduto, H. A., & Hidayat, R. (2006). *Cara Mudah Membangun Website Interaktif Menggunakan Content Management System Joomla*. Jakarta: Gramedia.

Lampiran 1. Data Ibu Hamil RSIA. Kusuma Pradja Januari 2016-Maret 2018

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
1	21	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
2	21	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
3	21	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
4	21	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
5	22	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
6	22	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
7	22	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
8	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
9	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
10	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
11	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
12	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
13	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
14	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
15	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
16	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
17	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
18	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
19	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
20	23	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
21	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
22	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
23	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
24	24	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
25	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
26	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
27	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
28	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
29	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
30	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
31	24	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
32	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
33	24	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
34	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
35	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
36	25	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
37	25	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
38	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
39	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
40	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
41	25	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
42	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
43	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
44	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
45	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
46	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
47	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
48	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
49	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
50	27	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
51	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
52	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
53	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
54	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
55	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
56	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
57	27	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
58	27	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
59	27	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
60	28	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
61	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
62	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
63	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
64	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
65	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
66	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
67	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL



No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
68	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
69	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
70	29	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
71	29	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
72	29	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
73	29	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
74	30	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
75	30	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
76	30	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
77	30	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
78	30	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
79	30	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
80	31	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
81	31	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
82	31	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
83	31	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
84	32	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
85	32	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
86	32	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
87	33	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
88	33	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
89	33	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
90	33	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
91	33	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
92	34	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
93	34	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
94	34	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
95	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
96	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
97	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
98	35	0	NO	NO	YES	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
99	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
100	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
101	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
102	35	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	NORMAL	NORMAL
103	37	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
104	37	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
105	37	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
106	38	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
107	38	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
108	38	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
109	38	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
110	39	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
111	39	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
112	39	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
113	39	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
114	40	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
115	40	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
116	40	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
117	42	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
118	42	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
119	42	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	NORMAL
120	43	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	NORMAL	SESAR	SESAR
121	41	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
122	41	0	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
123	26	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
124	26	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
125	27	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
126	27	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
127	27	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
128	27	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
129	28	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
130	28	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
131	31	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
132	31	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
133	31	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
134	33	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
135	33	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
136	33	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
137	33	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
138	33	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
139	34	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
140	37	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
141	37	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
142	37	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
143	39	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
144	39	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
145	39	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
146	40	1	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
147	27	2	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
148	27	2	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
149	36	2	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
150	39	2	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
151	40	2	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
152	20	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
153	21	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
154	22	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
155	26	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
156	27	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
157	27	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
158	29	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
159	30	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
160	30	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
161	32	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
162	32	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
163	32	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
164	33	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
165	33	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
166	34	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
167	34	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
168	36	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
169	36	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
170	38	0	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
171	30	1	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
172	34	1	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
173	41	2	YES	NO	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
174	20	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
175	21	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
176	21	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
177	23	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
178	28	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
179	30	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
180	30	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
181	31	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
182	32	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
183	32	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
184	32	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
185	36	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
186	44	0	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
187	21	1	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
188	23	1	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
189	35	1	NO	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
190	22	0	YES	YES	NO	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
191	23	0	NO	NO	YES	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
192	29	0	NO	NO	YES	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
193	30	0	NO	NO	YES	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
194	38	0	NO	NO	YES	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
195	34	0	YES	NO	YES	NO	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
196	23	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
197	27	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
198	28	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
199	32	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	NORMAL
200	37	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
201	37	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
202	38	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
203	40	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR



No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
204	40	0	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
205	29	1	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
206	32	1	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
207	41	1	NO	NO	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
208	26	2	NO	YES	NO	YES	NO	NO	SESAR	SESAR	SESAR
209	21	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
210	24	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
211	24	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
212	24	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
213	28	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
214	29	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
215	31	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
216	31	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
217	33	0	NO	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
218	24	0	YES	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
219	37	0	YES	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
220	37	0	YES	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR

No	USIA	R. SESAR	L. SUNGSANG	CPD	PLASENTA PREVIA	PEB	OLIGOHIIDROAMNION	HIPERTENSI	HASIL	FC	NB
221	40	0	YES	NO	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
222	21	0	NO	YES	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
223	32	0	NO	YES	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
224	33	0	NO	YES	NO	NO	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
225	25	0	NO	NO	NO	YES	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
226	26	0	NO	NO	NO	YES	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
227	36	0	YES	NO	NO	YES	YES	NO	SESAR	SESAR	SESAR
228	26	0	NO	NO	NO	NO	NO	YES	SESAR	SESAR	SESAR
229	28	0	NO	NO	NO	NO	NO	YES	SESAR	SESAR	SESAR
230	47	1	NO	NO	NO	NO	NO	YES	SESAR	SESAR	SESAR
231	29	0	YES	NO	NO	NO	NO	YES	SESAR	SESAR	SESAR
232	37	1	NO	NO	NO	YES	NO	YES	SESAR	SESAR	SESAR
233	34	0	NO	NO	NO	NO	YES	YES	SESAR	SESAR	SESAR

