KLASIFIKASI RISIKO BAHAYA KEHAMILAN DENGAN METODE $FUZZY\ C ext{-}MEANS$

TUGAS AKHIR



YUNITA PERMATASARI NIM. M0508078

JURUSAN INFORMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SEBELAS MARET
SURAKARTA

committe user

KLASIFIKASI RISIKO BAHAYA KEHAMILAN DENGAN METODE $FUZZY\ C ext{-}MEANS$

TUGAS AKHIR



YUNITA PERMATASARI NIM. M0508078

JURUSAN INFORMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SEBELAS MARET
SURAKARTA

committe user

KLASIFIKASI RISIKO BAHAYA KEHAMILAN DENGAN METODE FUZZY C-MEANS

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Persyaratan Memperoleh Gelar Strata Satu



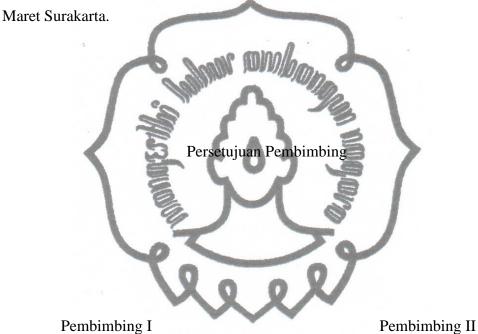
Disusun Oleh: YUNITA PERMATASARI NIM. M0508078

JURUSAN INFORMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SEBELAS MARET
SURAKARTA

comn2012 user

PERSETUJUAN

Skripsi ini telah disetujui untuk dipertahankan di hadapan Tim Penguji Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sebelas



Umi Salamah, S.Si, M.Kom

Ristu Saptono, S.Si, M.T

NIP. 19700217 199902 2 001

NIP. 19790210 200212 1 001

PENGESAHAN

Skripsi ini telah dipertahankan di hadapan Tim Penguji Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sebelas Maret dan diterima untuk memenuhi persyaratan mendapatkan gelar Sarjana Informatika.

Hari

: Selasa

Tanggal

: 24 Juli 2012

Dibimbing oleh:

Pembimbing I

Pembimbing II

Umi Salamah, S.Si, M.Kom

NIP. 19700217 199902 2 001

Ristu Saptono, S.Si, M.T NIP. 19790210 200212 1 001

Anggota Tim Penguji:

1. Meiyanto Eko Sulistyo, S.T, M.Eng

NIP. 19770513 200912 1 004

1. Wiharto, S.T, M.Kom

NIP. 19750210 200801 1 005

C#1)

(4--)

Disahkan oleh

Prof. Ir. Ari Handono Ramelan, M.Sc. (Hons), Ph.D

NIP. 19610223 198601 1 001

DIDIKetya Jurusan Informatika

Salamah, S.Si, M.Kon

NIP. 19700217 199902 2 001

MOTTO

Demi Malam apabila menutupi (cahaya siang), dan demi siang apabila terang benderang, dan penciptaan laki-laki dan perempuan, sesungguhnya usaha kamu memang berbeda-beda.

Adapun orang yang memberikan (hartanya di jalan Allah) dan bertakwa, dan membenarkan adanya pahala yang terbaik (surga), maka Kami kelak akan menyiapkan baginya jalan yang mudah.

Dan adapun orang-orang yang bakhil dan merasa dirinya cukup, serta mendustakan pahala yang terbaik, maka kelak Kami akan menyiapkan baginya (jalan) yang sukar.

(QS-Al Lail: 1-10)

...sesungguhnya setiap manusia diberi kebebasan untuk memilih. Memilih di persimpangan kecil atau besar dalam sebuah 'Big Master Plan' yang telah diberikan Tuhan kepada kita semenjak kita lahir...

(5 cm – Donny Dhirgantoro)

Pikirkan manfaat bagi setiap pekerjaan yang kau lakukan
Do'a, ikhtiar dan keteguhan hati adalah bekal untuk meraih kesuksesan
Allah SWT telah menentukan garis takdir setiap manusia, pasrah dan yakinlah
(Yunita Permatasari)

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan kepada:

- Bapak dan ibu yang selalu menemani langkahku dengan do'a, nasehat, dan dukungannya
- Adik-adikku (Arif dan Damar) yang telah memberi dukungan dan motivasi
- Saudari-saudari seatapku di kost Mint (Kiki Amalia, Upi Rianantika, Vita Permanasari, Diska Asani, Listiana, dan Hanif L. Nisa). Terima kasih atas dukungan, motivasi, hiburan, dan kebersamaan yang kalian hadirkan
- Teman-teman Informatika 2008 yang telah berbagi pengetahuan dan pengalaman serta memberi motivasi
- Teman-teman Doa Ristu
- Teman-teman KSR PMI Unit Universitas Sebelas Maret

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT karena dengan ridho dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul "Klasifikasi Risiko Bahaya Kehamilan dengan Metode *Fuzzy C-Means*". Telah banyak hambatan dan tantangan yang penulis hadapi dalam menyusun Tugas Akhir ini. Namun berkat bimbingan, dukungan, dan saran dari berbagai pihak, penulis dapat menyelesaikannya dengan lancar.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan bimbingan, dukungan dan saran dalam pembuatan laporan ini, terutama kepada:

- 1. Ibu Umi Salamah, S.Si, M.Kom selaku Dosen Pembimbing I sekaligus Ketua Jurusan Informatika yang telah memberikan pengarahan dan bimbingan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini.
- 2. Bapak Ristu Saptono, S.Si, M.T selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan pengarahan dan bimbingan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini.
- 3. Bapak Wiharto, S.T, M.Kom selaku Pembimbing Akademik yang telah memberikan pengarahan dan bimbingan selama proses menuntut ilmu di jurusan Informatika.
- 4. Orangtua tercinta yang selalu memberi dukungan moral dan material selama proses penyusunan Tugas Akhir ini.
- Pihak-pihak lain yang telah membantu pelaksanaan dan pembuatan laporan Tugas Akhir ini.

Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang berkepentingan.

Surakarta, Juli 2012

Penulis

ABSTRACT

The high level of maternal mortality in Indonesia and development of technology give many challenges. One of them is to classify pregnant women's data based on the pregnancy's risk level using clustering technology and measure the method's effectiveness used in classification process. This study discuss about implementation of Fuzzy C-Means method to classify pregnant women based on their pregnancy's risk level and measure the Fuzzy C-Means' effectiveness in classification

Fuzzy C-Means method was a data classification technique where the presence of each data in a cluster was determined by membership value. Fuzzy C-Means method was applied for preeclampsia and postpartum hemorrhage cases.

System is tested 30 times to calculate method's effectiveness for each case. The method's effectiveness in preeclampsia clustering is 72.78% with a variance of 5.1847%. While, method's effectiveness in postpartum hemorrhage clustering is 73.44% with a variance of 12.99%. Calculation of index validity to determine optimal number of cluster indicates that optimal number of cluster for preeclampsia clustering is at point c = 2. Besides, optimal number of cluster for postpartum hemorrhage clustering is at point c = 2.

Keywords: Classification, Fuzzy C-Means, Pregnancy's Risk

ABSTRAK

Tingginya Angka Kematian Ibu di Indonesia dan perkembangan teknologi yang semakin maju memberi banyak tantangan pengembangan teknologi. Salah satu teknologi yang mungkin dikembangkan adalah klasifikasi data ibu hamil berdasarkan tingkat risiko bahaya kehamilan menggunakan teknologi *clustering* dan pengukuran efektifitas metode yang dipakai dalam proses klasifikasi. Skripsi ini membahas mengenai penerapan metode *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data ibu hamil berdasarkan tingkat risiko bahaya kehamilan dan mengukur efektifitas penggunaan metode pada proses klasifikasi tersebut.

Metode *Fuzzy C-Means* adalah suatu teknik pengklasifikasian data dimana keberadaan tiap-tiap data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh nilai keanggotaan. Implementasi metode Fuzzy C-Means dalam pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan diterapkan pada 2 kasus tanda bahaya kehamilan, yaitu: *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*.

Pengujian sistem dilakukan sebanyak 30 kali percobaan untuk mendapatkan efektifitas hasil implementasi metode *Fuzzy C-Means* pada pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan. Efektifitas hasil pengujian *clustering* preeklamsia sebesar 72.78% dengan variansi 5.1847%. Sedangkan efektifitas hasil pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* sebesar 73.44% dengan variansi 12.99%. Perhitungan validitas indeks untuk menentukan jumlah *cluster* optimal pada *clustering* preeklamsia menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimal untuk *clustering* preeklamsia tercapai di titik c = 2. Sedangkan validitas indeks untuk *clustering* perdarahan *postpartum* menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimal untuk *clustering* perdarahan *postpartum* menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimal untuk *clustering* perdarahan *postpartum* tercapai di titik c = 2.

Kata Kunci: Fuzzy C-Means, Klasifikasi, Risiko Kehamilan

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL
HALAMAN JUDULi
HALAMAN PERSETUJUANii
HALAMAN PENGESAHANiv
HALAMAN MOTTO
HALAMAN PERSEMBAHANv
KATA PENGANTAR vi
ABSTRACTvii
ABSTRAKix
DAFTAR ISI
DAFTAR TABEL xiii
DAFTAR GAMBARxiv
DAFTAR LAMPIRAN xv
BAB I PENDAHULUAN
1.1 Latar Belakang
1.2 Rumusan Masalah
1.3 Batasan Masalah
1.4 Tujuan Penelitian
1.5 Manfaat Penelitian
1.6 Sistematika Penulisan
BAB II TINJAUAN PUSTAKA
2.1 Landasan Teori5
2.1.1 Logika Fuzzy5

2.1	.2 Fuzzy Clustering	. 6
2.1	.3 Ukuran Fuzzy	. 6
2.1	.4 Indeks Kekaburan	. 6
2.1	.5 Fuzzy C-Means	. 7
2.1	.6 Kasus-Kasus Risiko Tinggi	15
2.1	.7 Kehamilan Risiko Tinggi	16
2.1	.8 Faktor Risiko Tinggi	16
2.1	.9 Batasan Faktor Risiko Kehamilan (Rochjati, 2003)	17
2.1	.10 Preeklamsia (Prawirohardjo et al, 2002)	20
2.1	.11 Perdarahan Postpartum	22
2.2	Penelitian Terkait	22
2.3	Rencana Penelitian	25
BAB III	I METODE PENELITIAN	26
3.1	Pengumpulan Data	
3.2	Analisis dan Perancangan Sistem	27
3.3	Implementasi Sistem	27
3.4	Pengujian dan Validasi Sistem	28
BAB IV	PEMBAHASAN	33
4.1	Gambaran Umum Sistem	33
4.2	Pemodelan Sistem	34
4.2	2.1 Model Pengelompokan	34
4.2	2.2 Perancangan Database	35
4.3	Implementasi Sistem	36
4.4	Pengujian dan Validasi Sistem	36
4.4	1 Pengujian <i>Clustering <mark>Preeklamsia r.</mark></i>	37

4.4.2	Perhitungan I	Efektifitas H	asıl Per	igujian <i>Clus</i>	tering Preek	lamsia 43
4.4.3	Jumlah Clust	er Optimal p	ada <i>Cli</i>	ustering Pre	eklamsia	43
4.4.4	Pengujian Cla	ustering Per	darahan	Postpartun	ı	46
4.4.5	Perhitungan	Efektifitas	Hasil	Pengujian	Clustering	Perdarahan
	Postpartum		•••••			50
4.4.6	Jumlah Clust	er Optimal p	ada <i>Cli</i>	ustering Per	darahan <i>Pos</i>	tpartum 53
BAB V PEN	NUTUP				ж	56
5.1 Kes	simpulan	Name of	אונות			56
5.2 Sar	an	Milliam	1		1	56
DAFTAR P	USTAKA			3		58
LAMPIRAN	₹	. 6 (3 3	2	7	60

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Contoh Data Hasil Pemeriksaan ANC
Tabel 2.2.	Contoh Perhitungan Pusat Cluster (1)
Tabel 2.3.	Contoh Perhitungan Pusat <i>Cluster</i> (2)
Tabel 2.4.	Contoh Perhitungan Euclidean Distance (1)
Tabel 2.5.	Contoh Perhitungan Euclidean Distance (2)
Tabel 2.6.	Contoh Perhitungan Matriks Partisi Baru
	Contoh Hasil Clustering (Preeklamsia)
	Faktor Risiko Perdarahan <i>Postpartun</i>
Tabel 4.1.	Fungsi Objektif Hasil Clustering Preeklamsia
	Cluster Center Hasil Clustering Preeklamsia
Tabel 4.3.	Matriks Partisi Hasil Clustering Preeklamsia
Tabel 4.4.	Diagnosis Tingkat Risiko <i>Preeklamsia</i>
Tabel 4.5.	Hasil Klasifikasi Risiko <i>Preeklamsia</i>
Tabel 4.6.	Perbandingan Risiko <i>Preeklamsia (Real</i>) dengan Hasil Pengujian
	Clustering Preeklamsia
Tabel 4.7.	Nilai Indeks Validity Measure pada Clustering Preeklamsia
Tabel 4.8.	Fungsi Objektif Hasil Clustering Perdarahan Postpartum
Tabel 4.9.	Cluster Center Hasil Clustering Perdarahan Postpartum
Tabel 4.10.	Matriks Partisi Hasil Clustering Perdarahan Postpartum
Tabel 4.11.	Diagnosis Tingkat Risiko Perdarahan <i>Postpartum</i>
Tabel 4.12.	Hasil Klasifikasi Risiko Perdarahan <i>Postpartum</i>
Tabel 4.13.	Perbandingan Risiko Perdarahan Postpartum (Real) dengan Hasil
	Pengujian Clustering Perdarahan Postpartum
Tabel 4.14.	Nilai Indeks <i>Validity Measure</i> pada <i>Clustering</i> Perdarahan
	<i>Postpartum</i>

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Flowchart Algoritma Fuzzy C-Means	9
Gambar 3.1. Alur Rancangan Penelitian	6
Gambar 3.2. Aturan Penentuan Tingkat Risiko <i>Preeklamsia</i> (1)	C
Gambar 3.3. Aturan Penentuan Tingkat Risiko <i>Preeklamsia</i> (2) 3	1
Gambar 3.4. Aturan Penentuan Tingkat Risiko Perdarahan <i>Postpartum</i>	2
Gambar 4.1. Gambaran Umum Sistem	3
Gambar 4.2. Proses Clustering Preeklamsia dan Perdarahan Postpartum 3	4
Gambar 4.3. Entity Relationship Diagram	6
Gambar 4.4. Proses Pengujian Clustering Preeklamsia	7
Gambar 4.5. Partition Coeficient (PC) Clustering Preeklamsia 4	.4
Gambar 4.6. Classification Entropy (CE) Clustering Preeklamsia	.4
Gambar 4.7. Partition Index (SC) Clustering Preeklamsia 4	.5
Gambar 4.8. Separation Index (S) Clustering Preeklamsia 4	
Gambar 4.9. Xie and Beni Index (XB) Clustering Preeklamsia 4	
Gambar 4.10. Dunn Index (DI) Clustering Preeklamsia	.5
Gambar 4.11. Proses Pengujian Clustering Perdarahan Postpartum	6
Gambar 4.12. Partition Coeficient (PC) Clustering Perdarahan Postpartum 5	4
Gambar 4.13. Classification Entropy (CE) Clustering Perdarahan Postpartum 5	4
Gambar 4.14. Partition Index (SC) Clustering Perdarahan Postpartum 5	4
Gambar 4.15. Separation Index (S) Clustering Perdarahan Postpartum 5	4
Gambar 4.16. Xie and Beni Index (XB) Clustering Perdarahan Postpartum 5	5
Gambar 4.17. Dunn Index (DI) Clustering Perdarahan Postpartum	5

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A	DATA A	NC IBU HAMIL.		61
LAMPIRAN B	FUNGSI (OBJEKTIF		64
LAMPIRAN C	HASIL PI	ENGUJIAN <i>CLU</i>	STERING PREEKI	<i>LAMSIA</i> 65
LAMPIRAN D	HASIL	PENGUJIAN	CLUSTERING	PERDARAHAN
	POSTPAR	RTUM		73
LAMPIRAN E	EFEKTIF	ITAS PENGUJIA	AN CLUSTERING.	80
LAMPIRAN F	IMPLEM		1	



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator status kesehatan masyarakat. Akhir-akhir ini AKI di Indonesia masih tinggi dibandingkan dengan negara ASEAN yang lainnya. Menurut data Survei Demografi Kesehatan Indonesia (SDKI) 2007, Angka Kematian Ibu sebanyak 228 per 100.000 kelahiran hidup. Berdasarkan kesepakatan global (Millenium Development Goals/MDGs, 2000), diharapkan AKI berkurang sebesar 3/4 dalam kurun waktu tahun 1990 sampai dengan 2015. Untuk memenuhi kesepakatan tersebut, Indonesia berkomitmen untuk menurunkan AKI menjadi 102 per 100.000 kelahiran hidup (Hernawati, 2011). Upaya untuk mempercepat penurunan AKI telah dimulai sejak tahun 1980 melalui program Safe Motherhood Initiative. Selanjutnya, pada akhir tahun 1990 diperkenalkan sebuah konsep strategi penurunan AKI yang disebut Making Pregnancy Safer (MPS). Walaupun berbagai upaya telah dilakukan, AKI di Indonesia masih tinggi. Hal ini dibuktikan dengan masih tingginya AKI di tahun 2010, yaitu sebesar 11.534 kematian (Hernawati, 2011). Masih tingginya AKI disebabkan oleh banyak faktor. Salah satunya adalah faktor keterlambatan penanganan kasus. Keterlambatan penanganan kasus ini dapat dicegah dengan deteksi dini risiko bahaya pada kehamilan.

Seiring dengan perkembangan zaman, teknologi untuk deteksi dini risiko bahaya pada kehamilan pun semakin berkembang. Salah satu teknologi yang telah dikembangkan adalah penggunaan jaringan syaraf tiruan untuk skrining risiko bahaya kelahiran *prematur* (Catley et al, 2006). Penggunaan teknologi yang lainnya ditunjukkan oleh sebuah usulan *Clinical Decision Support System* (CDSS) untuk memfasilitasi otomasi penilaian risiko kehamilan (Gorthi et al, 2009).

Teknologi deteksi dini risiko bahaya pada kehamilan masih memiliki peluang besar untuk dikembangkan. Peluang pengembangan teknologi deteksi

dini risiko bahaya pada kehamilan memungkinkan penggunaan metode Fuzzy C-Means Clustering untuk mengklasifikasikan data ibu hamil terhadap risiko bahaya kehamilannya. Metode Fuzzy C-Means adalah suatu teknik pengklasifikasian data dimana keberadaan tiap-tiap data dalam suatu cluster ditentukan oleh nilai keanggotaan. Metode ini cocok digunakan dalam pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan karena obyektif dan fleksibel (Xie et al, 2010). Derajat keanggotaan tiap data di setiap *cluster* merepresentasikan keberadaan data tersebut terhadap sebuah kelompok data. Selain itu, metode Fuzzy C-Means memungkinkan objek berada pada setiap cluster dengan derajat keanggotaan yang berbeda. Hal ini dapat meningkatkan kualitas hasil diagnosis. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ekong et al, pengelompokan gejala Pn menjadi 5 cluster didasarkan pada derajat keanggotaan gejala P_n terhadap cluster gejala penyakit alcohol cirrhosis, alcohol hepatitis, alcohol induced LD, fatty LD dan liver cancer. Tingginya derajat keanggotaan suatu gejala P_n pada salah satu cluster saja menunjukkan bahwa ketidakpastian yang berkaitan dengan analisis penentuan gejala penyakit liver dapat dihilangkan. Penerapan hasil clustering ini memungkinkan deteksi dini diagnosis penyakit liver (Ekong et al, 2011) sehingga dapat dikatakan bahwa penerapan metode Fuzzy C-Means dapat meningkatkan kualitas hasil diagnosis.

Hasil klasifikasi deteksi dini risiko bahaya pada kehamilan dengan metode Fuzzy C-Means diharapkan dapat bermanfaat untuk mempermudah petugas kesehatan dalam memberikan pelayanan yang tepat kepada ibu hamil berdasarkan tingkat risiko bahaya kehamilannya, meningkatkan kewaspadaan ibu hamil terhadap risiko bahaya kehamilan, mencegah adanya keterlambatan penanganan kasus bahaya kehamilan yang dapat menyebabkan kematian maternal, seperti: eklamsia dan perdarahan postpartum serta menyelenggarakan pembelajaran bagi bidan junior mengenai pengklasifikasian ibu hamil berdasarkan tingkat risiko terhadap preeklamsia dan perkiraan tingkat risiko perdarahan postpartum.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah bagaimana mengklasifikasikan data ibu hamil berdasarkan tingkat risiko bahaya kehamilan dengan Fuzzy C-Means clustering dan menghitung efektifitas metode Fuzzy C-Means yang dipakai dalam proses klasifikasi.

1.3 Batasan Masalah

Batasan permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian adalah:

- 1. Pengelompokan risiko bahaya kehamilan akan diterapkan pada 2 kasus tanda bahaya kehamilan, yaitu: *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*
- 2. Pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan menggunakan data pemeriksaan ANC (*Antenatal Care*)
- 3. Faktor-faktor risiko kehamilan yang digunakan sebagai batasan pengklasifikasian kasus *preeklamsia* adalah umur ibu, umur kehamilan, tekanan *sistole*, tekanan *diastole* dan *proteinuria*
- 4. Faktor-faktor risiko kehamilan yang digunakan sebagai batasan pengklasifikasian kasus perdarahan *postpartum* adalah hasil klasifikasi *preeklamsia*, *Body Mass Index* (BMI) dan kadar Hb (*haemoglobin*)
- 5. Pada kasus *preeklamsia*, data ibu hamil diklasifikasikan ke dalam 3 *cluster* data berdasarkan buku *Ilmu Kebidanan* (Prawirohardjo et al, 2002). Sedangkan pada kasus perdarahan *postpartum*, data ibu hamil diklasifikasikan ke dalam 2 *cluster* data berdasarkan guideline *Prevention and Management of Postpartum Hemorrhage Green-top Guideline No.52* (Royal College of Obstetricians and Gynecologists, 2009)

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan metode *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data ibu hamil ke dalam beberapa *cluster* tingkat risiko pada kasus *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum* serta mengukur efektifitas penggunaan metode *Fuzzy C-Means* dalam pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan.

1.5 Manfaat Penelitian

Mempermudah petugas kesehatan dalam memberikan pelayanan yang tepat kepada ibu hamil berdasarkan tingkat risiko bahaya kehamilannya, meningkatkan kewaspadaan ibu hamil terhadap risiko bahaya kehamilan, mencegah adanya keterlambatan penanganan kasus bahaya kehamilan yang dapat menyebabkan kematian *maternal*, seperti: *eklamsia* dan perdarahan *postpartum* serta menyelenggarakan pembelajaran bagi bidan junior mengenai pengklasifikasian ibu hamil berdasarkan tingkat risiko *preeklamsia* dalam kehamilan dan perkiraan tingkat risiko perdarahan *postpartum*.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan penelitian ini akan disusun berdasarkan sistematika sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

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

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi penjelasan mengenai teori/materi mengenai *Fuzzy C-Means*, *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum* yang menjadi landasan penelitian dan penelitian terdahulu yang digunakan sebagai acuan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai sumber data dan tahap-tahap kegiatan yang dilaksanakan selama penelitian.

BAB IV PEMBAHASAN

Bab ini berisi pembahasan mengenai penerapan algoritma *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data *antenatal care* ke dalam beberapa kelompok data dan analisis hasil proses klasifikasi.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran yang diberikan sebagai bahan pertimbangan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Logika Fuzzy

Fuzzy secara bahasa diartikan sebagai kabur atau samar-samar. Suatu nilai dapat bernilai besar atau salah secara bersamaan. Dalam fuzzy dikenal derajat keanggotaan yang memiliki rentang nilai 0 (nol) hingga 1 (satu). Berbeda dengan himpunan tegas yang memiliki nilai 1 atau 0 (ya atau tidak). Logika fuzzy merupakan sesuatu logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (fuzzyness) antara benar atau salah.

Logika fuzzy adalah metode untuk menjelaskan logika yang sifatnya tidak tentu atau perkiraan (Ross, 2010). Dalam teori, logika fuzzy adalah suatu nilai bias bernilai benar atau salah secara bersama. Namun berapa besar keberadaan dan kesalahan suatu nilai bias tergantung pada bobot keanggotaan yang dimilikinya. Logika fuzzy memiliki derajat keanggotaan dalam rentang 0 hingga 1. Berbeda dengan logika digital yang hanya memiliki dua nilai, yaitu 1 atau 0. Logika fuzzy digunakan untuk menerjemahkan suatu besaran yang diekspresikan menggunakan bahasa (linguistik), misalkan besaran kecepatan laju kendaraan yang diekspresikan dengan pelan, agak cepat, cepat, dan sangat cepat. Logika fuzzy menunjukan sejauh mana suatu nilai itu benar dan sejauh mana suatu nilai itu salah. Tidak seperti logika klasik (crisp)/tegas, suatu nilai hanya mempunyai 2 kemungkinan yaitu merupakan suatu anggota himpunan atau tidak. Derajat keanggotaan 0 (nol) artinya nilai bukan merupakan anggota himpunan.

Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang *input* kedalam suatu ruang *output* yang mempunyai nilai kontinyu. *Fuzzy* dinyatakan dalam derajat dari suatu keanggotaan dan derajat dari kebenaran. Oleh sebab itu sesuatu dapat dikatakan sebagian benar dan sebagian salah pada waktu yang sama (Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

Logika Fuzzy memungkinkan nilai keanggotaan antara 0 dan 1, tingkat keabuan dan juga hitam dan putih, dan dalam bentuk *linguistik*, konsep tidak pasti seperti "sedikit", "lumayan" dan "sangat" (Zadeh, 1965).

Kelebihan dari teori logika *fuzzy* adalah kemampuan dalam proses penalaran secara bahasa (*linguistic reasoning*). Sehingga dalam perancangannya tidak memerlukan persamaan matematik dari objek yang akan dikendalikan.

2.1.2 Fuzzy Clustering

Fuzzy clustering adalah salah satu/teknik untuk menentukan cluster optimal dalam suatu ruang vektor yang didasarkan pada bentuk normal euclidian untuk jarak antar vector (Kusumadewi dan Purnomo, 2004). Suatu algoritma dikatakan sebagai fuzzy clustering jika dan hanya jika algoritma tersebut menggunakan strategi adaptasi secara soft competitive (non-crisp). Sebagian besar algoritma fuzzy clustering didasarkan pada optimasi fungsi obyektif atau modifikasi fungsi obyektif tersebut (Kusumadewi et al, 2006). Ada beberapa algoritma clustering data, salah satu diantaranya adalah Fuzzy C-Means.

2.1.3 Ukuran Fuzzy

Ukuran *fuzzy* menunjukkan derajat kekaburan himpunan *fuzzy*. Secara umum ukuran kekaburan dapat ditulis sebagai suatu fungsi:

$$f: P(X) \to R$$
 (2.1)

dengan P(X) adalah himpunan semua subset dari X. f(A) adalah suatu fungsi yang memetakan subset A ke karakteristik derajat kekaburannya.

2.1.4 Indeks Kekaburan

Indeks kekaburan adalah jarak antara suatu himpunan fuzzy A dengan himpunan crisp C yang terdekat. Himpunan crisp C yang terdekat dari himpunan fuzzy A dinotasikan sebagai $\mu_C[X] = 0$, jika $\mu_A[X] \leq 0$,5 dan $\mu_C[X] = \underbrace{\mathsf{commit}}_{commit} \mathsf{to} \mathsf{user}$

1, jika $\mu_A[X] \ge 0.5$. Ada beberapa kelas yang dapat digunakan untuk mencari indeks kekaburan, salah satunya adalah *Euclidean Distance*.

$$f(A) = \{ \sum [\mu_A[x] - \mu_C[x]]^2 \}^{1/2}$$
 (2.2)

2.1.5 Fuzzy C-Means

Fuzzy C-means Clustering (FCM) atau dikenal juga sebagai Fuzzy ISODATA merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode Hard K-Means. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1.

Konsep dasar FCM adalah menentukan pusat *cluster* pada kondisi awal pusat *cluster* ini masih belum akurat. Setiap data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap *cluster* dengan cara memperbaiki pusat *cluster* dan nilai keanggotaan tiap data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimisasi fungsi obyektif (Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

Output dari Fuzzy C-Means merupakan deretan pusat cluster dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data.

Algoritma dari Fuzzy C-Means (Kusumadewi, 2007):

a. Tentukan:

- Input data yang akan di cluster, berupa matriks berukuran n x m dengan
 n = jumlah data yang akan dicluster, m = jumlah variabel (kriteria)
- Jumlah *cluster* yang akan dibentuk = $C \ge 2$;
- Pangkat (pembobot) = w > 1;
- Maksimum iterasi = MaxIter;
- Kriteria penghentian = ε (nilai positif yang sangat kecil);
- Iterasi awal = $t_0 = 1$;
- Perubahan matriks partisi = $\Delta = 1$;

b. Bangkitkan bilangan *random* μ_{ik} , dimana i=1,2,3,...,c dan k=1,2,...,n; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U

$$U = \begin{pmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \cdots & \mu_{1k}(x_k) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \cdots & \mu_{2k}(x_k) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \mu_{i1}(x_1) & \mu_{i2}(x_2) & \cdots & \mu_{ik}(x_k) \end{pmatrix}$$
(2.3)

dengan $0<\mu_{ik}<1$ dan jumlah setiap kolom pada matriks U harus sama dengan 1.

c. Hitung pusat cluster V_{ij} , dengan i=1,2,...,c dan j=1,2,...,m

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{n} (\mu_{ik})^{w} * X_{kj}}{\sum_{k=1}^{n} \mu_{ik}^{w}}$$
(2.4)

d. Perbaiki matriks partisi μ_{ik} , dengan : i=1,2,...,c dan k=1,2,...n

$$\mu_{ik} = \left[\sum_{j=1}^{c} \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(w-1)} \right]^{-1}$$
 (2.5)

dengan (Euclidean distance):

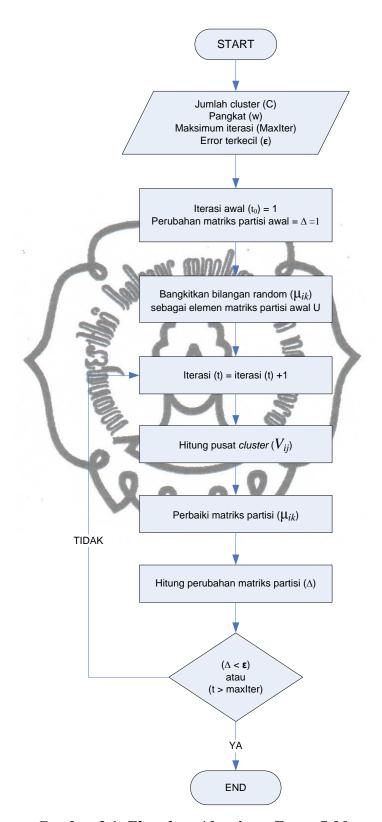
$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=1}^{m} (X_{kj} - V_{ij})\right]^{1/2}$$
 (2.6)

e. Hitung perubahan matriks partisi pada iterasi sekarang dengan iterasi sebelumnya

$$\Delta = |U^t - U^{t-1}| \tag{2.7}$$

- f. Cek kondisi berhenti:
 - Jika: $(\Delta < \varepsilon)$ atau $(t > \max Iter)$, maka berhenti
 - Jika tidak: t=t+1, ulangi langkah d

Flowchart algoritma Fuzzy C-Means dapat dilihat pada Gambar 2.1



Gambar 2.1. Flowchart Algoritma Fuzzy C-Means

Contoh kasus pengelompokan ibu hamil berdasarkan tingkat risiko *preeklamsia* adalah sebagai berikut:

Pada bulan Mei 2012, Puskesmas X telah Ibu hamil yang telah menjalani pemeriksaan *antenatal care* sebanyak 10 orang. Contoh data hasil pemeriksaan *antenatal care* untuk pengelompokan ibu hamil terhadap risiko *preeklamsia* dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Umur Nama Umur Sistole Diastole Proteinuria Kehamilan **Pasien** Ibu Pasien 1 140/ Pasien 2 Pasien 3 Pasien 4 Pasien 5 Pasien 6 Pasien 7 Pasien 8 Pasien 9 Pasien 10

Tabel 2.1. Contoh Data Hasil Pemeriksaan ANC

Ditentukan parameter untuk proses clustering sebagai berikut:

$$C=2$$
,

$$w = 2$$
,

$$\varepsilon = 10^{-5}$$
, dan

maxIter = 100

Penyelesaian:

a. Generate matriks partisi awal secara random, misal:

$$U^{0} =$$

$$\begin{pmatrix} 0.453 & 0.376 & 0.764 & 0.617 & 0.551 & 0.711 & 0.312 & 0.419 & 0.762 & 0.343 \\ 0.547 & 0.624 & 0.236 & 0.383 & 0.449 & 0.289 & 0.688 & 0.581 & 0.238 & 0.657 \end{pmatrix}$$

Jumlah setiap kolom pada matriks U harus sama dengan 1

Tabel 2.2. Contoh Perhitungan Pusat *Cluster* (1)

D • • • •				-	th -mil	GDIDO//a -	P Property				
Derajat					11 Callin	W BILLERAM	200				
keanggotaan		Data	yang dic.	luster 🥄	Oliver .	μ_{1k}^{2}	$2 * \mathbf{v}$	2 * v	2 * v	$\mu_{1k}^{2} * X_{k4}$	2 * v
cluster ke-1				00	11.	μ_{1k}	$\mu_{1k}^{2} * X_{k1}$	μ_{1k} · Λ_{k2}	μ_{1k} · Λ_{k3}	μ_{1k} · Λ_{k4}	μ_{1k} · Λ_{k5}
μ_{1k}	X_{k1}	X_{k2}	X_{k3}	X_{k4}	X_{k5}		9				
0.453	25	7	140	90	0	0.205209	5.130225	1.436463	28.72926	18.46881	0
0.376	30	38	170	120	3	0.141376	4.24128	5.372288	24.03392	16.96512	0.424128
0.764	28	26	160	100	2	0.583696	16.34349	15.1761	93.39136	58.3696	1.167392
0.617	26	20	130	80	0	0.380689	9.897914	7.61378	49.48957	30.45512	0
0.551	27	24	150	90 🗳	1	0.303601	8.197227	7.286424	45.54015	27.32409	0.303601
0.711	26	16	130	90	0	0.505521	13.14355	8.088336	65.71773	45.49689	0
0.312	18	28	130	80	0	0.097344	1.752192	2.725632	12.65472	7.78752	0
0.419	20	20	130	80	0	0.175561	3,51122	3.51122	22.82293	14.04488	0
0.762	24	30	150	90	$\lambda 1 V$	0.580644	13.93546	17.41932	87.0966	52.25796	0.580644
0.343	24	22	140	80	0	0.117649	2.823576	2.588278	16.47086	9.41192	0
Σ 3.09129						78.97612	71.21784	445.9471	280.5819	2.475765	
$\frac{\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^{w}*X_{kj}}{\sum_{k=1}^{n}{\mu_{ik}}^{w}}$						25.54795	23.03823	144.2592	90.76531	0.800884	
		\angle_k	$z=1 \mu_{ik}$								

Tabel 2.3. Contoh Perhitungan Pusat Cluster (2)

Derajat				10	Mann	מותועושו	607				
keanggotaan		Data	yang di <i>cli</i>	ıster 🥄	Of Branch	μ_{2k}^{2}	$\mu_{2k}^{2} * X_{k1}$	$\mu_{2k}^{2} * X_{k2}$	$\mu_{2k}^{2} * X_{k3}$	$\mu_{2k}^{2} * X_{k4}$	$\mu_{2k}^{2} * X_{k5}$
cluster ke-2				00	11.	μ_{2k}	μ_{2k} Λ_{k1}	μ_{2k} Λ_{k2}	μ_{2k} Λ_{k3}	μ_{2k} Λ_{k4}	μ_{2k} Λ_{k5}
μ_{2k}	X_{k1}	X_{k2}	X_{k3}	X_{k4}	X_{k5}	7					
0.547	25	7	140	90	0	0.299209	7.480225	2.094463	41.88926	26.92881	0
0.624	30	38	170	120	3	0.389376	11.68128	14.79629	66.19392	46.72512	1.168128
0.236	28	26	160	100	2	0.055696	1.559488	1.448096	8.91136	5.5696	0.111392
0.383	26	20	130	80	0	0.146689	3.813914	2.93378	19.06957	11.73512	0
0.449	27	24	150	90 🗳	1	0.201601	5.443227	4.838424	30.24015	18.14409	0.201601
0.289	26	16	130	90	0	0.083521	2.171546	1.336336	10.85773	7.51689	0
0.688	18	28	130	80	0	0.473344	8.520192	13.25363	61.53472	37.86752	0
0.581	20	20	130	80	0 0	0.337561	6,75122	6.75122	43.88293	27.00488	0
0.238	24	30	150	90	N I	0.056644	1.359456	1.69932	8.4966	5.09796	0.056644
0.657	24	22	140	80	0	0.431649	10.35958	9.496278	60.43086	34.53192	0
Σ 2.47529						59.14012	58.64784	351.5071	221.1219	1.537765	
$\frac{\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^{w}*X_{kj}}{\sum_{k=1}^{n}{\mu_{ik}}^{w}}$						23.8922	23.69332	142.0064	89.33172	0.621264	

b. Hitung pusat *cluster* V_{ij} dengan rumus (2.4). Contoh perhitungan pusat *cluster* V_{ij} dapat dilihat pada Tabel 2.2 dan Tabel 2.3 Sehingga didapat pusat *cluster* iterasi pertama, yaitu:

$$V = \begin{pmatrix} 25.54795 & 23.03823 & 144.2592 & 90.76531 & 0.800884 \\ 23.8922 & 23.69332 & 142.0064 & 89.33172 & 0.621264 \end{pmatrix}$$

- c. Perbaiki matriks partisi dengan rumus (2.5) dan (2.6). Contoh perhitungan perbaikan matriks partisi dengan rumus (2.6) dapat dilihat pada Tabel 2.4 dan Tabel 2.5. Sedangkan contoh perbaikan matriks partisi dengan rumus (2.5) dapat dilihat pada Tabel 2.6
- d. Hitung perubahan matriks partisi pada iterasi sekarang dengan iterasi sebelumnya dengan rumus (2.7)
- e. Cek kondisi berhenti:
 - Jika: $(\Delta < 10^{-5})$ atau (t > 100), maka berhenti
 - Jika tidak: ulangi langkah b

Tabel 2.4. Contoh Perhitungan Euclidean Distance (1)

$(X_{k1} - V_{11})^2$	$(X_{k2} - V_{12})^2$	$(X_{k3} - V_{13})^2$	$(X_{k4}-V_{14})^2$	$(X_{k5} - V_{15})^2$	$\sum_{j=1}^{m} \left(X_{kj} - V_{ij} \right)^2$	d_{1k}
0.300249	257.2248	18.14078	0.585699	0.641415	276.8929	16.6401
19.82075	223.8545	662.5887	854.6670	0.141945	1761.073	41.96514
6.012549	8.772081	247.7727	85.27949	0.134328	347.9711	18.65398
0.204349	9.230841	203.3247	115.8918	0.641415	329.2931	18.14643
2.108449	0.925001	32.95678	0.585699	0.24729	36.82322	6.068214
0.204349	49.53668	203.3247	0.585699	0.641415	254.2928	15.94656
56.97155	24.61916	203.3247	115.8918	0.641415	401.4486	20.03618
30.77975	9.230841	203.3247	115.8918	0.641415	359.8685	18.9702
2.396149	48.46624	32.95678	0.585699	0.048506	84.45337	9.189851
2.396149	1.077921	18.14078	115.8918	0.641415	138.1481	11.75364

Tabel 2.5. Contoh Perhitungan Euclidean Distance (2)

$(X_{k1} - V_{21})^2$	$(X_{k2} - V_{22})^2$	$(X_{k3} - V_{23})^2$	$(X_{k4} - V_{24})^2$	$(X_{k5} - V_{25})^2$	$\sum_{j=1}^{m} \left(X_{kj} - V_{ij} \right)^2$	d_{2k}
1.227221	278.6669	4.025767	0.446599	0.385969	284.7525	16.87461
37.30522	204.6811	783.6398	940.5434	0.038863	1966.208	44.34194
16.87402	5.320774	323.7685	113.8122	0.298256	460.0738	21.44933
4.442821	13.64060	144.1543	87.08097	0.385969	249.7047	15.80205
9.658421	0.094052	63.89713	0.446599	0.10091	74.19711	8.613774
4.442821	59.18716	144.1543	0.446599	0.385969	208.6168	14.44357
34.71802	18.54749	144.1543	87.08097	0.385969	284.8867	16.87859
15.14922	13.64060	144.1543	87.08097	0.385969	260.4111	16.13726
0.011621	39.77421	63.89713	0.446599	0.00165	104.1312	10.20447
0.011621	2.867331	4.025767	87.08097	0.385969	94.37166	9.714508

Tabel 2.6. Contoh Perhitungan Matriks Partisi Baru

$\left(d_{1k}/d_{1k}\right)^2$	$\left(d_{1k}/d_{2k}\right)^2$	$\left(d_{2k}/d_{1k}\right)^2$	$\left(d_{2k}/d_{2k}\right)^2$	$\sum_{j=1}^{2} \left(\frac{d_{1k}}{d_{jk}} \right)^2$	$\sum_{j=1}^{2} \left(\frac{d_{2k}}{d_{jk}} \right)^2$	μ_{1k}	μ_{2k}
1	0.972398	1.028385	1	1.972398	2.028385	0.506997	0.493003
1	0.89567	1.116483	1	1.89567	2.116483	0.527518	0.472482
1	0.756338	1.322161	1	1.756338	2.322161	0.569367	0.430633
1	1.31873	0.758305	1	2.31873	1.758305	0.431271	0.568729
1	0.496289	2.014954	1	1.496289	3.014954	0.66832	0.33168
1	1.218947	0.82038	1	2.218947	1.82038	0.450664	0.549336
1	1.409152	0.709647	1	2.409152	1.709647	0.415084	0.584916
1	1.381925	0.723628	1	2.381925	1.723628	0.419829	0.580171
1	0.811028	1.233002	1	1.811028	2.233002	0.552172	0.447828
1	1.463873	0.683119	1	2.463873	1.683119	0.405865	0.594135

Jika diasumsikan bahwa data sudah mencapai iterasi terakhir, maka data dapat diklasifikasikan berdasarkan perbaikan matriks partisi yang terakhir. Contoh hasil *clustering* berdasarkan perhitungan perbaikan matriks partisi pada iterasi pertama dapat dilihat pada Tabel 2.7.

Kecenderungan Cluster Data Matriks Partisi pasien ke- \mathbf{C}_2 C_1 0.506997 0.493003 0.527518 0.472482 2 0.569367 3 0.430633 4 0.431271 0.568729 0.331680 5 0.668320 * 6 0.450664 0.549336 7 0.415084 0.584916 * 0.419829 8 0.580171 9 0.552172 0.447828 10 0.405865 0.594135 *

Tabel 2.7. Contoh Hasil Clustering (Preeklamsia)

2.1.6 Kasus-Kasus Risiko Tinggi

Tujuan kebidanan masa kini dan waktu mendatang adalah menekan angka kesakitan dan kematian ibu dan anak sampai kepada batas yang tidak dapat diturunkan lagi. Tujuan ini hanya dapat dicapai bila kita mampu mengenali dan menangani faktor-faktor medis dan non medis penyebab mortalitas dan morbiditas ibu dan anak.

Kumpulan faktor-faktor tersebut dinamakan risiko tinggi, yang meliputi: faktor umur, *paritas*, ras, status perkawinan, riwayat persalinan, gizi dan nutrisi, keadaan sosial ekonomi, psikis, komplikasi kehamilan dan sebagainya.

Mengembangkan *obstetri* kliniko-sosial, mengusahakan agar tenaga medis mampu mengenali kasus-kasus kehamilan risiko tinggi serta pengawasan *antenatal* yang teratur memegang peranan penting dalam hal ini. Dengan demikian, faktor-faktor risiko dapat ditemukan sedini mungkin, lalu dilakukan *commut to user* koreksi dan penanganan sehingga dapat menghilangkan atau memperkecil

pengaruhnya terhadap *mortalitas* dan *morbiditas* ibu dan anak (Mochtar, 1998).

2.1.7 Kehamilan Risiko Tinggi

Menurut Rochjati (2003), kehamilan risiko tinggi adalah salah satu kehamilan yang di dalamnya kehidupan atau kesehatan ibu atau janin dalam bahaya akibat gangguan kehamilan yang kebetulan atau unik. Sedangkan menurut Mochtar (1998), kehamilan risiko tinggi adalah suatu kehamilan dimana jiwa dan kesehatan ibu dan atau bayi dapat terancam.

2.1.8 Faktor Risiko Tinggi

Beberapa situasi dan kondisi serta keadaan umum seorang ibu selama kehamilan, persalinan dan nifas akan memberikan ancaman pada kesehatan ibu maupun janin yang dikandungnya. Keadaan dan kondisi tersebut bisa digolongkan sebagai faktor medis dan non medis.

Faktor medis diantaranya penyakit-penyakit ibu dan janin, kelainan *obstetrik*, gangguan *plasenta*, gangguan tali pusat, komplikasi persalinan, penyakit *neonatus* dan kelainan genetik.

Faktor non medis diantaranya kemiskinan, ketidaktahuan, adat, tradisi, kepercayaan, dsb. Hal ini banyak terjadi terutama di negara-negara berkembang yang berdasarkan penelitian ternyata sangat mempengaruhi *mortalitas* dan *morbiditas*. Faktor non medis yang lain misalnya status gizi buruk, sosial ekonomi yang rendah, kebersihan lingkungan, kesadaran untuk memeriksakan kehamilan secara teratur, kurangnya fasilitas dan sarana kesehatan.

Hobel, et al (1973) dalam buku Sinopsis Obstetri (Mochtar, 1998: 203), mengemukakan bahwa terdapat sekitas 126 jenis faktor risiko yang ditemukan pada masa hamil, persalinan dan nifas, termasuk pada bayi baru lahir. Faktorfaktor tersebut diberi nilai (*score*) kemudian digolongkan menjadi 4 golongan kasus risiko:

- a. *Low-low risk*, yaitu kasus-kasus baik pada kehamilan maupun dalam persalinan yang bukan/tidak ada risiko
- b. *High-low risk*, yaitu kasus dengan risiko tinggi kehamilan, tidak ada risiko lagi pada persalinan
- c. *Low-high risk*, yaitu kasus-kasus tanpa risiko selama kehamilan tetapi mempunyai risiko tinggi pada persalinan
- d. *High-high risk*, yaitu kasus-kasus risiko tinggi baik pada masa kehamilan maupun persalinan

2.1.9 Batasan Faktor Risiko Kehamilan (Rochjati, 2003)

a. Ada Potensi Gawat Obstetri

1. Primi muda

Ibu hamil pertama pada umur ≤ 16 tahun, rahim dan panggul belum tumbuh mencapai ukuran dewasa. Akibatnya, diragukan keselamatan dan kesehatan janin dalam kandungan. Selain itu, mental ibu belum cukup dewasa. Bahaya yang mungkin terjadi, yaitu: bayi lahir belum cukup umur, perdarahan sebelum kelahiran, perdarahan setelah kelahiran.

2. Primi tua

• Lama perkawinan ≥ 4 tahun

Ibu yang hamil setelah 4 tahun perkawinan atau lebih berisiko mengalami bahaya *preeklamsia* dan persalinan yang tidak lancar

• Pada umur ibu \geq 35 tahun

Ibu yang hamil pertama di umur 35 tahun atau lebih berisiko mengalami bahaya *hipertensi*, *preeklamsi*, ketuban pecah dini, persalinan tidak lancar, perdarahan setelah kelahiran dan bayi lahir dengan berat badan rendah

3. Anak terkecil < 2 tahun

Jika jarak antara kelahiran anak terkecil dengan kehamilan selanjutnya kurang dari 2 tahun, maka bahaya yang mungkin terjadi adalah

perdarahan setelah kelahiran, kejadian bayi *prematur* dan bayi lahir dengan berat badan rendah

4. Primi tua sekunder

Ibu hamil dengan persalinan terakhir ≥ 10 tahun yang lalu seolaholah akan mengalami persalinan pertama. *Primi* tua sekunder rawan bahaya persalinan tidak lancar, perdarahan pasca persalinan dan penyakit (*hipertensi*, *diabetes*, dsb)

5. Grande multi

Ibu pernah hamil 4 kali atau lebih. Karena ibu sering melahirkan, kemungkinan akan banyak ditemui/keadaan dimana kesehatan ibu terganggu, perut ibu tampak menggantung, kekendoran dinding perut dan rahim. Bahaya yang dapat terjadi adalah kelainan letak bayi, robekan rahim saat persalinan, persalinan lama dan perdarahan pasca persalinan. Pada grande multipara, terdapat pula bahaya solusio plasenta dan plasenta previa

6. Umur 35 tahun atau lebih

Ibu hamil dengan umur ≥ 35 tahun mengalami perubahan pada jaringan alat-alat kandungan dan jalan lahir yang sudah tidak lentur lagi. Selain itu, ada kecenderungan tubuh yang rentan terhadap penyakit. Bahaya yang mungkin terjadi adalah *hipertensi*, *preeklamsia*, ketuban pecah dini, persalinan tidak lancar dan perdarahan setelah melahirkan

7. Tinggi badan 145 cm atau kurang

Terdapat 3 batasan pada kelompok risiko ini:

- Ibu hamil pertama. Luas panggul ibu dan besar kepala janin mungkin tidak proposional
- Ibu hamil kedua mempunyai risiko kelahiran selamat tetapi umur bayi 7 hari atau kurang
- Ibu hamil yang sebelumnya belum pernah melahirkan cukup bulan atau melahirkan bayi yang berat badannya rendah. Ibu ini memiliki bahaya persalinan yang tidak lancar dan lama

Ibu dengan riwayat obstetri jelek mempunyai bahaya untuk gagal dalam kehamilan

9. Persalinan yang lalu dengan tindakan

Bahaya yang dapat terjadi adalah radang, perforasi dan perdarahan

10. Bekas operasi sesar

Bahaya pada ibu hamil yang melakukan operasi sesar pada persalinan lalu adalah adanya robekan rahim yang mengancam kehidupan janin dan meningkatkan bahaya perdarahan dan infeksi

b. Ada Gawat Obstetri

- 1. Penyakit pada ibu hamil
 - Anemia. Pengaruh anemia dengan kadar Hb 11 gr% pada kehamilan adalah menurunkan daya tahan ibu, menghambat pertumbuhan janin dan persalinan prematur. Sedangkan pengaruh anemia dengan kadar Hb 6 gr% pada kehamilan adalah kematian janin, persalinan prematur, persalinan lama, perdarahan pasca persalinan, dapat terjadi cacat bawaan dan cadangan besi (Fe) kurang
 - Malaria. Bahaya yang dapat terjadi pada ibu hamil dengan malaria adalah keguguran, bayi lahir belum cukup umur dan janin mati dalam kandungan
 - Lemah jantung. Ibu hamil dengan lemah jantung berisiko melahirkan secara *prematur*, bayi lahir dengan berat badan rendah dan bayi lahir mati
 - *Diabetes mellitus*. Penyakit *diabetes mellitus* mempengaruhi timbulnya komplikasi pada kehamilan, yaitu: *preeklamsia*, kelainan letak janin dam *insufisiensi plasenta*

2. Preeklamsia ringan

Gawat *obstetri* ini dapat menyebabkan gangguan pertumbuhan janin dan janin mati dalam kandungan

c. Ada Gawat Darurat Obstetri

1. Perdarahan *antepartum*

Bahaya yang dapat terjadi jika ibu mengalami perdarahan antepartum adalah bayi terpaksa dilahirkan sebelum cukup bulan. Perdarahan juga dapat mengancam keselamatan ibu

2. Eklamsia

Eklamsia dapat mengakibatkan ibu tidak sadar (koma) sampai meninggal. Bahaya yang mengancam janin jika ibu mengalami eklamsia adalah terjadinya gangguan pertumbuhan janin, bayi lahir dengan berat badan rendah atau janin mati dalam kandungan

2.1.10 Preeklamsia (Prawirohardjo et al, 2002)

Di Indonesia, *eklamsia* masih menjadi penyebab utama kematian ibu dan penyebab kematian *perinatal* yang tinggi. Oleh karena itu, diagnosis dini *preeklamsia* yang merupakan tingkat pendahuluan *eklamsia* serta penanganannya perlu segera dilaksanakan untuk menurunkan angka kematian ibu dan anak. Perlu ditekankan bahwa *sindroma preeklamsia* ringan sering tidak diperhatikan oleh wanita yang bersangkutan sehingga tanpa disadari dalam waktu singkat dapat timbul *preeklamsia* berat bahkan *eklamsia*. Dengan pengetahuan ini, menjadi jelas bahwa pemeriksaan *antenatal* yang teratur dan pengenalan tanda-tanda *preeklamsia* sangat penting demi mencegah *preeklamsia* berat dan *eklamsia*.

Preeklamsia adalah penyakit dengan tanda-tanda *hipertensi*, *edema*, dan *proteinuria* yang timbul karena kehamilan. Penyakit ini umumnya terjadi dalam triwulan ke-3 kehamilan, tetapi dapat juga terjadi sebelumnya.

Hipertensi biasanya timbul lebih dulu daripada tanda-tanda lainnya. Untuk menegakkan diagnosis preeklamsia, kenaikan sistolik harus 30 mmHg atau lebih di atas tekanan yang biasanya ditemukan, atau mencapai 140 mmHg atau lebih. Kenaikan diastolik sebenarnya lebih dapat dipercaya karena tekanan diastolik mengukur tahanan perifer dan tidak dipengaruhi oleh keadaan emosi pasien (Departemen Kesehatan Republik Indonesia, 2002). Apabila tekanan

diastolik naik 15 mmHg atau lebih, atau menjadi 90 mmHg atau lebih, maka diagnosis hipertensi dapat dibuat.

Edema adalah penimbunan cairan secara umum dan berlebihan dalam jaringan tubuh. Hal ini dapat menyebabkan kenaikan berat badan.

Proteinuria adalah konsentrasi protein dalam air kencing yang melebihi 0,3 g/liter dalam air kencing 24 jam atau pemeriksaan kualitatif menunjukkan 1 atau 2 + yang setara dengan 1 g/liter dalam air kencing. Biasanya proteinuria timbul lebih lambat daripada hipertensi dan kenaikan berat badan sehingga dianggap sebagai tanda yang cukup serius.

Preeklamsia dibagi dalam 2 golongan, yaitu: ringan dan berat. Preeklamsia digolongkan berat bila salah satu atau lebih tanda/gejala di bawah ini ditemukan:

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

Apa yang menjadi penyebab *preeklamsia* dan *eklamsia* sampai sekarang belum diketahui. Telah terdapat banyak teori yang mencoba menerangkan sebab penyakit tersebut. Akan tetapi, tidak ada yang dapat memberi jawaban yang memuaskan.

Pada umumnya indikasi untuk merawat penderita *preeklamsia* (ringan) adalah: (1) tekanan darah *sistolik* 140 mmHg atau lebih dan/atau tekanan darah *diastolik* 90 mmHg atau lebih; (2) *proteinuria* 1 + atau lebih; (3) kenaikan berat badan 1,5 kg atau lebih dalam seminggu yang berulang; (4) penambahan *edema* berlebihan secara berlebih-lebihan. Perlu diperhatikan bahwa apabila hanya 1 tanda yang ditemukan, perawatan belum seberapa mendesak. Akan tetapi, pengawasan ditingkatkan dan kepada yang bersangkutan dianjurkan untuk segera datang jika ada keluhan.

2.1.11 Perdarahan Postpartum

Perdarahan *postpartum* adalah perdarahan lebih dari 500-600 mL dalam masa 24 jam setelah anak lahir (Pitchard, 1991). Dalam pengertian lain, perdarahan *postpartum* merupakan perdarahan karena *retensio plasenta*.

Tabel 2.8. Faktor Risiko Perdarahan *Postpartum* (Royal College of Obstetricians and Gynaecologyst, 2009)

Faktor risiko yang dapat meningkatkan risiko kejadian perdarahan postpartum secara signifikan, ibu disarankan untuk dirawat				
Faktor Risiko	Rasio Rata-Rata untuk Perdarahan Postpartum			
Mengalami abruption placenta	13 (7.61-12.9)			
Menderita placenta previa	12 (7.17-23)			
Kehamilan ganda	5 (3-6.6)			
Preeklamsi / hipertensi gestasional	4			
Faktor risiko yang dapat meningkatkan risiko kejadian perdarahan postpartum (tidak terlalu signifikan), ibu disarankan untuk rujuk				
Faktor Risiko Rasio Rata-Rata untuk Perdarahan Postpartum				
Mempunyai riwayat perdarahan postpartum	3			
Etnik Asia	2 (1.48-2.12)			
Obesitas (BMI > 35)	2 (1.24-2.17)			
Anemia (< 9 gr/dl)	2 (1.63-3.15)			

Menurut Wiknjosatro H dalam Mochtar, et al (1998) menyatakan bahwa perdarahan terutama perdarahan *postpartum* masih merupakan salah satu dari penyebab utama kematian ibu dalam persalinan. Faktor risiko perdarahan *postpartum* tersaji pada Tabel 2.8.

2.2 Penelitian Terkait

Penelitian ini mengacu pada beberapa penelitian dan studi terkait. Penelitian dan studi tersebut akan diuraikan sebagai berikut: Metode *Fuzzy C-Means* dipilih sebagai metode pendeteksi kejadian anomali pada *network flow* karena pembagian sekumpulan data sampelnya fleksibel dan kemampuan deteksi invasi yang lebih obyektif.

b. "Fuzzy C-Means Clustering on Medical Diagnostic Systems (Albayrak et al, 2003)"

Perbandingan antara metode *Fuzzy C-Means* dengan *Hard K-Means* untuk mengklasifikasikan data penyakit kelenjar tiroid menunjukkan bahwa hasil diagnostik medis *Fuzzy C-Means* lebih baik dibanding dengan hasil diagnostik medis *Hard K-Means* karena *Fuzzy C-Means* memungkinkan objek berada pada beberapa kelas tapi dengan derajat keanggotaan yang berbeda.

c. "Comparing SOM Neural Network with Fuzzy C-Means, K-means and Traditional Hierarchical Clustering Algorithms (Mingoti dan Lima, 2005)"

Penelitian ini membandingkan beberapa algoritma clustering, yaitu: Self-Organization Map (SOM) neural network, Fuzzy C-Means, K-Means dan traditional hierarchial algorithm. Pada penelitian ini, data disimulasikan mempertimbangkan variabel (variabel yang berkorelasi dan tidak berkorelasi), cluster (nonoverlapping cluster dan overlapping cluster) dan outlier (dengan dan tanpa outlier). Data set yang disimulasikan berjumlah 2530 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada umumnya kinerja algoritma clustering lebih terpengaruh oleh adanya overlapping daripada jumlah outlier. Pada dasarnya overlapping dan outlier mengakibatkan peningkatan jumlah cluster dan variabel sehingga berdampak pada penurunan kinerja algoritma. Fuzzy C-Means bekerja dengan sangat baik pada semua kasus. Fuzzy C-Means juga sangat stabil saat dihadapkan dengan outlier dan overlapping (average recovery rate sebesar 90%). Algoritma-algoritma lain sangat terpengaruh oleh adanya outlier dan overlapping. Pada SOM neural network, jumlah cluster dan variabel sangat mempengaruhi hasil clustering. Kinerja metode K-Means dipengaruhi

oleh jumlah *outlier* (40% *outlier*). Sedangkan kinerja metode *traditional hierarchial algorithm* hampir sama dengan metode *K-Means*.

d. "Upaya Menurunkan Angka Kesakitan dan Angka Kematian Ibu pada Penderita *Preeklamsia* dan *Eklamsia* (Roeshadi, 2006)"

Penyebab utama kematian ibu dalam bidang *obstetri*, yaitu: perdarahan 45%, infeksi 15% dan *hipertensi* dalam kehamilan 13%. Sisanya terbagi atas penyebab partus macet, *abortus* yang tidak aman dan penyebab tidak langsung lainnya. *Hipertensi* dalam kehamilan diklasifikasikan menjadi *hipertensi* gestasional, preeklamsia, eklamsia, hipertensi kronik dan hipertensi kronik dengan superimposed preeklamsia. Pada penderita preeklamsia, ketidaktahuan mengenai gejala klinis dan keterlambatan pencarian pertolongan menyebabkan berkembangnya preeklamsia menjadi preeklamsia berat. Bahkan menurut beberapa laporan, angka kematian ibu akibat preeklamsia berat telah menggeser perdarahan dan infeksi sebagai penyebab utama kematian maternal. Angka kejadian preeklamsia adalah 6%-8% di antara seluruh wanita hamil di beberapa rumah sakit di Indonesia pada tahun 2006. Sampai sekarang penyebab preeklamsia masih menjadi tanda tanya sehingga penyakit ini sering disebut disease of theory. Namun terdapat beberapa faktor risiko terjadinya preeklamsia, antara lain: usia ≤ 20 tahun, usia ≥ 35 tahun dan hipertensi.

e. "Faktor-Faktor Risiko Terjadinya *Preeklamsia* Berat di Rumah Sakit Dr. H. Soewondo Kendal (Rozikhan, 2007)"

Pada tesis ini, ingin dicari faktor-faktor risiko terjadinya *preeklamsi* berat dengan studi kasus di rumah sakit Dr. H. Soewondo, Kendal. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa ibu hamil dengan umur < 20 tahun mempunyai risiko mengalami *preeklamsi* berat sebesar 3,58 kali dibandingkan dengan ibu hamil umur 20-35 tahun, ibu hamil dengan umur > 35 tahun mempunyai risiko mengalami *preeklamsi* berat sebesar 3,97 kali dibandingkan dengan ibu hamil umur 20-35 tahun, ibu hamil dengan *obesitas* mempunyai risiko mengalami *preeklamsi* berat sebesar 1,55 kali dibandingkan dengan ibu hamil yang tidak mengalami *obesitas*, ibu hamil dengan *hipertensi* mempunyai risiko mengalami *preeklamsi* berat sebesar 2,98 kali dibandingkan dengan ibu hamil yang tidak

mengalami *hipertensi*, ibu hamil dengan jarak kehamilan dekat atau kurang dari 24 bulan mempunyai risiko mengalami *preeklamsi* berat sebesar 0,92 kali dibandingkan dengan ibu hamil dengan jarak kehamilannya 24 bulan atau lebih.

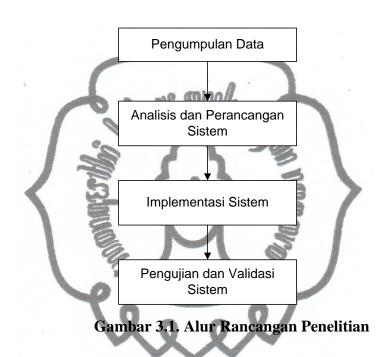
2.3 Rencana Penelitian

Penelitian yang akan dilaksanakan merupakan penelitian mengenai penerapan metode *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data *antenatal care* (ANC) ibu hamil ke dalam beberapa kelas tingkat risiko pada setiap kasus tanda bahaya kehamilan (*preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*). Pada kasus *preeklamsia*, data ibu hamil diklasifikasikan ke dalam 3 *cluster* data. Sedangkan pada kasus perdarahan *postpartum*, data ibu hamil diklasifikasikan ke dalam 2 *cluster* data. Proses perhitungan efektifitas hasil klasifikasi akan dihitung setelah proses klasifikasi.

Penerapan metode *Fuzzy C-Means* akan diimplementasikan ke dalam sistem. Sistem ini akan dibuat berbasis *web*. Dengan adanya sistem ini, diharapkan dapat membantu pelaksanaan deteksi dini risiko bahaya kehamilan.

BAB III METODE PENELITIAN

Penelitian akan dilaksanakan berdasarkan rancangan penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



3.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan studi literatur dan observasi. Studi literatur dilakukan untuk mempelajari masalah *preeklamsia*, perdarahan *postpartum*, dan algoritma *clustering Fuzzy C-Means* dari jurnal, penelitian, dan literatur lain yang berkaitan. Observasi dilakukan dengan mengunjungi pusat kesehatan masyarakat Kecamatan Dukun, Kabupaten Magelang, Jawa Tengah dan mengumpulkan data sekunder berupa data pemeriksaan ANC yang dibutuhkan pada penelitian, yaitu: umur ibu, umur kehamilan, tekanan darah (*sistole* dan *diastole*), *proteinuria*, BMI dan kadar Hb (*haemoglobin*). Data ANC ibu hamil yang digunakan adalah 33 data ANC ibu hamil dengan potensi *preeklamsia* (ringan & berat) dan 27 data ANC ibu hamil dengan kehamilan normal.

3.2 Analisis dan Perancangan Sistem

Tahap analisis dan perancangan sistem dilakukan dengan kegiatan berikut:

- a. Mendefinisikan permasalahan. Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah penggunaan *Fuzzy C-Means* untuk pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan berdasarkan faktor risiko kehamilan
- b. Menentukan kasus risiko bahaya kehamilan yang akan diteliti. Kasus risiko bahaya kehamilan yang akan diteliti adalah kasus *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*
- c. Menentukan faktor risiko kehamilan pada masing-masing kasus (preeklamsia dan perdarahan postpartum)
- d. Menentukan batasan klasifikasi
- e. Menentukan parameter untuk proses *clustering*, seperti: jumlah *cluster* (kelompok) data, pangkat pembobot, maksimum iterasi dan kriteria penghentian iterasi
- f. Membuat pemodelan sistem dan merancang database sistem
- g. Mendefinisikan solusi dari permasalahan. Solusi dari permasalahan tersebut adalah menerapkan metode *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data faktor risiko kehamilan pada setiap kasus bahaya kehamilan (*preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*) menjadi beberapa *cluster* dimana setiap *cluster* merepresentasikan tingkat risiko kehamilan terhadap kasus tertentu

3.3 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan dengan menulis kode program sesuai dengan algoritma metode *Fuzzy C-Means* menggunakan bahasa pemrograman PHP. Data yang digunakan akan disimpan dalam *database*. Implementasi sistem akan menghasilkan *prototype* sistem.

3.4 Pengujian dan Validasi Sistem

Pada tahap pengujian sistem, dilakukan pengujian proses *clustering* dengan sejumlah sampel tertentu dan penentuan klasifikasi tingkat risiko bahaya kehamilan. Pengujian proses *clustering* untuk masing-masing kasus dilakukan sebanyak 30 kali percobaan untuk memperoleh efektifitas hasil pengujian *clustering*.

Dalam proses klasifikasi, diperlukan aturan untuk menetapkan tingkat risiko bahaya kehamilan. Aturan klasifikasi *preeklamsia* dibuat berdasarkan teori diagnosis *preeklamsia* sebagai berikut (Prawirohardio et al, 2002):

- 1. Tanda/gejala preeklamsia ada 3, yaitu: hipertensi, edema, dan proteinuria.
- 2. Hipertensi biasanya muncul lebih dulu daripada tanda-tanda lain.
- 3. *Proteinuria* biasanya muncul lebih lambat dibanding *hipertensi* sehingga *proteinuria* dianggap sebagai tanda yang cukup serius.
- Diagnosis preeklamsia (ringan) ditandai dengan 140 ≥ sistole > 160, 90 ≥ diastole > 110, proteinuria ≥ 1 pada umur kehamilan > 20 minggu.
- 5. Nilai dasar untuk tekanan darah pada wanita usia muda sehat, yaitu: 90/60 (Walsh, 2007).
- 6. Jika faktor *predesposisi* diagnosis *preeklamsia*, berupa umur ibu, nilainya lebih dari 35 tahun (Rochjati, 2003), maka dimungkinkan terjadinya lonjakan tekanan darah secara cepat, bahkan dapat menyebabkan *preeklamsia* secara tiba-tiba.
- 7. Jika umur a < umur b (dengan jarak umur yang signifikan), maka dimungkinkan tekanan *diastole* a > *diastole* b.

Sedangkan aturan klasifikasi perdarahan *postpartum* dibuat berdasarkan teori diagnosis *preeklamsia* sebagai berikut (Royal College of Obstetricians and Gynaecologyst, 2009):

1. Jika seorang ibu hamil mempunyai risiko *hipertensi* dalam kehamilan, maka ibu hamil tersebut mempunyai risiko untuk mengalami perdarahan *postpartum* sebesar 4 kali lipat dibanding ibu hamil yang tidak mempunyai risiko *hipertensi* dalam kehamilan atau ibu hamil risiko *hipertensi* dalam kehamilannya rendah.

- Jika seorang ibu hamil mempunyai BMI > 35, maka ibu hamil tersebut mempunyai risiko untuk mengalami perdarahan *postpartum* sebesar 2 kali lipat dibanding ibu hamil yang mempunyai BMI ≤ 35.
- 3. Jika seorang ibu hamil mempunyai kadar Hb < 9, maka ibu hamil tersebut mempunyai risiko untuk mengalami perdarahan *postpartum* sebesar 2 kali lipat dibanding ibu hamil yang mempunyai kadar Hb \ge 9.

Aturan ini diterapkan pada *cluster center* hasil proses *clustering*. Aturan klasifikasi *preeklamsia* dapat dilihat pada Gambar 3.2 dan Gambar 3.3. Sedangkan aturan klasifikasi perdarahan *postpartum* dapat dilihat pada Gambar 3.4.

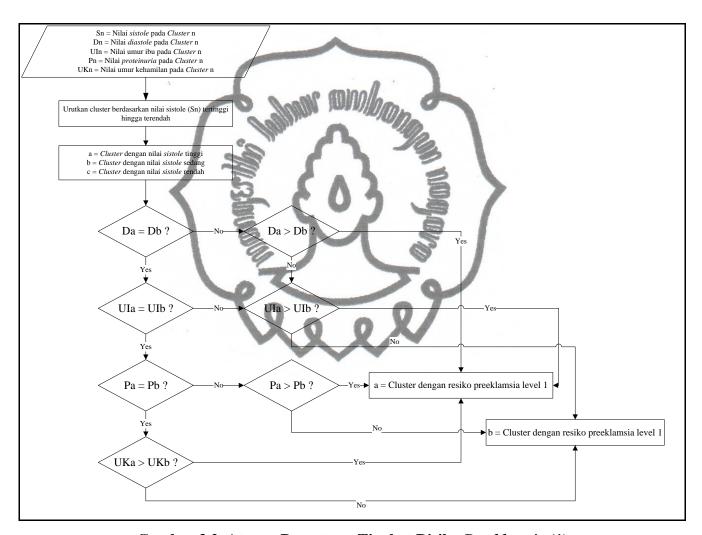
Tahap validasi sistem merupakan tahap dimana hasil implementasi metode *Fuzzy C-Means* pada sistem akan dihitung efektifitasnya. Efektifitas hasil pada setiap percobaan dihitung dengan rumus:

Selain itu, dilakukan juga perhitungan efektifitas hasil pengujian *clustering* dengan rumus:

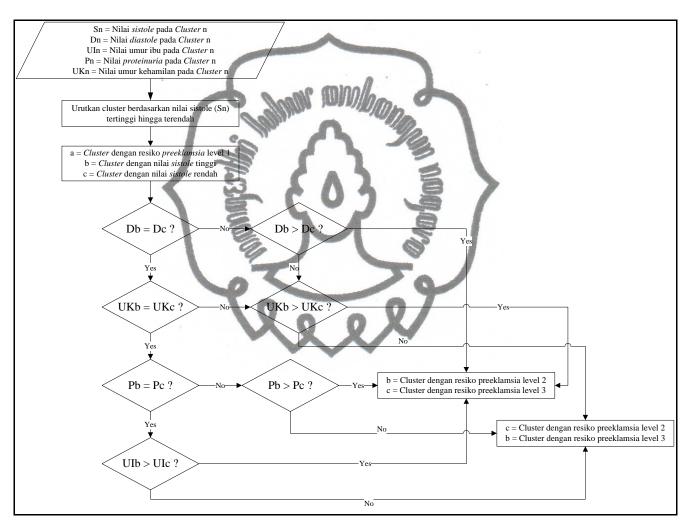
Rata — rata Efektifitas Pengujian Clustering(%)

$$= \frac{\%Perc1 + \%Perc2 + \%Perc3 + \dots + \%PercN}{N}$$
 (3.2)

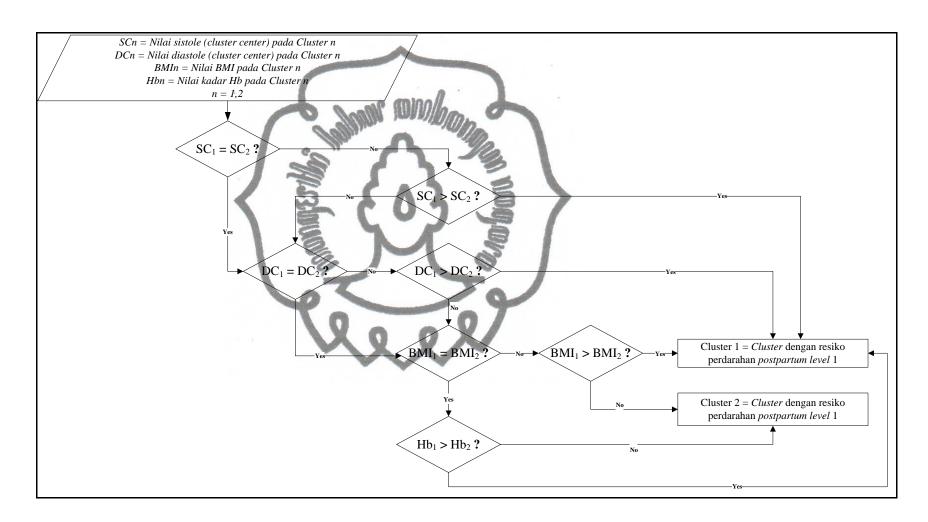
Pada akhir tahap validasi, dilakukan pengujian validitas indeks untuk menentukan jumlah *cluster* optimal pada masing-masing kasus.



Gambar 3.2. Aturan Penentuan Tingkat Risiko *Preeklamsia* (1)



Gambar 3.3. Aturan Penentuan Tingkat Risiko Preeklamsia (2)



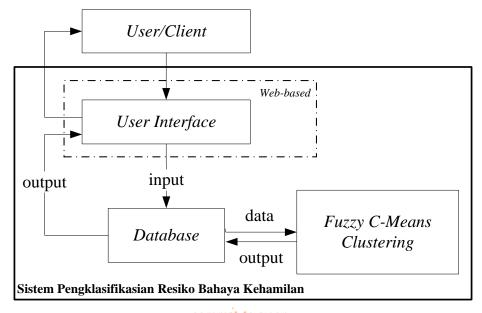
Gambar 3.4. Aturan Penentuan Tingkat Risiko Perdarahan Postpartum

BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Sistem

Sistem klasifikasi risiko bahaya kehamilan merupakan sebuah sistem yang mengolah data ibu hamil menjadi beberapa kelompok data (*cluster*) dengan metode *Fuzzy C-Means*. Implementasi pengklasifikasian risiko bahaya kehamilan diterapkan pada 2 kasus tanda bahaya kehamilan, yaitu: *hipertensi preeklamsia* dan perdarahan *postpartum*. Kasus-kasus tersebut dipilih karena kedua kasus tersebut adalah bagian dari trias utama kematian *maternal*. Trias utama kematian *maternal* adalah perdarahan, infeksi dan *hipertensi* dalam kehamilan (Mochtar, 1998).

Sistem klasifikasi risiko bahaya kehamilan dibangun berbasis web dengan basis data MySQL. Sebelum diolah dengan metode Fuzzy C-Means, data input disimpan ke sebuah database. Data output yang dihasilkan pada proses clustering dengan metode Fuzzy C-Means juga disimpan dalam database sebelum ditampilkan pada user interface. Gambaran umum sistem dapat dilihat pada Gambar 4.1.



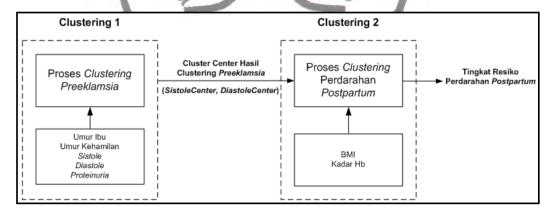
Gambar 4.1. Gambaran Umum Sistem

4.2 Pemodelan Sistem

Sistem klasifikasi risiko bahaya kehamilan akan mengelompokkan datadata dengan kecenderungan *cluster* yang sama ke dalam satu *cluster*. *Cluster center* yang dihasilkan oleh proses *clustering* digunakan sebagai variabel penentu klasifikasi.

4.2.1 Model Pengelompokan

Proses *clustering* dilakukan secara terpisah untuk setiap kasus. Namun proses *clustering* kasus perdarahan *postpartum* sangat tergantung pada proses *clustering* kasus *preeklamsia* sebab *cluster center* (*sistole* & *diastole*) hasil proses *clustering preeklamsia* merupakan *input* untuk proses *clustering* perdarahan *postpartum*. Proses *clustering preeklamsia* dan perdarahan *postpartum* dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Proses Clustering Preeklamsia dan Perdarahan Postpartum

Data ANC yang digunakan pada penelitian sebagai variabel pengklasifikasian kasus *preeklamsia* adalah umur ibu, umur kehamilan, tekanan darah dan *proteinuria*. Umur kehamilan, tekanan darah (*sistole* & diastole) dan *proteinuria* merupakan faktor risiko yang digunakan sebagai dasar penentuan diagnosis *preeklamsia*. Sedangkan umur ibu merupakan salah satu faktor *predesposisi preeklamsia* yang dapat memperbesar kemungkinan commut to user terjadinya *preeklamsia* (Prawirohardjo et al, 2002).

Data ANC yang digunakan pada penelitian sebagai variabel pengklasifikasian kasus perdarahan *postpartum* adalah tekanan darah, *Body Mass Index* (BMI) dan kadar Hb (*haemoglobin*). Banyak faktor yang dapat mempengaruhi kejadian perdarahan *postpartum* (Rochjati, 2003). Tekanan darah, BMI dan kadar Hb digunakan sebagai faktor risiko untuk mengklasifikasikan ibu hamil berdasarkan tingkat risiko terhadap bahaya perdarahan *postpartum* sebab pengecekan tekanan darah, BMI dan kadar Hb dilakukan di setiap pemeriksaan ANC (Prawirohardjo et al, 2002).

Sistem tidak memberi keleluasaan bagi pengguna untuk menentukan parameter jumlah *cluster* (c). Nilai *default* untuk jumlah *cluster* pada pengklasifikasian risiko bahaya kasus *preeklamsia* adalah 3. Nilai *default* untuk jumlah *cluster* pada pengklasifikasian risiko bahaya kasus perdarahan *postpartum* adalah 2. Sedangkan parameter *clustering* yang lain telah ditentukan.

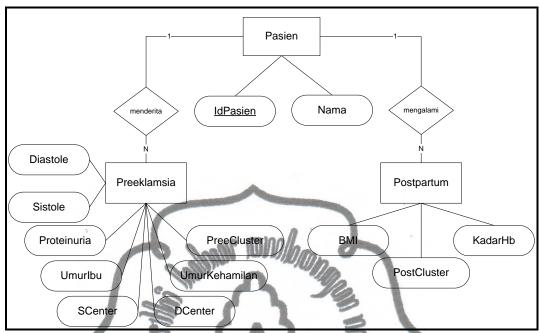
Matriks partisi awal *generate* matriks partisi awal secara *random* sehingga setiap kali terjadi proses *clustering*, pusat *cluster* akan selalu berubah. Hal ini juga menyebabkan derajat keanggotaan setiap data selalu berubah setiap kali terjadi proses *clustering*.

4.2.2 Perancangan Database

Database yang digunakan dalam sistem pengklasifikasian ini dimodelkan dalam entity relationship diagram seperti pada Gambar 4.3. Database management system yang digunakan adalah MySQL 5.1.36.

Data-data yang digunakan dalam proses *clustering* risiko bahaya kehamilan disimpan sebuah *database*. *Database* tersebut terdiri dari 3 tabel, yaitu: tabel pasien, *preeklamsia* dan *postpartum*.

Tabel pasien berisi data id pasien dan nama. Faktor-faktor risiko terjadinya *preeklamsia*, seperti: umur ibu, umur kehamilan, tekanan darah (sistole & diastole) dan *proteinuria* disimpan dalam tabel *preeklamsia*. Hasil clustering preeklamsia berupa: kecenderungan cluster untuk suatu data dan cluster center (sistole & diastole) juga disimpan dalam tabel *preeklamsia*.



Gambar 4.3. Entity Relationship Diagram

Faktor-faktor risiko terjadinya perdarahan *postpartum* yang berupa BMI dan kadar Hb disimpan dalam tabel *postpartum*. Faktor risiko perdarahan *postpartum* yang lain adalah tekanan darah. Oleh karena itu, pada proses *clustering* perdarahan *postpartum* diperlukan data *cluster center* (*sistole* dan *diastole*) hasil *clustering* preeklamsia dari tabel *preeklamsia*. Hasil *clustering* perdarahan *postpartum* berupa kecenderungan *cluster* untuk setiap data juga disimpan dalam tabel *postpartum*.

4.3 Implementasi Sistem

Implementasi sistem menggunakan algoritma metode *Fuzzy C-Means* menghasilkan *prototype* sistem. *Prototype* sistem dapat dilihat pada Lampiran F.

4.4 Pengujian dan Validasi Sistem

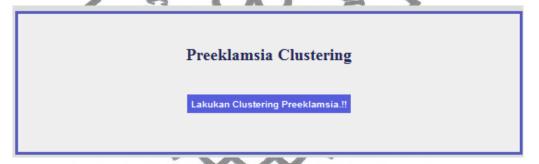
Pengujian sistem dilakukan dengan menjalankan proses *clustering* terhadap 60 buah data sampel dan menentukan klasifikasi risiko bahaya kehamilan berdasarkan hasil proses *clustering*. Sedangkan validasi sistem dilakukan dengan menghitung efektifitas hasil pengujian *clustering* serta perhitungan validitas indeks untuk menentukan jumlah *cluster* optimal.

Persentase efektifitas hasil pengujian sistem dihitung dengan membandingkan hasil pengujian dan hasil diagnosis risiko kehamilan (*real*).

4.4.1 Pengujian Clustering Preeklamsia

Pengujian proses *clustering preeklamsia* bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam *cluster-cluster* data dan menentukan klasifikasi data ibu hamil terhadap kemungkinan bahaya *preeklamsia*.

Sistem akan mengeksekusi proses *clustering* setelah pengguna menekan tombol eksekusi seperti terlihat pada Gambar 4.4. Setelah itu, data faktor risiko *preeklamsia* yang telah disimpan dalam *database* dan parameter *clustering* yang telah ditentukan dimasukkan ke dalam perhitungan algoritma *Fuzzy C-Means*.



Gambar 4.4. Proses Pengujian Clustering Preeklamsia

Proses *clustering preeklamsia* dengan metode *Fuzzy C-Means* menghasilkan *cluster center* dan matriks partisi. *Cluster center* yang didapat dari implementasi metode *Fuzzy C-Means* ini selanjutnya digunakan untuk menentukan klasifikasi risiko bahaya *preeklamsia*. Sedangkan matriks partisi digunakan untuk menentukan kecenderungan risiko *preeklamsia* pada sebuah data.

a. Proses Clustering Preeklamsia

Pengujian proses *clustering preeklamsia* dilakukan sebanyak 30 kali percobaan untuk mengetahui efektifitas hasil pengujian *clustering commit to user*

preeklamsia. Hasil beberapa pengujian *clustering preeklamsia* dapat dilihat di Lampiran C.

Pada pembahasan ini, hasil pengujian proses *clustering preeklamsia* yang akan dibahas adalah hasil pengujian proses *clustering* pada Percobaan 17 dimana Percobaan 17 menghasilkan fungsi objektif paling kecil dibandingkan dengan percobaan-percobaan yang lain seperti terlihat pada Lampiran B.

Proses *clustering preeklamsia* dimulai dengan men*generate* matriks partisi awal secara *random*. Kemudian menghitung *cluster center*, men*gupdate* matriks partisi dan menghitung fungsi obyektif hingga syarat berhenti terpenuhi.

Proses *clustering* berhenti pada iterasi ke-4 sebab fungsi obyektif pada iterasi ke-4 lebih kecil dari 10⁻⁵. Fungsi objektif untuk setiap iterasi pada proses *clustering preeklamsia* dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Fungsi Objektif Hasil Clustering Preeklamsia

Percobaan ke-	Fungsi Objektif Terakhir
1	0.0029071789
2	0.0004526212
3	1.29419E-5
4	3.13E-8

Cluster center yang diperoleh dari proses clustering preeklamsia dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Cluster Center Hasil Clustering Preeklamsia

Last Cluster Center					
	Umur	UK	Sistole	Diastole	Proteinuria
Cluster Ke-1	27.43	30.12	132.32	84.05	0.41
Cluster Ke-2	27.05	27.54	121.99	78.48	0.31
Cluster Ke-3	28.59	29.49	^{it} 133.41	83.94	0.49

Tabel 4.3. Matriks Partisi Hasil Clustering Preeklamsia

	Last Matrix Partition					
Data Pasien Ke-	C 1	C 2	C 3	Kec. Cluster		
1	0.3512	0.29345	0.35536	3		
2	0.34331	0.3072	0.34949	3		
3	0.34421	0.28673	0.36906	3		
4	0.32718	0.34544	0.32738	2		
5	0.37728	0.23977	0.38296	-m3 (II		
6	0.40334	0.20979	0.38687	Tull		
7	0.36047	0.27176	0.36777	3		
8	0.38681	0.25715	0.35604	1		
9	0.30362	0.39879	0.29759	2		
10	0.28979	0.42782	0.28239	2		
11	0.28629	0.42879	0.28491	2		
12	0.35241	0.28986	0.35773	3		
13	0.29428	0.42442	0.2813	2		
14	0.35396	0.28698	0.35907	3		
15	0.41408	0.19408	0.39184			
16	0.38852	0.24421	0.36727	1		
17	0.34255	0.29688	0.36058	3		
18	0.17477	0.65924	0.16599	2		
19	0.27213	0.4713	0.25657	2		
20	0.3818	0.19173	0.42647	3		
21	0.42258	0.19025	0.38718	1		
22	0.3507	0.29142	0.35788	3		
23	0.35671	0.27782	0.36547	3		
24	0.40054	0.19391	0.40555	3		
25	0.27028	0.47071	0.25901	2		
26	0.35929	0.26809	0.37262	3		
27	0.35583	0.27851	0.36565	3		
28	0.36057	0.26698	0.37245	3		

29	0.29651	0.4136	0.2899	2
30	0.36213	0.24933	0.38854	3
31	0.36002	0.26326	0.37672	3
32	0.35518	0.27913	0.36569	3
33	0.35712	0.28551	0.35737	3
34	0.29621	0.41743	0.28636	2
35	0.29444	0.41513	0.29044	2
36.	0.30087	0.40593	0.2932	2
//37	0.42797	0.19437	0.37766	1
38	0.36231	0.25794	0.37975	3
39	0.275	0.46082	0.26417	2
40	0.38901	0.25864	0.35236	1
41	0.27108	0.46831	0.26062	2
42	0.27485	0.45415	0.271	2
43	0.2938	0.42544	0.28075	2
44	0.36997	0.2423	0.38773	3
45	0.3598	0.26529	0.3749	3
46	0.37941	0.2308	0.38979	3
47	0.40067	0.14703	0.4523	3
48	0.29641	0.41102	0.29257	2
49	0.3045	0.39721	0.29828	2
50	0.28735	0.44928	0.26337	2
51	0.30373	0.39804	0.29823	2
52	0.30373	0.39804	0.29823	2
53	0.28868	0.4304	0.28093	2
54	0.29763	0.41094	0.29143	2
55	0.36134	0.26806	0.3706	3
56	0.35417	0.2813	0.36453	3
57	0.37124	0.27253	0.35623	1
58	0.3818	0.19173	0.42647	3
59	0.37912	0.22287	0.39801	3
0 69er	0.29689	0.4131	0.29001	2

40

Tabel 4.3 merupakan matriks partisi yang dihasilkan dari proses clustering preeklamsia. Setiap data memiliki derajat keanggotaan pada setiap cluster. Derajat keanggotaan tersebut akan menunjukkan kecenderungan cluster yang diikutinya, sebagai contoh: data pasien ke-1 mempunyai nilai derajat keanggotaan 0.3512 pada Cluster 1, 0.29345 pada Cluster 2, dan 0.35536 pada Cluster 3 sehingga data pasien ke-1 cenderung menjadi anggota Cluster 3.

b. Klasifikasi Risiko Bahaya Preeklamsia

Berdasarkan hasil proses *clustering*, *cluster center* pada *cluster* satu dengan *cluster* yang lain hampir sama. Oleh karena itu, klasifikasi risiko bahaya *preeklamsia* ditentukan dengan membandingkan faktor-faktor risiko *preeklamsia* diantara *cluster center* pada *cluster-cluster* hasil *clustering* dengan mengacu pada aturan klasifikasi hasil clustering pada Gambar 3.2 dan Gambar 3.3. Perkiraan diagnosis *preeklamsia* yang dihasilkan berdasarkan aturan klasifikasi diagnosis *preeklamsia* adalah sebagai berikut:

- 1. Cluster 2 merupakan kelompok data ibu hamil dengan risiko preeklamsia level 3 (normal)
- 2. Cluster 1 merupakan kelompok data ibu hamil dengan risiko preeklamsia level 2 (preeklamsia ringan)
- 3. *Cluster* 3 merupakan kelompok data ibu hamil dengan risiko *preeklamsia level* 1 (*preeklamsia* berat)

Berdasarkan diagnosis *preeklamsia* pada *cluster center* hasil *clustering*, didapat kesimpulan seperti terlihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Diagnosis Tingkat Risiko *Preeklamsia*

Cluster	Tingkat Risiko <i>Preeklamsia</i>	Diagnosis
1	2	Preeklamsia Ringan
2	3	Normal
3	1	Preeklamsia Berat

Hasil klasifikasi risiko bahaya *preeklamsia* untuk setiap data dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Klasifikasi Risiko Preeklamsia

Data Pasien Ke-	Kec. Cluster	Risiko Preeklamsia
1	3	PEB
2	3	PEB
3	3	PEB
4	2	N
5	3	PEB
6	1	PER
7	3	PEB
8	1	PER
9	2	N
10	2	N
11	2	N
12	3	PEB
13	2	N
14	3	PEB
15	1	PER
16	1	PER
17	3	PEB
18	2	N
19	2	N
20	3	PEB
21	1	PER
22	3	PEB
23	3	PEB
24	3	PEB
25	2	N
26	3	PEB
27	3	PEB
28	3	PEB
29	2	N

Tabel 4.6. Perbandingan Risiko *Preeklamsia (Real)* dengan Hasil Pengujian Clustering Preeklamsia

Data Pasien Ke-	Risiko Preeklamsia (Real)	Risiko Preeklamsia Hasil Clustering
1	PEB	PEB
2	PER	PEB
3	N	PEB
4	N	N
5	PEB	PEB
6	PER	PER
7	N	PEB
8	PER	PER
9	N	N
10	N	N
11	N	N
12	PEB	PEB
13	N	N
14	PEB	PEB
15	PER	PER
16	N	PER
17	N	PEB
18	N	N
19	N	N
20	PER	PEB
21	PER	PER
22	PEB	PEB
23	PEB	PEB
24	PER	PEB
25	N	N
26	PEB	PEB
27	PEB	PEB
28	PEB	PEB
29	N	N

eklamsia		
30	PER	PEB
31	PEB	PEB
32	PEB	PEB
33	N	PEB
34	N	N
35	N	N
36	N	N
37	PER	PER
38	PER	PEB
39	N	N
40	PER	PER
41	N	N
42	N	N
43	N	N
44	PEB	PEB
45	PEB	PEB
46	PER	PEB
47	PER	PEB
48	N	N
49	N	N
50	N	N
51	N	N
52	N	N
53	N	N
54	N	N
55	PEB	PEB
56	PEB	PEB
57	PER	PER
58	PER	PEB
59	PER	PEB
60	N	N

4.4.2 Perhitungan Efektifitas Hasil Pengujian Clustering Preeklamsia

Perhitungan efektifitas hasil pengujian *clustering preeklamsia* merupakan tahap dimana hasil implementasi metode *Fuzzy C-Means* pada proses *clustering preeklamsia* akan dihitung efektifitasnya.

Efektifitas hasil *clustering preeklamsia* untuk setiap percobaan dihitung dengan rumus (3.1) dimana data yang tepat pengklasifikasiannya didapat dari perbandingan risiko *preeklamsia* (*real*) dengan risiko *preeklamsia* hasil pengujian *clustering*. Salah satu contoh perbandingan risiko *preeklamsia* (*real*) dengan risiko *preeklamsia* hasil pengujian *clustering* dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Efektifitas pengujian *clustering preeklamsia* dihitung menggunakan rumus (3.2). Perhitungan efektifitas hasil pengujian *clustering preeklamsia* adalah sebagai berikut:

Efektifitas Pengujian Clustering Preeklamsia(%)

$$= \frac{\%Perc1 + \%Perc2 + \%Perc3 + \dots + \%Perc30}{30} = \frac{2183.33\%}{30}$$

$$= 72.78\%$$

Berdasarkan perhitungan efektifitas di atas, dapat disimpulkan bahwa efektifitas pengujian *clustering preeklamsia* sebesar 72.78% dengan variansi 5.1847%.

4.4.3 Jumlah Cluster Optimal pada Clustering Preeklamsia

Jumlah *cluster* optimal ditentukan dengan validitas indeks *cluster* melalui perbandingan nilai indeks pada berbagai *validity measure*.

Perhitungan nilai indeks dengan berbagai *validity measure* dilakukan dengan parameter yang telah ditentukan, yaitu: m = 2, $\varepsilon = 10^{-5}$ dan c \in [2 ... 10]

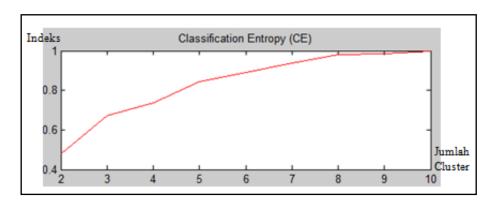
Nilai indeks *validity measure* pada proses *clustering preeklamsia* dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7. Nilai Indeks Validity Measure pada Clustering Preeklamsia

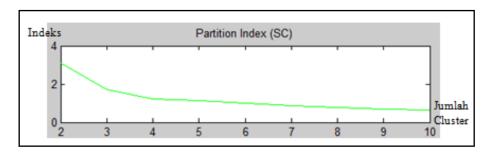
C Indeks	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PC	0.6837	0.6158	0.6217	0.5880	0.5828	0.5782	0.5693	05837	0.5861
CE	0.4807	0.5456	0.7365	0.8453	0.8916	0.9387	0.9797	0.9829	0.9969
SC	3.0738	1.7004	1.2045	1.1476	0.9907	0.8845	0.7557	0.6825	0.6568
S	0.0512	0.0367	0.0314	0.0330	0.0284	0.0233	0.0211	0.0179	0.0190
XB	2.0225	4.8672	3.3623	1.8904	3.7449	3.7744	2.6691	2.4870	1.8207
DI	0.0516	0.1038	0.0841	0.0787	0.0695	0.1093	0.1321	0.1701	0.1916

Indeks 0.75
0.75
0.65
0.65
0.65
2 3 4 5 6 7 8 9 10

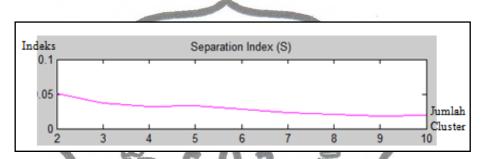
Gambar 4.5. Partition Coeficient (PC) Clustering Preeklamsia



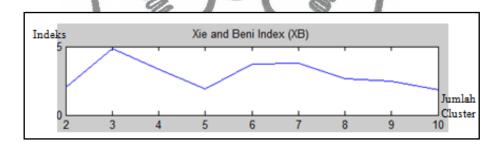
Gambar 4.6. Classification Entropy (CE) Clustering Preeklamsia



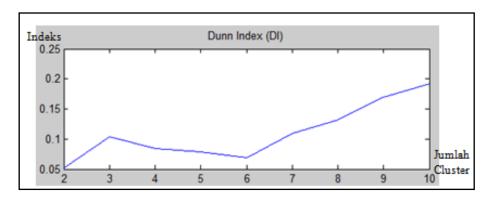
Gambar 4.7. Partition Index (SC) Clustering Preeklamsia



Gambar 4.8. Separation Index (S) Clustering Preeklamsia



Gambar 4.9. Xie and Beni Index (XB) Clustering Preeklamsia



Gambar 4.10. Dunn Index (DI) Clustering Preeklamsia

Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan PC menunjukkan bahwa indeks semakin menurun seiring pertambahan jumlah cluster. Indeks mengalami penurunan signifikan pada c = 3 (Gambar 4.5). Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan CE menunjukkan bahwa indeks semakin meningkat seiring pertambahan jumlah *cluster* (Gambar 4.6). Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan SC (Gambar 4.7) tidak menunjukkan adanya perubahan yang signifikan. Indeks semakin menurun seiring pertambahan jumlah cluster. Sedangkan perhitungan dengan S (Gambar 4.8) menunjukkan bahwa indeks pada setiap cluster hampir sama, namun pada dasarnya indeks turun secara perlahan seiring pertambahan jumlah cluster. Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan XB menunjukkan bahwa indeks mencapai nilai minimum pada beberapa titik c, namun nilai indeks minimum yang pertama adalah indeks pada c = 2 (Gambar 4.9). Berdasarkan hasil perhitungan dan perbandingan indeks dengan berbagai validity measure yang telah dilakukan, jumlah *cluster* optimal berada pada c = 2. Hal ini juga tergambar pada nilai Dunn's Index (Gambar 4.10).

4.4.4 Pengujian Clustering Perdarahan Postpartum

Pengujian proses *clustering* perdarahan *postpartum* bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam *cluster-cluster* data dan menentukan klasifikasi data ibu hamil terhadap kemungkinan bahaya perdarahan *postpartum*.



Gambar 4.11. Proses Pengujian Clustering Perdarahan Postpartum

Sistem akan mengeksekusi proses *clustering* setelah pengguna menekan tombol eksekusi seperti terlihat pada Gambar 4.11. Setelah itu, data faktor risiko perdarahan *postpartum* yang telah disimpan dalam *database* dan parameter *clustering* yang telah ditentukan dimasukkan ke dalam perhitungan algoritma *Fuzzy C-Means*.

Proses *clustering* perdarahan *postpartum* dengan metode *Fuzzy C-Means* menghasilkan *cluster center* dan matriks partisi. *Cluster center* yang didapat dari implementasi metode *Fuzzy C-Means* ini selanjutnya digunakan untuk menentukan klasifikasi risiko bahaya perdarahan *postpartum*. Sedangkan matriks partisi digunakan untuk menentukan kecenderungan risiko perdarahan *postpartum* pada sebuah data.

a. Proses Clustering Perdarahan Postpartum

Pengujian proses *clustering* perdarahan *postpartum* dilakukan sebanyak 30 kali percobaan untuk mengetahui efektifitas hasil proses pengujian *clustering* perdarahan *postpartum*. Hasil beberapa pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* dapat dilihat di Lampiran D.

Pada pembahasan ini, hasil pengujian proses *clustering* perdarahan *postpartum* yang akan dibahas adalah hasil pengujian proses *clustering* pada Percobaan 6 dimana Percobaan 6 menghasilkan fungsi objektif paling kecil dibandingkan dengan percobaan-percobaan yang lain seperti terlihat pada Lampiran B.

Proses *clustering* perdarahan *postpartum* dimulai dengan men*generate* matriks partisi awal secara *random*. Kemudian menghitung *cluster center*, men*gupdate* matriks partisi dan menghitung fungsi obyektif hingga syarat berhenti terpenuhi.

Proses *clustering* berhenti pada iterasi ke-3 sebab fungsi obyektif pada iterasi ke-3 lebih kecil dari 10⁻⁵. Fungsi objektif untuk setiap iterasi pada proses *clustering* perdarahan *postpartum* dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Fungsi Objektif Hasil Clustering Perdarahan Postpartum

Percobaan ke-	Fungsi Objektif Terakhir
1	0.0053166446
2	8.28039E-5
3	5.1E-9

Tabel 4.9. Cluster Center Hasil Clustering Perdarahan Postpartum

Last Cluster Center						
Systolic Center Diastolic Center BMI KadarHb						
Cluster Ke-1	Si	30.56	82.64	27.5	10.19	
Cluster Ke-2	1	30.59	82.74	27.73	10.24	

Tabel 4.10 merupakan matriks partisi yang dihasilkan dari proses *clustering* perdarahan *postpartum*. Setiap data memiliki derajat keanggotaan pada setiap *cluster*. Derajat keanggotaan tersebut akan menunjukkan kecenderungan *cluster* yang diikutinya, sebagai contoh: data pasien ke-1 mempunyai nilai derajat keanggotaan 0.48578 pada *Cluster* 1 dan 0.51422 pada *Cluster* 2 sehingga data pasien ke-1 cenderung menjadi anggota *Cluster* 2.

b. Klasifikasi Risiko Bahaya Perdarahan Postpartum

Berdasarkan hasil proses *clustering*, *cluster center* pada *cluster* satu dengan *cluster* yang lain hampir sama. Oleh karena itu, klasifikasi risiko bahaya perdarahan *postpartum* ditentukan dengan membandingkan faktorfaktor risiko perdarahan *postpartum* diantara *cluster center* pada *cluster-cluster* hasil *clustering* dengan mengacu pada aturan klasifikasi hasil *clustering* pada Gambar 3.4. Perkiraan diagnosis perdarahan *postpartum* yang dihasilkan berdasarkan aturan klasifikasi diagnosis perdarahan *postpartum* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.10. Matriks Partisi Hasil Clustering Perdarahan Postpartum

Last Matrix Partition						
Data Pasien Ke-	C 1	C 2	Kec. Cluster			
1	0.48578	0.51422	2			
2	0.49023	0.50977	2			
3	0.51056	0.48944	1			
4	0.49266	0.50734	2			
5	0.48671	0.51329	2_0			
6	0.46034	0.53966	(2)			
7	0.4899	0.5101	2			
8	0.48169	0.51831	2			
9	0.51491	0.48509	1			
10	0.49031	0.50969	2			
11	0.50806	0.49194	1			
12	0.4852	0.5148	2			
13	0.51053	0.48947				
14	0.48434	0.51566	2			
15	0.48817	0.51183	2			
16	0.48386	0.51614	2			
17	0.48792	0.51208	2			
18	0.5174	0.4826	1			
19	0.51206	0.48794	1			
20	0.51532	0.48468	1			
21	0.51693	0.48307	1			
22	0.49116	0.50884	2			
23	0.4878	0.5122	2			
24	0.52171	0.47829	1			
25	0.48526	0.51474	2			
26	0.50827	0.49173	1			
27	0.51048	0.48952	1			
28	0.4906	0.5094	2			
29	0.50874	0.49126	1			
30	0.48684	0.51316	2			

31	0.50823	0.49177	1
32	0.51474	0.48526	1
33	0.49223	0.50777	2
34	0.49165	0.50835	2
35	0.49328	0.50672	2
36	0.50728	0.49272	1
37	0.51252	0.48748	1
1 38	0.50723	0,49277	1
///39	0.49196	0.50804	2
40//	0.48458	0.51542	2
41	0.49196	0.50804	2
42	0.48926	0.51074	2
43	0.4855	0.5145	2
44	0.48621	0.51379	2
45	0.49008	0.50992	2
46	0.51163	0.48837	1
47	0.50749	0.49251	1
48	0.51542	0.48458	1
49	0.51836	0.48164	1
50	0.51391	0.48609	1
51	0.51317	0.48683	1
52	0.51289	0.48711	1
53	0.51607	0.48393	1
54	0.51935	0.48065	1
55	0.49989	0.50011	2
56	0.51246	0.48754	1
57	0.51442	0.48558	1
58	0.51129	0.48871	1
59	0.51443	0.48557	1
60	0.51511	0.48489	1

- 1. *Cluster* 1 merupakan kelompok data ibu hamil dengan risiko perdarahan *postpartum level* 2 (berisiko)
- 2. *Cluster* 2 merupakan kelompok data ibu hamil dengan risiko perdarahan *postpartum level* 1 (paling berisiko)

Berdasarkan diagnosis perdarahan *postpartum* pada *cluster center* hasil *clustering*, didapat kesimpulan seperti terlihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11. Diagnosis Tingkat Risiko Perdarahan Postpartum

Cluster	Tingkat Risiko Postpartum	Diagnosis
1	2	Berisiko
2	1	Paling Berisiko

Hasil klasifikasi risiko bahaya perdarahan *postpartum* untuk setiap data dapat dilihat pada Tabel 4.12.

4.4.5 Perhitungan Efektifitas Hasil Pengujian Clustering Perdarahan Postpartum

Perhitungan efektifitas hasil pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* merupakan tahap dimana hasil implementasi metode *Fuzzy C-Means* pada proses *clustering* perdarahan *postpartum* akan dihitung efektifitasnya.

Efektifitas hasil *clustering* perdarahan *postpartum* untuk setiap percobaan dihitung dengan rumus (3.1) dimana data yang tepat pengklasifikasiannya didapat dari perbandingan risiko perdarahan *postpartum* (*real*) dengan risiko perdarahan *postpartum* hasil pengujian *clustering*. Salah satu perbandingan risiko perdarahan *postpartum* (*real*) dengan risiko perdarahan *postpartum* (*seal*) dengan risiko perdarahan *postpartum* hasil pengujian *clustering* dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.12. Hasil Klasifikasi Risiko Perdarahan *Postpartum*

Data	Kec.	Risiko		30	2	PB
Pasien	Cluster	Perdarahan		31	1	В
Ke-		Postpartum		32	1	В
1	2	PB		33	2	PB
2	2	PB		34	2	PB
3	1	В		35	2	PB
4	2	PB		36	1	В
5	2	PB		37	1	В
6	2	PB		38	1	В
7	2	PB	2	39	2	PB
8	2	PB	7	40	2	PB
9	1	В	A 5	41	2	PB
10	2	PB	0	42	2	PB
11	1	В	1	43	2	PB
12	2	PB	-	44	2	PB
13	1	В		45	2	PB
14	2	PB		46	1	В
15	2	PB	R	47	1	В
16	2	PB	No.	48	1	В
17	2	PB		49	1	В
18	1	В		50	1	В
19	1	В		51	1	В
20	1	В		52	1	В
21	1	В		53	1	В
22	2	PB		54	1	В
23	2	PB		55	2	PB
24	1	В		56	1	В
25	2	PB		57	1	В
26	1	В		58	1	В
27	1	В		59	1	В
28	2	PB		60	1	В
29	1	В	nit to	user		

Tabel 4.13. Perbandingan Risiko Perdarahan *Postpartum (Real)* dengan Hasil Pengujian *Clustering* Perdarahan *Postpartum*

Data Pasien Ke-	Risiko Perdarahan Postpartum (Real)	Risiko Perdarahan Postpartum Hasil Clustering			
1	PB	PB			
2	PB	PB			
3	В	В			
4	В	PB			
5	PB	PB			
6	PB	PB			
7	В	PB			
8	PB	PB			
9	В	В			
10	В	PB			
11	В	В			
12	PB	PB			
13	В	В			
14	PB	PB			
15	PB	PB			
16	В	PB			
17	В	PB			
18	В	В			
19	В	В			
20	PB	В			
21	PB	В			
22	PB	PB			
23	PB	PB			
24	PB	В			
25	В	PB			
26	PB	В			
27	PB	В			
28	PB	PB			
29	В	В			
30	PB	PB			

31	PB	В	
32	PB	В	
33	В	PB	
34	В РВ		
35	В	PB	
36	В	В	
37	PB	В	
38	PB	В	
39	В	PB	
40	PB	PB	
41	В	PB	
42	В	PB	
43	В	PB	
44	PB	PB	
45	PB	PB	
46	PB	В	
47	PB	В	
48	В	В	
49	В	В	
50	В	В	
51	В	В	
52	В	В	
53	В	В	
54	В	В	
55	PB	PB	
56	PB	В	
57	PB	В	
58	PB	В	
59	PB	В	
60	В	В	

it to user

Efektifitas pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* dihitung menggunakan rumus (3.2). Perhitungan hasil pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* adalah sebagai berikut:

Efektifitas Pengujian *Clustering* Perdarahan *Postpartum*(%)

$$= \frac{\%Perc1 + \%Perc2 + \%Perc3 + \dots + \%Perc30}{30} = \frac{2203.34\%}{30}$$
$$= 73.44\%$$

Berdasarkan perhitungan efektifitas di atas, dapat disimpulkan bahwa efektifitas pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* sebesar 73.44% dengan variansi 12.99%.

4.4.6 Jumlah Cluster Optimal pada Clustering Perdarahan Postpartum

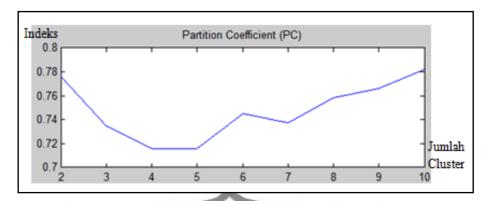
Jumlah *cluster* optimal ditentukan dengan validitas indeks *cluster* melalui perbandingan nilai indeks pada berbagai *validity measure*.

Perhitungan nilai indeks dengan berbagai *validity measure* dilakukan dengan parameter yang telah ditentukan, yaitu: m = 2, $\varepsilon = 10^{-5}$ dan c ε [2 ... 10]

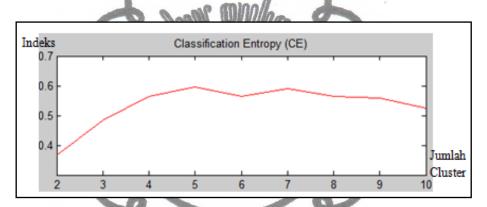
Nilai indeks *validity measure* pada proses *clustering* perdarahan *postpartum* dapat dilihat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14. Nilai Indeks *Validity Measure* pada *Clustering* Perdarahan *Postpartum*

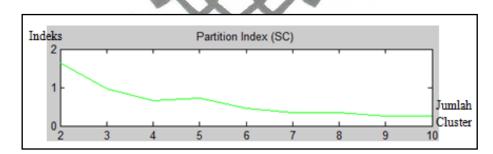
C Indeks	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PC	0.7759	0.7346	0.7155	0.7160	0.7450	0.7373	0.7586	0.7660	0.7825
CE	0.3663	0.4851	0.5636	0.5949	0.5647	0.5907	0.5650	0.5591	0.5245
SC	1.6261	0.9667	0.6591	0.7179	0.5438	0.3497	0.3389	0.2575	0.2523
S	0.0271	0.0276	0.0179	0.0185	0.0122	0.0102	0.0097	0.0074	0.0071
XB	3.1697	6.0867	6.9260	17.571	8.7430	20.775	10.442	8.1069	5.5094
DI	0.4831	0.0500	0.1043	0.0775	0.1463	0.1073	0.0840	0.1067	0.0824



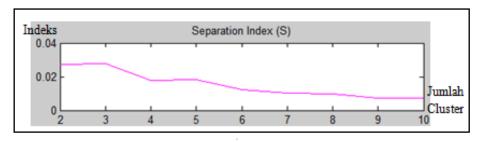
Gambar 4.12. Partition Coeficient (PC) Clustering Perdarahan Postpartum



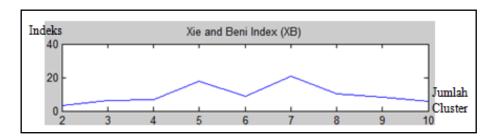
Gambar 4.13. Classification Entropy (CE) Clustering Perdarahan Postpartum



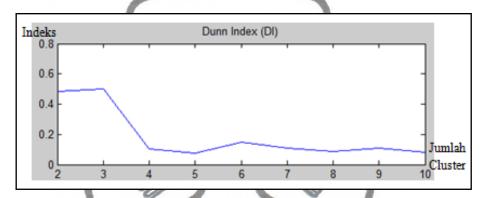
Gambar 4.14. Partition Index (SC) Clustering Perdarahan Postpartum



Gambar 4.15. Separation Index (S) Clustering Perdarahan Postpartum



Gambar 4.16. Xie and Beni Index (XB) Clustering Perdarahan Postpartum



Gambar 4.17. Dunn Index (DI) Clustering Perdarahan Postpartum

Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan PC menunjukkan bahwa indeks semakin menurun seiring pertambahan jumlah *cluster* dan kembali naik pada c = 5 (Gambar 4.12). Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan CE menunjukkan bahwa indeks semakin meningkat seiring pertambahan jumlah *cluster* (Gambar 4.13). Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan SC dan S menunjukkan bahwa indeks semakin menurun seiring pertambahan jumlah cluster. (Gambar 4.14 dan Gambar 4.15). Sedangkan hasil perhitungan validitas indeks menggunakan XB menunjukkan bahwa indeks mencapai nilai minimum pada c = 2 (Gambar 4.16). Sedangkan nilai *Dunn's Index* menngalami perubahan signid=fikan pada c =3. Pada dasarnya indeks semakin menurun seiring bertambahnya jumlah *cluster* (Gambar 4.17). Berdasarkan hasil perhitungan dan perbandingan indeks dengan berbagai *validity measure* yang telah dilakukan, jumlah *cluster* optimal berada pada c =

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pada pembahasan, dapat disimpulkan bahwa data ANC ibu hamil dapat diklasifikasikan menjadi beberapa tingkat/level risiko *preeklamsia* dan perdarahan *postpartum* dengan menerapkan metode *Fuzzy C-Means*.

Pengujian sistem dilakukan dengan menjalankan proses *clustering Fuzzy C-Means* terhadap 60 buah data sampel sebanyak 30 kali percobaan untuk mendapatkan efektifitas hasil pengujian *clustering*. Efektifitas hasil pengujian *clustering* preeklamsia sebesar 72.78% dengan variansi sebesar 5.1847%. Sedangkan efektifitas hasil pengujian *clustering* perdarahan *postpartum* sebesar 73.44% dengan variansi sebesar 12.99%.

Perhitungan validitas indeks untuk menentukan jumlah *cluster* optimal pada *clustering preeklamsia* menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimal untuk *clustering preeklamsia* tercapai di titik c = 2. Sedangkan validitas indeks untuk *clustering* perdarahan *postpartum* menunjukkan bahwa jumlah *cluster* optimal untuk *clustering* perdarahan *postpartum* tercapai di titik c = 2.

5.2 Saran

Saran yang dapat digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

- a. Melakukan pengujian *clustering preeklamsia* dengan ukuran kuantitatif (nilai angka) untuk variabel *proteinuria*.
- b. Menambah faktor risiko yang digunakan sebagai variabel pada *clustering preeklamsia*, seperti: umur ibu, penyakit penyerta, dsb.
- c. Menambah faktor risiko yang digunakan sebagai variabel pada *clustering* perdarahan *postpartum*, seperti: umur ibu, kehamilan ganda, riwayat perdarahan, etnik, dsb.

- d. Mengaplikasikan algoritma clustering yang lain untuk mengklasifikasikan tingkat risiko preeklamsia dan perdarahan postpartum, seperti: Fuzzy Possibilistic C-Means.
- e. Membandingkan hasil *clustering* algoritma *Fuzzy C-Means* dengan algoritma clustering lain untuk kasus pengklasifikasian tingkat risiko preeklamsia dan perdarahan postpartum.

