

**PEMBANGKITAN ATURAN FUZZY MENGGUNAKAN
METODE SUBTRACTIVE CLUSTERING UNTUK
DETEKSI DINI RISIKO PENYAKIT STROKE**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai gelar Sarjana Komputer



Disusun Oleh :

FAYRUZ AL-BAITY

NIM.105090601111015

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

PROGRAM TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER

PROGRAM STUDI INFORMATIKA/ILMU KOMPUTER

MALANG

2014

LEMBAR PERSETUJUAN

**PEMBANGKITAN ATURAN FUZZY MENGGUNAKAN
METODE SUBTRACTIVE CLUSTERING UNTUK
DETEKSI DINI RISIKO PENYAKIT STROKE**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai gelar Sarjana Komputer



Disusun Oleh:

FAYRUZ AL-BAITY

NIM. 105090601111015

Skripsi ini telah disetujui oleh dosen pembimbing pada tanggal 10 Oktober 2014

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Rekyan Regasari Mardi Putri, ST., MT.

NIK. 77041406120253

Drs. Marji, MT

NIP. 19670801 199203 1 001

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMBANGKITAN ATURAN FUZZY MENGGUNAKAN
METODE SUBTRACTIVE CLUSTERING UNTUK
DETEKSI DINI RISIKO PENYAKIT STROKE**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :

FAYRUZ AL-BAITY

NIM. 105090601111015

Skrripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada tanggal 29 Oktober 2014

Penguji I

Edy Santoso, S.Si, M.Kom

NIP. 19740414 200312 1 004

Penguji II

Candra Dewi, S.Kom, M.Sc

NIP. 19771114 200312 2 001

Penguji III

Imam Cholissodin, S.Si.,M.Kom

NIK. 850719 16 1 1 0422

Mengetahui

Ketua Program Studi Informatika/Illu Komputer

Drs. Marji, M.T.

NIP. 19670801 199203 1 001

PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI

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

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

Malang, 10 Oktober 2014

Yang menyatakan,

Fayruz Al-Baity
NIM. 105090601111015

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur Penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena hanya dengan rahmat dan bimbingannya Penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Pembangkitan Aturan *Fuzzy* Menggunakan Metode *Subtractive Clustering* Untuk Deteksi Dini Risiko Penyakit Stroke” dengan baik. Tanpa rahmat dan bimbingan dari Tuhan Yang Maha Esa, maka niscaya Penulis tidak akan dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik dan tepat waktu.

Terima kasih pula Penulis sampaikan kepada pihak-pihak yang telah membantu Penulis dalam penyelesaian skripsi ini. Pihak-pihak tersebut antara lain:

1. Rekyan Regasari Mardi Putri, ST., MT., dan Drs. Marji, MT., selaku dosen pembimbing I dan dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan, ilmu dan saran dalam penyusunan skripsi ini.
2. Orang tua Penulis, Drs. Saleh Al-Baity dan Warda Alamudi, serta semua saudara Penulis, Fahniyah Al-Baity, Azzam Al-Baity, Farhana Al-Baity, dan Fayyadh Al-Baity yang telah memberi motivasi, kasih sayang serta dukungan moril dan materil kepada Penulis.
3. Drs. Marji, M.T., dan Issa Arwani, ST., MT., selaku Ketua dan Sekretaris Program Studi Informatika serta segenap Bapak/Ibu Dosen, Staff Administrasi dan Perpustakaan Program Studi Teknik Informatika Universitas Brawijaya.
4. Edy Santoso, S.Si, M.Kom., selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan, ilmu dan saran selama penulis belajar.
5. Ahmad Fashel Sholeh, S.Kom, Cahya Arief Ramadhan, S.Kom , Agung Putra Widiyanto, S.Kom dan Dr. Farhad Bal'afif, Sp.BS sebagai mitra penulis dalam merancang skripsi.
6. Seluruh rekan kerja dan supervisor BPTIK PTI IK UB yang telah memberi saran masukan kepada penulis hingga terselesaiannya skripsi ini.
7. Semua teman-teman angkatan 2009 dan 2010, Anjar Dwi, Dita Oktaria, Shinta Ayu, Farah Bahtera, Indah Kurnia, Monica Intan, Meitasari dan Isyar

repository.ub.ac.id
Harun, serta semua teman-teman ILKOM terimakasih atas segala bantuannya selama menjadi mahasiswa.

8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang terlibat baik secara langsung maupun tidak langsung demi terselesaikannya skripsi ini.

Semoga jasa dan amal baik mendapatkan balasan dari Allah SWT. Ibarat tak ada gading yang tak retak, dengan segala kerendahan hati, penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini masih belum sempurna. Oleh karena itu kritik dan saran untuk kesempurnaan skripsi ini, senantiasa penulis harapkan dari berbagai pihak.

Malang, 10 Oktober 2014

Penulis



ABSTRAK

Stroke merupakan penyakit penyebab cacat nomor satu dan penyebab kematian nomor dua (setelah penyakit jantung) di dunia. Orang yang berpotensi terkena stroke dapat terhindar apabila menyadari dan mengatasi faktor risiko tersebut sejak dini. Beberapa faktor risiko utama yang mempengaruhi risiko penyakit stroke yaitu tekanan darah, umur, jenis kelamin, kolesterol, serta riwayat diabetes. Bagi para ahli terkadang sulit untuk mendiagnosis penyakit stroke karena adanya beberapa faktor risiko yang mempengaruhi. Oleh karena itulah diperlukan suatu metode inferensi sebagai pendukung keputusan seseorang tersebut berisiko terkena penyakit stroke atau tidak. Aturan yang berasal dari pakar dapat digantikan dengan menggunakan algoritma *clustering*. Dalam penelitian ini diimplementasikan algoritma *subtractive clustering* sebagai media pembelajaran untuk membangkitkan aturan *fuzzy*.

Penelitian ini menggunakan data rekam medik pasien terkena stroke pada rumah sakit XYZ yang berasal dari penelitian sebelumnya. Data rekam medik terdiri 109 data latih dan 30 data uji. Pembangkitan aturan diawali dengan proses *clustering* yang kemudian dilakukan analisa varian. Hasil *cluster* dengan nilai varian terkecil digunakan dalam proses ekstraksi aturan *fuzzy*. Semakin kecil nilai varian suatu *cluster*, maka semakin ideal *cluster* tersebut. Pembentukan aturan yang didapat dari hasil *subtractive clustering* digabungkan dengan model inferensi Takagi Sugeno Kang orde-satu. Pada pengujian pembentukan aturan didapatkan jumlah aturan terbaik, yaitu 3 aturan. Sedangkan pada pengujian akurasi didapatkan akurasi terbaik sebesar 93,33% pada jumlah aturan sebanyak 3.

Kata kunci : Deteksi Stroke, *Fuzzy Subtractive Clustering*, *Fuzzy Inference System Sugeno*.



ABSTRACT

Stroke is a disease the number one cause of disability and the number two cause of death (after heart disease) in the world. People potentially affected by a stroke can be avoided if he is aware of it and can overcome the risk factor early. Some of the main risk factors that affect stroke are blood pressure, age, sex, cholesterol, and history of diabetes. It is sometimes difficult for experts to diagnose the Stroke because of the so many risk factors. Therefore it is necessary to have the inference method to support the decision whether someone is affected stroke-risk or not. The rules from the experts can be replaced by using clustering algorithm. In this paper, subtractive clustering algorithm has been implemented as learning media to generate of fuzzy rules.

This paper used the medical records of stroke patients in XYZ hospital were derived from previous research. It is consist of 109 training data and 30 testing data. Generating rules begins with the process of clustering and then analyzed variance. The cluster results with the smallest value of the variance used in the extraction of fuzzy rules. The smaller the value of the variance of a cluster, more ideal it is. The rules taken from subtractive clustering algorithm is combined with Takagi Sugeno Kang inference model first-order. On generating rules testing result the best rule obtained are 3 rules. While the testing result appears the best accuracy of 93,33% with 3 rules.

Keywords : *Stroke Detection, Fuzzy Subtractive Clustering, Fuzzy Inference System Sugeno.*



DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR SOURCE CODE	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Kajian Pustaka	6
2.2 Stroke	7
2.1.1 Klasifikasi Penyakit Stroke	8
2.1.2 Faktor Risiko Penyakit Stroke	10
2.2 Logika Fuzzy	15
2.2.1 Pengertian Logika <i>Fuzzy</i>	15
2.2.2 Himpunan <i>Fuzzy</i>	16
2.2.3 Fungsi Keanggotaan.....	17
2.2.4 Operator Dasar Zadeh	19
2.2.5 Fungsi Implikasi.....	20
2.2.6 Fuzzy Inference System	21
2.3 Clustering	22



2.3.1 Pengertian <i>Clustering</i>	22
2.3.2 Tipe Clustering	23
2.4 Subtractive Clustering	23
2.4.1 Pengertian Subtractive Clustering	23
2.4.2 Algoritma Subtractive Clustering	25
2.5 Analisa <i>Cluster</i>	28
2.5.1 Analisa Varian	29
2.6 Teknik Pembangkitan Aturan <i>Fuzzy</i>	30
2.6.1 Ekstraksi Aturan <i>Fuzzy</i>	30
2.7 LSE	33
2.8 Akurasi	34
BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN SISTEM	35
3.1 Studi Literatur	36
3.2 Data Penelitian	36
3.3 Analisa dan Perancangan Sistem	36
3.3.1 Deskripsi Umum Sistem	36
3.3.2 Perancangan Sistem	37
3.3.3 Perancangan Penentuan Kelas Tingkat Status Risiko Stroke	66
3.3.4 Tabel Basis Data	67
3.3.5 Analisa dan Perancangan Antarmuka	68
3.4 Perhitungan Manual	70
3.4.1 Proses Pembelajaran	70
3.4.2 Proses Pengujian	96
3.5 Perancangan Pengujian dan Analisis	100
BAB IV IMPLEMENTASI	103
4.1 Lingkungan Implementasi	103
4.1.1 Lingkungan Implementasi Perangkat keras	103
4.1.2 Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak	103
4.2 Implementasi Program	103
4.2.1 Implementasi Proses <i>Subtractive Clustering</i>	104
4.2.2 Implementasi Proses Perhitungan Varian	111

4.2.3 Implementasi Proses Ekstraksi Aturan <i>Fuzzy</i>	113
4.2.4 Implementasi Proses Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> Model Sugeno.....	115
4.3 Implementasi Antarmuka	120
4.3.1 Antarmuka Proses Pembelajaran.....	120
4.3.2 Antarmuka Hasil Pengujian	122
BAB V PENGUJIAN DAN ANALISIS.....	123
5.1 Skenario Pengujian.....	123
5.2 Hasil Pengujian dan Analisa Hasil	123
5.2.1 Pengujian Tahap Pertama (Pengujian Jumlah Aturan <i>Fuzzy</i>)	123
5.2.2 Pengujian Tahap Kedua (Pengujian Akurasi)	140
BAB VI PENUTUP	147
6.1 Kesimpulan	147
6.2 Saran.....	148
DAFTAR PUSTAKA	149
LAMPIRAN.....	152

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kurva segitiga	17
Gambar 2.2 Kurva trapesium	18
Gambar 2.3 Karakteristik fungsi <i>gauss</i>	18
Gambar 2.4 Karakteristik fungsi <i>generalized bell</i>	19
Gambar 2.5 Kurva <i>sigmoid</i>	19
Gambar 2.6 Fungsi implikasi <i>MIN</i>	21
Gambar 2.7 Fungsi impliksai <i>DOT</i>	21
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	35
Gambar 3.2 Gambaran umum perancangan sistem.....	39
Gambar 3.3 Bagan alir proses <i>clustering</i>	40
Gambar 3.4 Bagan alir proses normalisasi.....	41
Gambar 3.5 Alur proses penentuan potensi awal tiap titik data.....	42
Gambar 3.6 Alur proses penentuan titik dengan potensi tertinggi	44
Gambar 3.7 Bagan alir proses penentuan pusat <i>cluster</i> dan pengurangan potensinya	45
Gambar 3.8 Bagan alir proses <i>cluster</i> diterima	47
Gambar 3.9 Bagan alir proses pertimbangan pusat <i>cluster</i>	49
Gambar 3.10 Alur proses pengembalian pusat <i>cluster</i>	51
Gambar 3.11 Alur proses perhitungan nilai sigma.....	52
Gambar 3.12 Alur proses pengelompokan data pada <i>cluster</i>	53
Gambar 3.13 Bagan alir proses perhitungan varian	54
Gambar 3.14 Bagan alir proses pemilihan jumlah <i>cluster</i> dengan varian terkecil.	56
Gambar 3.15 Alur proses ekstraksi aturan <i>fuzzy</i> dari <i>cluster</i>	57
Gambar 3.16 Alur proses perhitungan koefisien <i>output</i>	58
Gambar 3.17 Bagan alir proses normalisasi.....	59
Gambar 3.18 Bagan alir proses pembentukan matriks <i>U</i>	60
Gambar 3.19 Bagan alir proses perhitungan <i>LSE</i>	61
Gambar 3.20 Bagan alir proses penentuan range	63
Gambar 3.21 Bagan alir proses perhitungan jumlah total data masing-masing status risiko.....	64



Gambar 3.22 Bagan alir proses sistem inferensi fuzzy	65
Gambar 3.23 Grafik Derajat Keanggotaan Tingkat Status Risiko.....	66
Gambar 3.24 <i>Physical data model</i>	67
Gambar 3.25 Antarmuka pembelajaran data latih.....	68
Gambar 3.26 Antarmuka proses pengujian data uji	69
Gambar 4.1 Antarmuka proses pembelajaran atau <i>clustering</i>	121
Gambar 4.2 Antarmuka Hasil Pengujian	122
Gambar 5.1 Grafik pengaruh nilai <i>accept ratio & reject ratio</i> terhadap jumlah <i>cluster</i> pada pengujian satu tahap satu dengan 79 data latih.....	126
Gambar 5.2 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah <i>cluster</i> dengan	130
Gambar 5.3 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah <i>cluster</i> dengan 99 data latih.....	133
Gambar 5.4 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah <i>cluster</i> dengan 109 data latih.....	136
Gambar 5.5 Grafik akurasi aturan pengujian tahap dua.....	144
Gambar 5.6 Grafik akurasi aturan pengujian tahap dua.....	145

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Klasifikasi Usia	10
Tabel 2.2 Klasifikasi Tekanan Darah.....	11
Tabel 2.3 Klasifikasi kadar gula darah.....	12
Tabel 2.4 Klasifikasi kolesterol total	12
Tabel 2.5 Klasifikasi kadar LDL.....	13
Tabel 2.6 Klasifikasi asam urat pada laki-laki	13
Tabel 2.7 Klasifikasi asam urat pada wanita.....	14
Tabel 2.8 Klasifikasi BUN.....	14
Tabel 2.9 Klasifikasi Kreatinin	15
Tabel 3.1 Data latih.....	70
Tabel 3.2 Hasil normalisasi (1)	71
Tabel 3.3 Hasil normalisasi (2)	72
Tabel 3.4 Hasil perhitungan jarak terhadap T	73
Tabel 3.5 Nilai potensi awal tiap titik data	73
Tabel 3.6 Hasil akhir ST_i iterasi ke-1	75
Tabel 3.7 Hasil akhir DC_i iterasi ke-1	75
Tabel 3.8 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-1	76
Tabel 3.9 Hasil akhir DC_i iterasi ke-2	78
Tabel 3.10 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-2 (1)	79
Tabel 3.11 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-2 (2)	79
Tabel 3.12 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-3 (1)	81
Tabel 3.13 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-3 (2)	82
Tabel 3.14 Hasil pusat <i>cluster</i> (1)	83
Tabel 3.15 Hasil pusat <i>cluster</i> (2)	83
Tabel 3.16 Hasil <i>center</i> denormalisasi (1)	84
Tabel 3.17 Hasil <i>center</i> denormalisasi (2)	84
Tabel 3.18 Nilai <i>sigma cluster</i>	84
Tabel 3.19 Hasil derajat keanggotaan <i>cluster</i> ke-1	85
Tabel 3.20 Hasil derajat keanggotaan <i>cluster</i> ke-2 dan ke-3	85



Tabel 3.21 Hasil proses <i>subtractive clustering</i>	86
Tabel 3.22 Nilai varian tiap <i>cluster</i>	87
Tabel 3.23 Nilai d_{ij}^k aturan pertama.....	89
Tabel 3.24 Nilai d_{ij}^k aturan kedua	89
Tabel 3.25 Nilai d_{ij}^k aturan ketiga.....	90
Tabel 3.26 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan pertama.....	91
Tabel 3.27 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan kedua	91
Tabel 3.28 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan ketiga.....	92
Tabel 3.29 Matriks Y	94
Tabel 3.30 Matriks koefisien output	94
Tabel 3.31 Koefisien output (1)	95
Tabel 3.32 Koefisien output (2)	95
Tabel 3.33 Contoh data uji.....	98
Tabel 3.34 Nilai derajat keanggotaan.....	98
Tabel 3.35 Tabel pengujian pembentukan aturan	101
Tabel 3.36 Tabel uji akurasi.....	102
Tabel 4.1 Spesifikasi Perangkat Keras.....	103
Tabel 4. 2 Spesifikasi Perangkat Lunak	103
Tabel 4.3 Deskripsi Kelas Program	104
Tabel 4.4 <i>Method – method</i> pembentuk kelas <i>subtractive.cs</i>	105
Tabel 4.5 <i>Method-method</i> pembentuk kelas <i>varian.cs</i>	111
Tabel 5.1 Tabel hasil pengujian satu dengan <i>accept ratio</i> 0,5.....	124
Tabel 5.2 Tabel hasil pengujian satu dengan <i>accept ratio</i> 0,6.....	124
Tabel 5.3 Tabel hasil pengujian satu dengan <i>accept ratio</i> 0,7	125
Tabel 5.4 Tabel hasil pengujian satu dengan <i>accept ratio</i> 0,8	125
Tabel 5.5 Tabel hasil pengujian satu dengan <i>accept ratio</i> 0,9	125
Tabel 5.6 Tabel aturan hasil pengujian satu.....	126
Tabel 5.7 Tabel hasil pengujian dua	129
Tabel 5.8 Tabel aturan hasil pengujian dua	130
Tabel 5.9 Tabel hasil pengujian tiga	132

Tabel 5.10 Tabel aturan pengujian tiga.....	133
Tabel 5.11 Tabel hasil pengujian empat	136
Tabel 5.12 Tabel aturan pengujian empat	137
Tabel 5.13 Tabel akurasi hasil pengujian satu	140
Tabel 5.14 Tabel akurasi hasil pengujian dua.....	141
Tabel 5.15 Tabel akurasi hasil pengujian tiga.....	142
Tabel 5.16 Tabel akurasi hasil pengujian empat.....	143



DAFTAR SOURCE CODE

<i>Source code 4.1 Listing</i> program proses membaca dan memasukkan data latih	106
<i>Source code 4.2 Listing</i> program proses normalisasi.....	106
<i>Source code 4. 3 Listing</i> code penentuan potensi awal tiap titik data.....	107
<i>Source code 4. 4 Listing</i> code pencarian titik dengan potensi tertinggi.....	108
<i>Source code 4.5 Listing</i> code proses penentuan pusat <i>cluster</i>	110
<i>Source code 4.6 Listing</i> program proses pengembalian pusat <i>cluster</i>	110
<i>Source code 4.7 Listing</i> program proses perhitungan sigma <i>cluster</i>	111
<i>Source code 4.8 Listing</i> program proses perhitungan varian tiap <i>cluster</i>	112
<i>Source code 4.9 Listing</i> program proses perhitungan varian <i>within cluster</i>	112
<i>Source code 4.10 Listing</i> program proses perhitungan varian <i>between cluster</i> ...	113
<i>Source code 4.11 Listing</i> program proses perhitungan batasan varian	113
<i>Source code 4.12 Listing</i> program proses perhitungan derajat keanggotaan	114
<i>Source code 4.13 Listing</i> program proses perhitungan koefisien output	115
<i>Source code 4.14 Listing</i> program proses penentuan range	117
<i>Source code 4.15 Listing</i> program proses membaca data uji	118
<i>Source code 4.16 Lisitng</i> program proses perhitungan derajat keanggotaan	118
<i>Source code 4.17 Listing</i> program proses perhitungan alpha predikat	119
<i>Source code 4.18 Listing</i> code proses perhitungan nilai Z.....	119
<i>Source code 4.19 Listing</i> code proses <i>defuzzy</i>	120



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Stroke merupakan suatu penyakit yang berakibat cacat seumur hidup dan kematian. Setelah penyakit jantung sebagai penyebab kematian pertama, stroke adalah penyebab kematian nomor dua di dunia. Penderita stroke di dunia lebih dari dua pertiga berasal dari negara berkembang [LIP-07]. Menurut WHO, di dunia setiap tahun terdapat kurang lebih 15 juta orang terkena stroke. Dari 15 juta orang tersebut, 5 juta diantaranya meninggal dunia, 5 juta orang mengalami cacat permanen dan 5 juta orang lainnya mengalami stroke ringan.

Saat ini di Indonesia menduduki urutan pertama penderita stroke terbanyak di Asia. Berdasarkan data dari laporan *Institute of Health Metrics and Evaluation* 2013, penyakit stroke berada pada urutan pertama dari 10 penyakit tertinggi di Indonesia [IHM-13]. Menurut para ahli epidemiologi saat ini dan masa yang akan datang, sekitar 12 juta penduduk di Indonesia yang berusia diatas 35 tahun mempunyai potensi terkena serangan stroke. Menurut hasil penelitian Organisasi Stroke Dunia, hampir 85% orang yang berpotensi terkena stroke dapat terhindar apabila menyadari dan mengatasi faktor risiko sejak dini. Menurut prediksi badan kesehatan dunia, kematian akibat stroke akan meningkat, sekitar enam juta pada tahun 2010 akan meningkat menjadi delapan juta di tahun 2030 [YAS-11].

Bermula dari stroke ringan yang gejalanya hampir mirip dengan masalah kesehatan lainnya. Banyak orang mengabaikan gejala tersebut karena mereka tidak mengalami perubahan keseimbangan tubuh, kemampuan berpikir, serta perubahan jalan. Padahal apabila stroke ringan terjadi berulang kali, maka perubahan itu akan dialami oleh orang tersebut [SHO-13]. Untuk pencegahan stroke berat yang dapat mengakibatkan lumpuh seumur hidup, sebaiknya mengetahui faktor risiko dan gejala-gejalanya sejak dini. Sebagian besar faktor risiko serangan stroke dapat dicegah dengan mengubah gaya hidup yang kurang baik, seperti merokok, mengkonsumsi alkohol, serta pola makan yang kurang sehat. Beberapa faktor risiko utama yang mempengaruhi risiko penyakit stroke

yaitu tekanan darah, umur, jenis kelamin, kolesterol jahat (LDL), serta riwayat diabetes [YAS-11]. Bagi para ahli terkadang tidak mudah untuk mendiagnosis penyakit stroke karena adanya beberapa faktor risiko yang mempengaruhi. Oleh karena itulah diperlukan suatu metode inferensi sebagai pendukung keputusan seseorang tersebut berisiko terkena penyakit stroke atau tidak.

Fuzzy Inference System merupakan salah satu *alternative* yang dapat digunakan untuk menyelesaikan persoalan analisa risiko penyakit stroke. Logika fuzzy merupakan logika yang memiliki nilai kecaburan atau kesamaran yang digunakan untuk melakukan penalaran [KUP-10]. Untuk inferensi penalaran diperlukan sebuah aturan-aturan yang berasal dari seorang pakar. Namun sering kali seorang pakar tidak dapat mengungkapkan pengetahuannya secara eksplisit [CHS-97]. Penelitian sebelumnya terkait *fuzzy inference system* pada kasus deteksi dini risiko penyakit stroke menggunakan *fuzzy inference system* metode Mamdani yang aturannya berasal dari seorang pakar. Penelitian tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82,98% dengan potensi kesalahan tertinggi sebesar 23,08% [SHO-13]. Metode mamdani lebih menyerupai pola pikir manusia (seorang pakar). Namun terkadang aturan yang didapatkan dari pakar kurang optimal ketika digunakan sebagai bahan inferensi fuzzy [WAP-13]. Oleh karena itu diperlukan suatu media pembelajaran dalam membangkitkan aturan. Aturan yang berasal dari pakar dapat digantikan dengan menggunakan algoritma *clustering* seperti FCM, *k-means*, *subtractive clustering* dan *nearest neighbourhood clustering* [AKH-10]. Dari *cluster* yang terbentuk, nantinya dapat dianalisa seperti apa karakteristik data dalam *cluster* tersebut, sehingga dapat diketahui variabel apa yang mempengaruhi tingkat risiko penyakit stroke dalam *cluster* tersebut. Jumlah aturan yang dibangkitkan nantinya sama dengan jumlah *cluster* [KUP-10].

Teknik *fuzzy clustering* yang digunakan pada penelitian ini yaitu *subtractive clustering*. Metode ini merupakan sebuah algoritma pengelompokan yang didasarkan atas ukuran potensi titik-titik data dalam suatu variable. Titik dengan potensi tertinggi akan menjadi pusat cluster pertama [AKH-10]. Semua titik data dalam jarak radius (jari-jari) kemudian dihapus untuk menentukan cluster berikutnya. Proses ini diulang selama semua data berada dalam jarak radius

tersebut [PIN-06]. Pembentukan aturan yang didapat dari hasil *subtractive clustering* akan digabungkan dengan model inferensi Takagi Sugeno Kang.

Model inferensi TSK merupakan model inferensi *fuzzy* yang berasosiasi dengan aturan *fuzzy* yang memiliki format berupa tipe fungsi pada konsekuensi (output) dimana format konsekuensi ini berbeda dengan model inferensi mamdani. *Fuzzy* inferensi TSK memiliki kemampuan yang bagus untuk sistem kontrol karena proses perhitungan sederhana sehingga membutuhkan waktu yang *relative* cepat [KUP-10]. Pada penelitian ini model inferensi yang digunakan yaitu Sugeno orde 1. Setiap cluster yang didapat dianggap sebagai aturan *fuzzy*, kemudian nilai derajat keanggotaannya dihitung menggunakan fungsi *gauss* dengan bantuan nilai pusat *cluster* dan sigma [AKH-10].

Berdasarkan uraian di atas, dilakukan sebuah penelitian dengan mengambil judul “**PEMBANGKITAN ATURAN FUZZY MENGGUNAKAN METODE SUBTRACTIVE CLUSTERING UNTUK DETEKSI DINI RISIKO PENYAKIT STROKE**”.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun permasalahan yang dapat dirumuskan dari latar belakang di atas adalah sebagai berikut :

- 1) Bagaimana membangkitkan aturan *fuzzy* dari data rekam medik penderita stroke dengan menggunakan metode *subtractive clustering* untuk deteksi dini risiko penyakit stroke?
- 2) Bagaimana tingkat akurasi hasil inferensi *fuzzy* berdasarkan pembangkitan aturan pada deteksi dini risiko penyakit stroke menggunakan algoritma *subtractive clustering*?
- 3) Bagaimana pengaruh parameter-parameter *subtractive clustering* dalam pembangkitan aturan *fuzzy* dan pengaruh jumlah cluster terhadap akurasi sistem?



1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah di atas, permasalahan diberikan batasan sebagai berikut :

- 1) Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data penelitian sebelumnya oleh Ahmad Fashel Sholeh, S.Kom, yaitu data rekam medik pada rumah sakit XYZ pada tahun 2013.
- 2) *Fuzzy Inference System* yang digunakan adalah model Sugeno orde satu dengan aturan yang dibangkitkan oleh algoritma *subtractive clustering*.
- 3) Tingkat akurasi dan kinerja sistem yang akan diimplementasikan, yaitu kesesuaian hasil aturan fuzzy yang dibangkitkan oleh algoritma *subtractive clustering* terhadap data uji yang berasal dari pakar.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini antara lain :

- 1) Membangkitkan aturan *fuzzy* dari data rekam medik dengan menggunakan metode *subtractive clustering* untuk deteksi dini risiko penyakit stroke.
- 2) Mengetahui tingkat akurasi hasil inferensi *fuzzy* berdasarkan pembangkitan aturan pada inferensi data rekam medik menggunakan metode *subtractive clustering*.
- 3) Mengetahui pengaruh parameter-parameter pada *subtractive clustering* dalam pembangkitan aturan *fuzzy* dan pengaruh jumlah *cluster* pada akurasi sistem.

1.5 Manfaat

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sistem yang dikembangkan dapat dimanfaatkan sebagai metode alternatif dan juga sebagai alat bantu bagi para ahli saraf dalam mendeteksi dini risiko terkena penyakit stroke.



1.6 Sistematika Penulisan

Pembuatan hasil penelitian yang didokumentasikan dalam bentuk skripsi ini berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut :

1) BAB I PENDAHULUAN

Memuat latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

2) BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Berisi hal-hal yang berkaitan dengan objek penelitian dimana didalamnya terdapat teori-teori sebagai landasan dasar dilakukannya penelitian dan penulisan penelitian ini.

3) BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN SISTEM

Menjelaskan tentang metode-metode atau langkah-langkah serta perancangan sistem yang akan dilakukan dalam penelitian.

4) BAB IV IMPLEMENTASI

Bab ini berisis tahapan implementasi algoritma *subtractive clustering* untuk pembangkitan aturan *fuzzy* pada system deteksi dini risiko penyakit stroke.

5) BAB V ANALISA HASIL DAN PEMBAHASAN

Menjelaskan bagaimana pembahasan hasil pengujian dari implementasi sistem.

6) BAB VI PENUTUP

Bab terakhir sebagai penutup dimana didalamnya berisikan kesimpulan dari penulis serta saran akan penelitian yan telah dilakukan dan berisi rekomendasi apa saja yang perlu dikembangkan kedepannya.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Pustaka

Kajian pustaka yang digunakan pada penelitian ini membahas tentang penelitian sebelumnya mengenai deteksi dini risiko penyakit stroke serta implementasi algoritma *subtractive clustering* untuk pembangkitan aturan *fuzzy*.

Pada penelitian sebelumnya [SHO-13] untuk deteksi dini risiko penyakit stroke dengan menggunakan *fuzzy inference mamdani*. Fungsi keanggotaan dan aturan *fuzzy* dari sistem didasarkan pada pengetahuan seorang pakar dan data rekam medik yang diperoleh dari rumah sakit XYZ. Pengklasifikasi yang dibuat mempunyai sembilan variabel masukan dan satu variabel keluaran. Kesembilan variabel masukan tersebut terdiri dari tekanan darah, kadar gula, kolesterol total, *low density lipoprotein* (LDL), usia, jenis kelamin, asam urat, *blood urea nitrogen* (BUN), dan kreatinin. Sedang variabel keluaran mewakili salah satu status kelas risiko terkena serangan stroke, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Tingkat akurasi yang dihasilkan dari penelitian ini sebesar 82,98% dengan potensi kesalahan tertinggi sebesar 23,08% pada kelas sedang. Prosentase tingkat kesalahan yang cukup tinggi ini disebabkan karena keberadaan rentan nilai variabel keluaran kelas sedang lebih pendek daripada rentan nilai variabel keluaran kelas lainnya.

Fuzzy inference system merupakan algoritma inferensi yang dapat memberikan sudut pandang yang cukup luas dalam pengambilan keputusan. Namun terkadang aturan yang didapatkan dari pakar dalam proses inferensi *fuzzy* kurang optimal. Proses pembelajaran untuk membentuk aturan dapat dibangkitkan secara otomatis tanpa perlu bantuan seorang pakar, yaitu dengan algoritma clustering. Hal tersebut dikemukakan oleh Agung Putra W. [WAP-13]. Pada penelitiannya beliau mengimplementasikan metode *subtractive clustering* untuk pembangkitan aturan *fuzzy* pada rekomendasi penerima beasiswa. Konsep dasar dari *subtractive clustering* adalah menentukan titik data dengan densitas tertinggi sebagai pusat *cluster*, sehingga algoritma ini akan membentuk jumlah *cluster* atau aturan secara otomatis tanpa perlu diinisialisasi diawal. Dengan demikian *subtractive clustering* dapat dijadikan metode alternatif sebagai bahan

pembelajaran untuk ekstraksi aturan *fuzzy* pada FIS model Sugeno Orde-Satu. Dari hasil pengujian pembentukan aturan didapatkan jumlah aturan yang konvergen, yaitu 2 aturan. Dan dipatkan hasil akurasi sebesar 93.33%.

Penelitian dengan metode yang sama juga telah dilakukan oleh Cahya Arief R. untuk diagnosa tingkat keganasan kanker payudara dari hasil mammografi [RCA-14]. Pembentukan aturan dimulai dari proses *clustering* dimana hasilnya akan dilakukan analisa varian. Semakin kecil nilai batasan varian suatu *cluster*, maka semakin ideal *cluster* tersebut. Terdapat 24 aturan terpilih dimana akurasi sistem terbaik adalah 93% pada dua aturan. Semakin banyak data latih yang digunakan dalam proses *clustering*, maka semakin baik akurasi yang dihasilkan dan semakin bersifat konvergen. Dengan tingkat akurasi yang baik, menunjukkan bahwa metode *fuzzy subtractive clustering* sangat baik untuk diimplementasikan pada kasus rekomendasi penerima beasiswa dan diagnosa tingkat keganasan kanker payudara ini.

2.2 Stroke

Menurut WHO, stroke didefinisikan sebagai gangguan saraf yang menetap baik fokal maupun global (menyeluruh) yang disebabkan gangguan aliran darah otak, yang mengakibatkan kerusakan pembuluh darah di otak, yang berlangsung selama 24 jam atau lebih[SUT-07].

Stroke adalah serangan otak yang timbul secara mendadak dimana terjadi gangguan fungsi otak sebagian atau menyeluruh sebagai akibat dari gangguan aliran darah oleh karena sumbatan atau pecahnya pembuluh darah tertentu ke otak. Hal tersebut menyebabkan sel-sel otak kekurangan darah, oksigen atau zat-zat makanan, sehingga dalam waktu singkat mengakibatkan kematian pada sel-sel tersebut[YAS-11].



2.1.1 Klasifikasi Penyakit Stroke

2.1.1.1 Berdasarkan Patalogi Anatomi dan Penyebabnya

Berdasarkan patalogi anatomi dan penyebabnya, ada dua jenis penyakit stroke, yaitu stroke iskemik (penyumbatan) dan stroke hemoragik (perdarahan).

a. Stroke Iskemik

Hampir 85% stroke disebabkan oleh penyumbatan pembekuan darah, penyempitan sebuah arteri atau beberapa arteri yang mengarah ke otak, atau embolis (kotoran) yang terlepas dari jantung atau arteri ekstrakranial (arteri yang berada di luar tengkorak) yang menyebabkan sumbatan di satu atau beberapa arteri intrakrani (arteri yang berada di dalam tengkorak). Ini disebut sebagai infark otak atau stroke iskemik. Stroke iskemik merupakan jenis stroke yang banyak dialami oleh seseorang. Pada orang berusia lebih dari 65 tahun, penyumbatan atau penyempitan dapat disebabkan oleh aterosklerosis (mengerasnya arteri) [IRF-10].

Stroke iskemik dibedakan menjadi dua berdasarkan penyebab sumbatan arteri, yaitu:

- **Stroke Trombotik**

Stroke trombotik adalah sumbatan yang disebabkan trombus yang berkembang didalam arteri otak yang sudah sangat sempit.

- **Stroke Embolik**

Stroke embolik adalah sumbatan yang disebabkan thrombus, gelembung udara atau pecahan lemak (emboli) yang terbentuk dibagian tubuh lain seperti jantung dan pembuluh aorta di dada dan leher, yang terbawa aliran darah ke otak. Kelainan jantung yang disebut fibrilasi atrium dapat menciptakan kondisi dimana thrombus yang terbentuk di jantung terpompa dan beredar menuju otak.

b. Stroke Hemoragik

Stroke hemoragik disebabkan oleh perdarahan ke dalam jaringan otak (disebut hemoragia intraserebrum atau hematoma intraserebrum) atau ke dalam ruang subaraknoid yaitu ruang sempit antara permukaan otak dan lapisan jaringan yang menutupi otak (hemoragia subaraknoid). Stroke jenis ini merupakan stroke yang paling mematikan, namun hanya menyusun sebagian

kecil dari stroke total sekitar 5% untuk perdarahan subaraknoid sedangkan untuk perdarahan intraserebrum sekitar 10-15% [IRF-10].

Stroke hemoragik dibagi menjadi dua, yaitu:

- **Hemoragik Intraserebral**

Hemoragik intraserebral (pendarahan intraserebral) adalah pendarahan di dalam otak yang disebabkan oleh adanya trauma atau kelainan pembuluh darah (aneurisma atau angioma). Selain itu juga dapat disebabkan oleh tekanan darah tinggi kronis. Pendarahan intraserebral menjadi penyebab tertinggi kematian akibat stroke.

- **Hemoragik subarachnoid**

Hemoragik subarachnoid atau pendarahan subarachnoid adalah pendarahan dalam ruang subarachnoid, ruang diantara lapisan dalam (pia mater) dan lapisan tengah (arachnoid mater dan jaringan selaput otak (meninges). Penyebab paling umum adalah pecahnya tonjolan (aneurisma) dalam arteri. Perdarahan subarachnoid adalah kedaruratan medis serius yang mengakibatkan cacat permanen bahkan kematian. Stroke hemoragik subarachnoid lebih sering diderita oleh wanita dibandingkan pria.

2.1.1.2 Berdasarkan Stadium atau Pertimbangan waktu

a. Transient Ischemic Attack (TIA)

Merupakan gangguan pembuluh darah otak yang menyebabkan timbulnya defisit neurologis akut yang berlangsung kurang dari 24 jam. Stroke ini tidak akan meninggalkan gejala sisa sehingga pasien tidak terlihat pernah mengalami serangan stroke. Akan tetapi adanya TIA merupakan suatu peringatan akan serangan stroke selanjutnya sehingga tidak boleh diabaikan begitu saja. Stroke ini disebut juga dengan stroke ringan.

b. Reversible Ischemic Neurological Deficit (RIND)

Kondisi RIND hampir sama dengan TIA, hanya saja berlangsung lebih lama, maksimal 1 minggu(7 hari). RIND juga tidak meninggalkan gejala sisa.

c. Complete Stroke

Merupakan gangguan pembuluh darah otak yang menyebabkan deficit neurologis akut yang berlangsung lebih dari 24 jam. Stroke ini akan meninggalkan gejala sisa.

d. Stroke in Evolution (Progresive Stroke)

Stroke ini merupakan jenis yang terberat dan sulit ditentukan prognosanya. Hal ini disebabkan kondisi pasien yang cenderung labil, berubah-ubah, dan dapat mengarah ke kondisi yang lebih buruk.

2.1.2 Faktor Risiko Penyakit Stroke

Faktor risiko stroke adalah suatu kondisi kesehatan atau penyakit yang ada pada seseorang yang berisiko terkena penyakit stroke. Apabila kondisi ini tidak segera dikendalikan maka dapat memperburuk keadaan dan dapat mengakibatkan terjadinya penyempitan atau pecahnya pembuluh darah otak [YAS-11].

Terdapat dua macam faktor risiko pada penyakit stroke, yaitu faktor risiko yang dapat diubah/dikendalikan dan faktor risiko yang tidak dapat diubah/diendalikan. Faktor risiko yang tidak dapat diubah/dikendalikan yaitu :

1. Usia

Stroke dapat terjadi pada semua usia, bahkan anak-anak. Akan tetapi stroke lebih sering terjadi pada orang yang telah lanjut usia (tua). Setiap penambahan 10 tahun setelah usia 55 tahun, terdapat peningkatan risiko penyakit stroke sebanyak dua kali lipat [ANN-13]. Berikut adalah klasifikasi usia [KUP-10]:

Tabel 2.1 Klasifikasi Usia

Range	Keterangan
< 35	Muda
35 <= usia <= 55	Paruh Baya
> 55	Tua

2. Jenis Kelamin

Pada studi penelitian di Malmo Sweden mendapatkan bahwa laki-laki mempunyai risiko lebih tinggi (1,2 : 1) terkena stroke berulang dibanding wanita [ELN-98].

3. Ras

Kematian akibat penyakit stroke lebih banyak terjadi pada orang Afrika-Amerika daripada orang kulit putih. Hal ini dikarenakan mereka mempunyai risiko lebih tinggi menderita tekanan darah tinggi, diabetes, dan obesitas [ANN-13].

Sedangkan faktor risiko yang dapat diubah/dikendalikan yaitu :

1. Tekanan Darah

Tekanan darah adalah tekanan yang terjadi pada pembuluh darah arteri ketika darah dipompa oleh jantung untuk dialirkan ke seluruh tubuh. Tekanan darah untuk setiap orang bervariasi secara alami. Tekanan darah pada bayi dan anak-anak secara normal jauh lebih rendah daripada orang dewasa. Dipengaruhi juga oleh aktivitas dan lebih rendah ketika beristirahat. Tekanan darah paling tinggi di pagi hari dan paling rendah pada saat tidur di malam hari [MUH-13].

Berikut klasifikasi tekanan darah menurut JNC 7 (*Seventh Report of the Joint National Committee on Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure*) [MUH-13]:

Tabel 2.2 Klasifikasi Tekanan Darah

Range	Keterangan
< 120	Normal
120 - 139	Prahipertensi
140 - 159	Hipertensi Tahap I
=> 160	Hipertensi Tahap II

2. Kadar Gula

Gula darah adalah bahan bakar tubuh yang dibutuhkan untuk kerja otak, sistem saraf, dan jaringan tubuh yang lain. Gula darah yang terdapat di dalam tubuh dihasilkan oleh makanan yang mengandung karbohidrat, protein, dan lemak [JEP-13].

Kadar gula tinggi (hiperglikemia) maupun kadar gula rendah (hipoglikemia) tidak bagus untuk kesehatan. Kadar gula darah harus berada

dalam posisi normal agar kinerja organ-organ tubuh tetap sehat dan normal [JEP-13].

Kadar gula darah yang sangat rendah dapat menyebabkan hilangnya kesadaran seseorang atau koma. Kondisi ini biasanya ditandai dengan gejala seperti berkeringat disertai gemetar, pusing, perasaan linglung, dan jantung berdetak lebih kencang sampai kehilangan kesadaran [JEP-13].

Berikut tabel klasifikasi kadar gula darah [SHO-13] :

Tabel 2.3 Klasifikasi kadar gula darah

Range	Keterangan
< 60 mg/dl	Rendah
60 - 130 mg/dl	Normal
140 - 199 mg/dl	Intermedieta
=> 200 mg/dl	Diabetes

3. Kolesterol Total

Kolesterol total merupakan kadar keseluruhan kolesterol yang beredar dalam tubuh manusia. kolesterol adalah lipid amfipatik dan merupakan komponen structural esensial pada membran plasma. Senyawa kolesterol total ini di sintesis di banyak jaringan dari asetil-KoA dan merupakan prekusor utama semua steroid lain di dalam tubuh termasuk kortikosteroid, hormone seks, asam empedu, dan vitamin D. Sekitar separuh kolesterol tubuh berasal dari proses sintesis di dalam tubuh (sekitar 700mg/hari) dan sisanya diperoleh dari makanan. Hati dan usus masing-masing menghasilkan sekitar 10% dari sintesis total pada manusia [QAD-13].

Berikut klasifikasi kadar kolesterol total dalam tubuh [SHO-13] :

Tabel 2.4 Klasifikasi kolesterol total

Range	Keterangan
< 200 mg/dl	Normal
200 - 239 mg/dl	Tinggi
=> 240 mg/dl	Sangat Tinggi

4. LDL (*Low Density Lipoprotein*)

LDL (*Low Density Lipoprotein*) pada umumnya dikenali dengan nama kolesterol jahat. Kolesterol LDL merupakan bentukan kendaraan yang membawa kolesterol dan ester kolesterol ke banyak jaringan. Kolesterol LDL disebut sebagai kolesterol jahat disebabkan perannya membawa kolesterol total ke banyak jaringan di dalam tubuh. Sehingga memberikan peluang terjadinya penumpukan kolesterol di berbagai jaringan tubuh, termasuk diantaranya dalam pembuluh darah [QAD-13].

Berikut klasifikasi kadar LDL dalam tubuh manusia [SHO-13]:

Tabel 2.5 Klasifikasi kadar LDL

Range	Keterangan
< 100 mg/dl	Normal
130 - 189 mg/dl	Tinggi
=> 190 mg/dl	Sangat Tinggi

5. Asam Urat

Penyakit asam urat adalah penyakit yang timbul akibat kadar asam urat darah yang berlebihan. Yang menyebabkan kadar asam urat darah berlebihan adalah produksi asam urat di dalam tubuh lebih banyak dari pembuangannya. Organ yang bisa terserang adalah sendi, otot, jaringan di sekitar sendi, telinga, kelopak mata, jantung, ginjal, dan lain-lain. Jika kadar asam urat di dalam darah melebihi normal maka asam urat darah ini akan masuk ke organ-organ tersebut sehingga menimbulkan penyakit pada organ-organ tersebut. Penyakit asam urat lebih sering menyerang laki-laki. Jika penyakit ini menyerang wanita maka pada umumnya wanita yang menderita adalah sudah menopause [KER-09].

Berikut klasifikasi tingkat asam urat pada laki-laki [SHO-13]:

Tabel 2.6 Klasifikasi asam urat pada laki-laki

Range	Keterangan
<= 3,5 mg/dl	Rendah
3,5 - 7,0 mg/dl	Normal
=> 7,0 mg/dl	Asam Urat

Sedangkan klasifikasi tingkat asam urat pada wanita adalah sebagai berikut [SHO-13] :

Tabel 2.7 Klasifikasi asam urat pada wanita

Range	Keterangan
<= 2,6 mg/dl	Rendah
2,6 – 6,0 mg/dl	Normal
>= 6,0 mg/dl	Asam Urat

6. BUN (*Blood Urea Nitrogen*)

Blood Urea Nitrogen (BUN) dapat didefinisikan sebagai jumlah nitrogen urea yang hadir dalam darah. Urea adalah produk limbah yang dibentuk dalam tubuh selama proses pemecahan protein. Selama metabolisme protein, protein diubah menjadi asam amino yang juga menghasilkan amonia. Urea tidak lain adalah substansi yang dibentuk oleh beberapa molekul amonia. Metabolisme protein berlangsung dalam hati dan dengan demikian urea juga diproduksi oleh hati. Selanjutnya, urea ditransfer ke ginjal melalui aliran darah dan dikeluarkan dari tubuh dalam bentuk urin. Dengan demikian, setiap disfungsi ginjal akan menyebabkan kadar tinggi atau rendah BUN dalam darah [SHE-13].

Berikut adalah klasifikasi BUN dalam tubuh [SHO-13]:

Tabel 2.8 Klasifikasi BUN

Range	Keterangan
< 6 mg/dl	Rendah
6 – 23 mg/dl	Normal
> 23 mg/dl	Tinggi

7. Kreatinin

Kreatinin (*creatinine*) adalah produk penguraian dari kreatin fosfat dalam metabolisme otot dan dihasilkan dari kreatin (*creatine*). Kreatinin pada dasarnya merupakan limbah kimia yang selanjutnya diangkut ke ginjal melalui aliran darah untuk dikeluarkan melalui urin. Kadar kreatinin dapat diukur dalam urin serta darah. Tingkat kreatinin dalam darah umumnya tetap

normal karena massa otot relatif konstan. Dengan demikian, ginjal yang berfungsi normal juga akan menunjukkan tingkat normal kreatinin dalam darah. Tapi ketika ginjal tidak berfungsi dengan baik, jumlah kreatinin dalam darah akan meningkat [SHE-13].

Berikut klasifikasi kreatinin dalam tubuh [SHO-13]:

Tabel 2.9 Klasifikasi Kreatinin

Range	Keterangan
< 0,7 mg/dl	Rendah
0,7 – 1,2 mg/dl	Normal
> 1,2 mg/dl	Tinggi

2.2 Logika Fuzzy

2.2.1 Pengertian Logika Fuzzy

Lotfi Zadeh, seorang profesor University of California di Berkeley yang pertama kali mencetuskan konsep logika *fuzzy*. Beliau merepresentasikan logika *fuzzy* bukan sebagai metodologi kontrol, namun sebagai suatu cara pemrosesan data yang memperbolehkan anggota himpunan parsial daripada anggota himpunan kosong atau non-anggota. Pada teori himpunan, pendekatan ini tidak diaplikasikan untuk mengontrol sistem sampai tahun 70-an karena kurangnya kemampuan komputer-mini pada saat itu. Menurut Profesor Zadeh masyarakat belum sanggup dengan kontrol adaptif yang tinggi, mereka juga tidak membutuhkan input informasi numeris dan ketepatan. Jika kembalian dari kontroler dapat diprogram untuk menerima *noisy*, input yang tidak teliti, mereka akan lebih efektif dan lebih mudah diimplementasikan [KUS-08].

Namun sekarang logika *fuzzy* telah menyentuh keberbagai pengembangan algoritma. Konsep dasar dari logika *fuzzy* yang berupa perluasan dari algoritma *boolean* (1 atau 0/ya atau tidak) dimana himpunan *fuzzy* berisi derajat keanggotaan sebagai penentu keberadaan elemen dalam suatu himpunan sangatlah penting. Hal tersebut yang membuat logika *fuzzy* dapat diimplementasikan kedalam algoritma lainnya.

Dalam banyak hal, logika *fuzzy* digunakan sebagai suatu cara untuk memetakan permasalahan dari *input* menuju ke *output* yang diinginkan. Konsep

dalam logika *fuzzy* ini sangat fleksibel dan mudah dimengerti. Pada data-data yang tidak tepat, logika *fuzzy* ini dapat memberikan toleransi. Hal tersebut menjadi alasan mengapa logika *fuzzy* banyak digunakan. Beberapa alasan lainnya yaitu logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi – fungsi nonlinear yang sangat kompleks, logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami sehingga dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman pakar tanpa ada pelatihan sebelumnya, dapat bekerjasama dengan teknik – teknik kendali secara konvensional[KUP-10].

2.2.2 Himpunan *Fuzzy*

Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan suatu x dalam suatu himpunan A , yang sering ditulis dengan $\mu_A(x)$, memiliki dua kemungkinan, yaitu 0 atau 1[KUP -10]. Logika klasik tersebut memiliki kekurangan dari segi keadilan dalam memasukkan suatu nilai dalam keanggotaan berdasarkan range yang telah ditentukan sebelumnya. Misalnya, ditentukan range untuk usia 0 sampai 35 tahun dikategorikan muda dan 35 sampai 55 tahun dikategorikan parobaya. Seseorang yang berusia 15 tahun masuk dalam kategori muda. Namun jika ada orang yang berusia 35 tahun kurang 1 hari, maka dia tetap masuk dalam kategori muda, padahal usia orang tersebut juga mendekati kategori parobaya. Dari contoh kasus tersebut disimpulkan bahwa pemakaian himpunan *crisp* dalam menyatakan umur sangat tidak adil, adanya perubahan kecil saja pada suatu nilai mengakibatkan perbedaan kategori yang cukup signifikan[KUP-10].

Berbeda dengan himpunan *crisp*, logika *fuzzy* mengelompokkan himpunan *fuzzy* dari semesta U untuk dikelompokkan oleh fungsi keanggotaan yang berada pada nilai antara [0,1]. Fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* merupakan kontinu dengan range 0 sampai 1[KUS-08].

Logika *fuzzy* digunakan untuk mengantisipasi ketidakadilan dari himpunan *crisp*. Dengan logika *fuzzy*, satu nilai dapat masuk dalam dua himpunan yang berbeda tergantung dari seberapa besar derajat keanggotaan nilai tersebut terhadap himpunan satu dengan himpunan lainnya. Derajat keanggotaan pada himpunan *fuzzy* dapat dihitung menggunakan fungsi keanggotaan.

Himpunan *fuzzy* memiliki dua atribut, yaitu:

1. Linguistik, yaitu penamaan grup yang mewakili suatu keadaan dan kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti: muda, parobaya, tua.



2. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti: 40, 25, 50, dsb.

2.2.3 Fungsi Keanggotaan

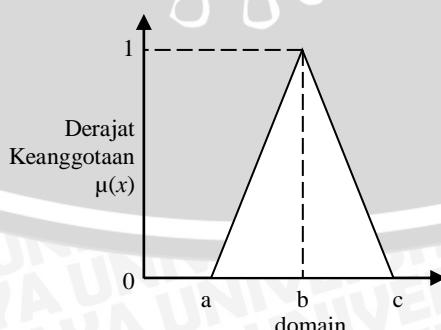
Fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaan yang memiliki nilai interval antara 0 dan 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang dapat digunakan [KUP-10]. Diantaranya adalah representasi linear, Representasi Kurva Segitiga, Representasi Kurva Trapesium, Representasi Kurva Bentuk Bahu, Representasi Kurva-S, dan Representasi Kurva Bentuk Lonceng (*Bell Curve*) yang terbagi lagi menjadi Kurva PI, Kurva Beta, dan Kurva Gauss.

Menurut Jang dan Mirzutani (1997) menyebutkan bahwa fungsi-fungsi keanggotaan *fuzzy* terparameterisasi satu dimensi yang umum digunakan diantaranya adalah [JAM-97] :

1. Fungsi keanggotaan segitiga, disifati oleh parameter $\{a,b,c\}$ yang didefinisikan seperti pada Persamaan (2-1).

$$\text{segitiga}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (2-1)$$

Parameter $\{a, b, c\}$ (dengan $a < b < c$) yang menentukan koordinat x dari ketiga sudut segitiga tersebut, seperti terlihat pada gambar berikut:

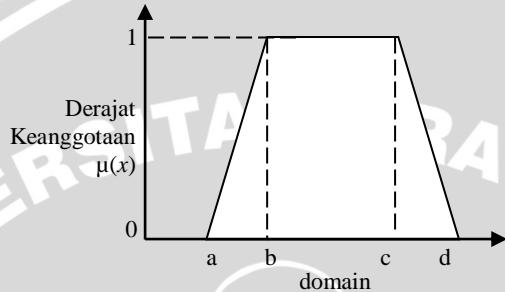


Gambar 2.1 Kurva segitiga

2. Fungsi keanggotaan trapesium, disifati oleh parameter $\{a, b, c, d\}$ yang didefinisikan pada Persamaan (2-2).

$$\text{trapesium}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (2-2)$$

Parameter $\{a, b, c, d\}$ pada kurva trapesium adalah sebagai berikut:

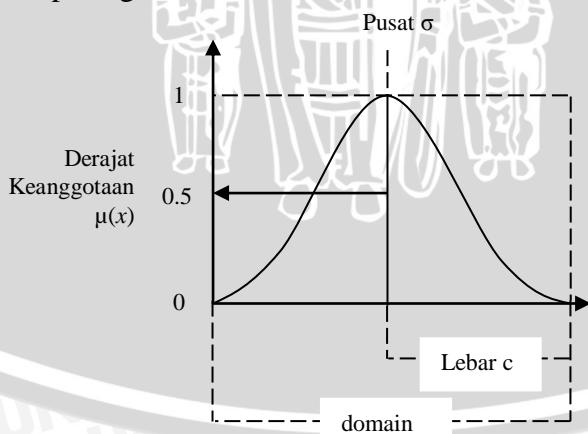


Gambar 2.2 Kurva trapesium

3. Fungsi keanggotaan *gaussian*, disifati oleh parameter $\{c, \sigma\}$ yang didefinisikan pada Persamaan (2-3).

$$\text{gaussian}(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-c}{\sigma})^2} \quad (2-3)$$

Karakteristik fungsi keanggotaan *gauss* ditentukan oleh parameter c dan σ seperti terlihat pada gambar berikut:

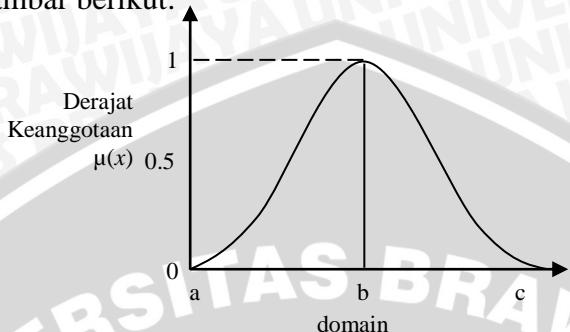


Gambar 2.3 Karakteristik fungsi *gauss*

4. Fungsi keanggotaan *generalized bell*, disifati oleh parameter $\{a, b, c\}$ yang didefinisikan seperti pada Persamaan (2-4).

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2-4)$$

Parameter b selalu positif, supaya kurva menghadap kebawah, seperti terlihat pada gambar berikut:

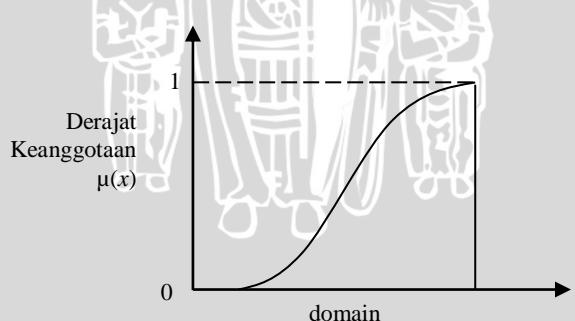


Gambar 2.4 Karakteristik fungsi *generalized bell*

- Fungsi keanggotaan *sigmoid*, disifati oleh parameter $\{a, c\}$ yang didefinisikan seperti pada Persamaan (2-5).

$$sig(x; a, c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]} \quad (2-5)$$

Parameter a digunakan untuk menentukan kemiringan kurva pada saat $x = c$. Polaritas dari a akan menentukan kurva itu kanan atau kiri terbuka, seperti terlihat pada gambar berikut:



Gambar 2.5 Kurva *sigmoid*

2.2.4 Operator Dasar Zadeh

Seperti halnya himpunan konvensional, ada beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasikan dan memodifikasi himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan sebagai hasil dari operasi 2 himpunan sering

dikenal dengan nama *fire strength* atau α -predikat. Ada 3 operator dasar yang diciptakan oleh Zadeh, yaitu [KUP -10]:

a. Operator AND

Operator ini berhubungan dengan operasi interseksi pada himpunan α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator *AND* diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antarelemen pada himpunan – himpunan yang bersangkutan.

b. Operator OR

Operator ini berhubungan dengan operasi *union* pada himpunan α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator *OR* diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terbesar antarelemen pada himpunan – himpunan yang bersangkutan.

c. Operator NOT

Operator ini berhubungan dengan operasi komplemen pada himpunan α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator *NOT* diperoleh dengan mengurangkan nilai keanggotaan elemen pada himpunan yang bersangkutan dari 1.

2.2.5 Fungsi Implikasi

Kaidah *fuzzy if-then* (dikenal juga sebagai kaidah *fuzzy*, implikasi *fuzzy* atau pernyataan kondisi *fuzzy*) diasumsikan seperti pada Persamaan (2-6).

$$\text{Jika } x \text{ adalah } A \text{ maka } y \text{ adalah } B \quad (2-6)$$

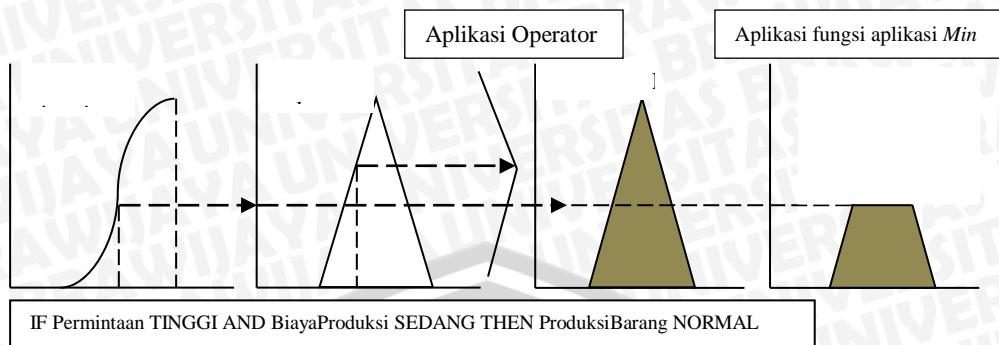
Dengan A dan B adalah nilai linguistik yang dinyatakan dengan himpunan *fuzzy* dalam semesta pembicaraan X dan Y . Seringkali “ x adalah A ” disebut sebagai *antecedent* atau *premise*, sedangkan “ y adalah B ” disebut *consequence* atau *conclusion* [JAM-97].

Secara umum, ada 2 fungsi implikasi yang dapat digunakan, yaitu [KUP - 10]:

- a. *Min (minimum)*, fungsi ini akan memotong *output* himpunan *fuzzy*.

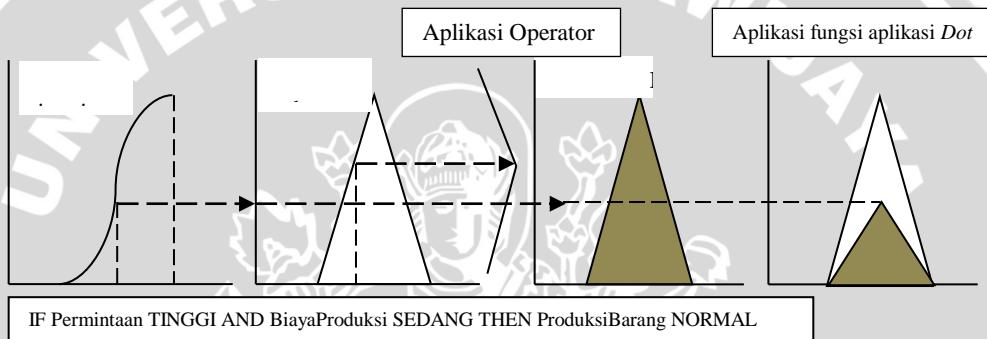
Gambar 2.6 menunjukkan salah satu contoh penggunaan fungsi *min*.





Gambar 2.6 Fungsi implikasi MIN

- b. *Dot (product)*, fungsi ini akan menskala *output* himpunan *fuzzy*. Gambar 2.7 menunjukkan salah satu contoh penggunaan fungsi *dot*.



Gambar 2.7 Fungsi impliksai DOT

2.2.6 Fuzzy Inference System

Dalam buku Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo (2010) yang berjudul “Aplikasi Logika *Fuzzy* untuk Pendukung Keputusan” dijelaskan terdapat tiga metode dalam sistem inferensi *fuzzy* (*fuzzy inference system*). Diantaranya adalah *fuzzy inference system* metode *tsukamoto*, *mamdani* dan *sugeno*. Metode *tsukamoto* merupakan perluasan dari penalaran monoton. Pada metode *tsukamoto*, setiap konsekuensi pada aturan yang berbentuk *IF-THEN* harus direpresentasikan dengan suatu himpunan *fuzzy* dengan fungsi keanggotaan yang monoton. Sebagai hasilnya, *output* hasil inferensi dari tiap – tiap aturan diberikan secara tegas (*crisp*) berdasarkan α -*predikat* (*fire strength*). Hasil akhirnya diperoleh dengan menggunakan rata – rata terbobot [KUP -10].

Metode *mamdani* sering dikenal sebagai metode *Max-Min*. Metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Untuk mendapatkan

output, diperlukan 4 tahapan yaitu pembentukan himpunan *fuzzy*, aplikasi fungsi implikasi, komposisi aturan dan penegasan (*defuzzy*) [KUP -10].

Metode yang terakhir adalah metode *sugeno*. Pada penelitian ini digunakan metode *sugeno* orde-satu. Penalaran dengan metode *sugeno* hampir sama dengan penalaran *mamdani*, hanya saja *output* (konsekuensi) sistem tidak berupa himpunan *fuzzy*, melainkan berupa konstanta atau persamaan linear. Metode ini diperkenalkan oleh Takagi-Sugeno Kang pada tahun 1985, sehingga metode ini sering juga dinamakan dengan metode TSK. Metode TSK terdiri atas 2 jenis, yaitu [KUP -10]:

a. Model *fuzzy sugeno* orde-nol

Secara umum bentuk model *fuzzy sugeno* orde-nol adalah:

$$\text{IF } (x_1 \text{ is } A_1) \circ (x_2 \text{ is } A_2) \circ (x_3 \text{ is } A_3) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) \text{ THEN } z = k \quad (2-7)$$

dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden dan k adalah suatu konstanta (tegas) sebagai konsekuensi.

b. Model *fuzzy sugeno* orde-satu

Secara umum bentuk model *fuzzy sugeno* orde-satu adalah:

$$\text{IF } (x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) \text{ THEN } z = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q \quad (2-8)$$

dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden dan p_i adalah suatu konstanta (tegas) ke- i dan q juga merupakan konstanta dalam konsekuensi.

2.3 Clustering

2.3.1 Pengertian *Clustering*

Dalam bukunya yang berjudul *An Introduction to Data Mining*, Dr. Daniel T. Larose (2005) mendefinisikan *clustering* sebagai upaya mengelompokkan *record*, observasi, atau mengelompokkan kedalam kelas yang memiliki kesamaan objek [DAT-05].

Pengklasteran berbeda dengan klasifikasi yaitu tidak adanya variabel target dalam pengklasteran. Pengklasteran tidak mencoba untuk melakukan klasifikasi, mengestimasi, atau memprediksi nilai dari variabel target. Akan tetapi, algoritma pengklasteran mencoba untuk melakukan pembagian terhadap keseluruhan data menjadi kelompok – kelompok yang memiliki kemiripan (homogen), yang mana kemiripan *record* dalam suatu kelompok akan bernilai

maksimal, sedangkan kemiripan dengan *record* dalam kelompok lain akan bernilai minimal. Prinsip dasar untuk mendapatkan homogen atau heterogen dapat menggunakan konsep ukuran jarak. Jarak yang dimaksud bisa berarti ukuran jarak kedekatan atau kemiripan (*similarity measures*), bisa juga jarak yang berjauhan atau ketidakmiripan (*disimilarity measures*).

2.3.2 Tipe Clustering

Ada dua macam tipe clustering atau metode pengelompokan, yaitu *Hierarchical Clustering Method* dan *Non Hierarchical Clustering Method*. *Hierarchical clustering method* digunakan apabila informasi jumlah *cluster* belum diketahui. Sedangkan *non hierarchical clustering method* bertujuan untuk mengelompokkan n objek kedalam k *cluster* ($k < n$) [BAD-05].

Salah satu contoh *hierarchical clustering method* atau bisa juga disebut dengan algoritma *clustering* tidak terawasi adalah algoritma *subtractive clustering*. Dalam *subtractive clustering* tiap isi data akan dievaluasi untuk mengetahui densitasnya, ketika terdapat titik data yang memiliki densitas tinggi maka dimungkinkan titik data tersebut menjadi pusat *cluster*. Sehingga tidak dapat diketahui berapa nantinya jumlah *cluster* yang akan terbentuk karena bergantung pada data yang akan di-*cluster*.

2.4 Subtractive Clustering

2.4.1 Pengertian Subtractive Clustering

Subtractive clustering merupakan algoritma *clustering* tidak terawasi yang dapat membentuk jumlah dan pusat klaster sesuai dengan kondisi data. Konsep dasar dari *subtractive clustering* adalah menentukan daerah – daerah dalam suatu variabel yang memiliki densitas tinggi terhadap titik – titik di sekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai pusat klaster. Titik tersebut kemudian akan dikurangi densitasnya. Kemudian algoritma akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan pusat klaster berikutnya. Hal ini akan dilakukan berulang – ulang hingga semua titik diuji [KUP-10].

Apabila terdapat N buah data: X_1, X_2, \dots, X_n dan dengan menganggap bahwa data – data tersebut sudah dalam keadaan normal, maka densitas titik X_k dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-9).



$$D_k = \sum_{j=1}^N \left(-\frac{\|X_k - X_j\|}{(r/2)^2} \right) \quad (2-9)$$

dengan $\|X_k - X_j\|$ adalah jarak antara X_k dengan X_j dan r adalah konstanta positif yang kemudian akan dikenal dengan nama jari – jari. Jari – jari berupa vektor yang akan menentukan seberapa besar pengaruh pusat *cluster* pada tiap – tiap variabel. Dengan demikian, suatu titik data akan memiliki densitas yang besar jika dia memiliki banyak tetangga dekat.

Setelah menghitung densitas tiap – tiap titik, maka titik dengan densitas tertinggi akan dipilih sebagai pusat *cluster*. Misalkan X_{c1} adalah titik yang terpilih sebagai pusat *cluster*, sedangkan D_{c1} adalah ukuran densitasnya. Selanjutnya densitas dari titik – titik disekitarnya akan dikurangi seperti pada Persamaan (2-10).

$$D'_k = D_k - D_{c1} * \exp \left(-\frac{\|X_k - X_{c1}\|}{(r_b/2)^2} \right) \quad (2-10)$$

dengan r_b adalah konstanta positif. Hal ini berarti bahwa titik – titik yang berada dekat dengan pusat *cluster* u_{c1} akan mengalami pengurangan densitas besar – besar. Hal ini akan berakibat titik tersebut akan sangat sulit untuk menjadi pusat *cluster* berikutnya. Nilai r_b menunjukkan suatu lingkungan yang mengakibatkan titik – titik berkurang ukuran densitasnya. Biasanya r_b bernilai lebih besar dibandingkan dengan r , $r_b = q * r_b$ (biasanya *squash_factor* (q) = 1,25). *Squash factor* ini digunakan untuk memperbanyak nilai jari-jari yang menentukan daerah sekitar pusat *cluster* [ANO-94].

Setelah densitas tiap – tiap titik diperbaiki, maka selanjutnya akan dicari pusat *cluster* yang kedua yaitu X_{c2} . Sesudah X_{c2} didapat, ukuran densitas setiap titik data akan diperbaiki kembali, demikian seterusnya.

Pada implementasinya, bisa digunakan 2 pecahan sebagai faktor pembanding, yaitu *accept ratio* dan *reject ratio*. Baik *accept ratio* dan *reject ratio* keduanya merupakan suatu bilangan pecahan yang bernilai 0 sampai 1. *Accept ratio* merupakan batas bawah di mana suatu titik data yang menjadi kandidat (calon) pusat *cluster* diperbolehkan untuk menjadi pusat *cluster*. Nilai default dari *accept ratio* yaitu 0,5 [ANO-94]. Sedangkan *reject ratio* merupakan batas atas di

mana suatu titik data yang menjadi kandidat (calon) pusat *cluster* tidak diperbolehkan untuk menjadi pusat *cluster*. Nilai default dari *reject ratio* yaitu 0,15 [ANO-94]. Pada suatu iterasi, apabila telah ditemukan suatu titik data dengan potensi tertinggi (misal: X_k dengan potensi D_k), kemudian akan dilanjutkan dengan mencari rasio potensi titik data tersebut dengan potensi tertinggi suatu titik data pada awal iterasi (misal: X_h dengan potensi D_h). Hasil bagi antara D_k dengan D_h ini kemudian disebut dengan rasio ($\text{ratio} = D_k / D_h$). Ada 3 kondisi yang bisa terjadi dalam suatu iterasi:

- Apabila $\text{ratio} > \text{Accept ratio}$, maka titik data tersebut diterima sebagai pusat *cluster* baru.
- Apabila $\text{Reject ratio} < \text{ratio} \leq \text{Accept ratio}$ maka titik data tersebut baru akan diterima sebagai pusat *cluster* baru hanya jika titik data tersebut terletak pada jarak yang cukup jauh dengan pusat *cluster* yang lainnya (hasil penjumlahan antara rasio dan jarak terdekat titik data tersebut dengan pusat *cluster* lainnya yang telah ada ≥ 1). Apabila hasil penjumlahan antara rasio dan jarak terpanjang titik data tersebut dengan pusat *cluster* lainnya yang telah ada < 1 , maka selain titik data tersebut tidak akan diterima sebagai pusat *cluster*, dia sudah tidak akan dipertimbangkan lagi untuk menjadi pusat *cluster* baru (potensinya diset sama dengan nol).
- Apabila $\text{ratio} \leq \text{Reject ratio}$, maka sudah tidak ada lagi titik data yang akan dipertimbangkan untuk menjadi kandidat pusat *cluster*, iterasi dihentikan.

2.4.2 Algoritma Subtractive Clustering

Algoritma *subtractive clustering*[KUP-10]:

- Menentukan Matriks X yang merupakan data yang akan dicluster, berukuran $i \times j$, dengan i = jumlah data yang akan di-cluster dan j = jumlah variabel/atribut (kriteria)
- Menentukan :
 - r_j (jari-jari setiap atribut data); $j=1,2,\dots,m$.
 - q (squash factor)
 - Accept ratio



2.4. Reject ratio

2.5. X_{min_j} (min data yang diperbolehkan dalam setiap atribut data) ;
 $j=1,2,\dots,m$.

2.6. X_{max_j} (max data yang diperbolehkan dalam setiap atribut data) ;
 $j=1,2,\dots,m$.

3. Normalisasi

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - X_{Min_j}}{X_{Max_j} - X_{Min_j}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (2-11)$$

4. Menentukan potensi awal tiap – tiap titik data :

4.1. $i = n$ dan kerjakan hingga $i = n$,

$$4.1.1. T_j = X_{ij} \quad j=1,2,\dots,m \quad (2-12)$$

4.1.2. Hitung :

$$Dist_{kj} = \left[\frac{T_j - X_{kj}}{r} \right], j=1,2..m ; k=1,2..n \quad (2-13)$$

4.1.3. Potensi awal

Jika $m = 1$, maka

$$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4 \left(Dist_{kl}^2 \right)} \quad (2-14)$$

Jika $m > 1$, maka

$$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4 \left(\sum_{j=1}^m Dist_{kl}^2 \right)} \quad (2-15)$$

4.1.4. $i=i+1$

5. Mencari titik dengan potensi tertinggi

5.1. $M = \max[D_i | i=1,2..n]$

5.2. $h = i$, sedemikian hingga $D_i = M$

6. Tentukan pusat *cluster* dan kurangi potensinya terhadap titik – titik di sekitarnya

6.1. Center = [], Center merupakan pusat cluster

6.2. $V_j = X_{hj}; j=1,2,\dots,m$. V_j merupakan nilai normalisasi pada data dengan potensi tertinggi.

6.3. $C = 0$, C merupakan jumlah cluster.

6.4. Kondisi = 1



6.5. $Z = M$, Z merupakan potensi titik yang diacu sebagai pusat cluster.

6.6. Kerjakan selama ($\text{Kondisi} \neq 0$)&($Z \neq 0$)

- i. Kondisi = 0 (sudah tidak ada calon pusat baru lagi).
- ii. $\text{Rasio} = Z/M$
- iii. Jika $\text{Rasio} > \text{accept ratio}$, maka kondisi = 1 Hal ini menandakan ada calon pusat baru.
- iv. Jika tidak
 1. Jika rasio $>$ reject ratio, (calon baru akan diterima sebagai pusat jika keberadaannya akan memberikan keseimbangan terhadap data – data yang letaknya cukup jauh dengan pusat cluster yang telah ada), maka kerjakan :
 2. $Md = -1$
 3. Kerjakan untuk $i=1$ sampai $i=C$:
 - a. $G_{ij} = \frac{v_j - \text{Center}_{ij}}{r}, j = 1, 2, \dots, m$ (2-16)
 - b. $Sd_i = \sum_{j=1}^m (G_{ij})^2$ (2-17)
 - c. Jika $(Md < 0)$ atau $(Sd < Md)$, maka $Md = Sd$;
 - $Smd = \sqrt{Md}$ (2-18)
 - Jika $(\text{Rasio} + Smd) \geq 1$, maka kondisi = 1 Hal ini berarti data diterima sebagai pusat cluster.
 - Jika $(\text{Rasio} + Smd) < 1$, maka kondisi = 2 Hal ini berarti data tidak akan dipertimbangkan kembali sebagai pusat cluster.

6.7.Jika kondisi = 1, maka kerjakan:

- a. $C = C + 1$
- b. $\text{Center}_c = V$
- c. Kurangi potensi dari titik-titik di dekat pusat cluster :

- i. $S_{ij} = \frac{V_j - X_{ij}}{r_j * q}, j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n$ (2-19)

$$\text{ii. } Dei = M * e^{-4 \left(\sum_{j=1}^m (s_{ij})^2 \right)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2-20)$$

$$\text{iii. } D = D - Dc \quad (2-21)$$

iv. Jika $D_i \leq 0$, maka $D_i = 0, i = 1, 2, \dots, n$

$$\text{v. } Z = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$$

vi. Pilih $h = i$, sedemikian hingga $D_i = Z$

6.8. Jika kondisi = 2, maka :

$$\text{a. } D_h = 0 \text{ dan } Z = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$$

b. Pilih $h = i$, sedemikian hingga $D_i = Z$

7. Kembalikan pusat *cluster* dari bentuk ternormalisasi ke bentuk semula

$$\text{Center}_{ij} = \text{Center}_{ij} * (XMax_j - XMin_j) + XMin_j \quad (2-22)$$

8. Hitung nilai sigma *cluster*

$$\sigma_j = \frac{r_j * (XMax_j - XMin_j)}{\sqrt{8}} \quad (2-23)$$

2.5 Analisa Cluster

Cluster atau ‘klaster’ dapat diartikan ‘kelompok’, dengan demikian, pada dasarnya analisa klaster akan menghasilkan sejumlah klaster (kelompok). Analisis ini diawali dengan pemahaman bahwa sejumlah data tertentu sebenarnya mempunyai kemiripan di antara anggotanya; karena itu, dimungkinkan untuk mengelompokkan anggota – anggota yang ‘mirip’ atau mempunyai karakteristik yang serupa tersebut dalam satu atau lebih dari satu klaster[SAS-10].

Seperti diketahui, analisis klaster akan membagi sejumlah data satu atau beberapa klaster tertentu. Pertanyaan yang kemudian timbul adalah ‘apa yang menjadi batas bahwa sejumlah data dapat disebut sebagai satu klaster?’ secara logika, sebuah klaster yang baik adalah klaster yang mempunyai[SAS-10]:

- Homogenitas (kesamaan) yang tinggi antara anggota dalam satu klaster (*within cluster*).
- Heterogenitas (perbedaan) yang tinggi antara klaster yang satu dengan klaster yang lainnya (*between cluster*).



Dari dua hal di atas dapat disimpulkan bahwa klaster yang baik adalah klaster yang mempunyai anggota – anggota yang semirip mungkin satu dengan yang lain, namun sangat tidak mirip dengan anggota – anggota klaster yang lain.

2.5.1 Analisa Varian

Karena ciri dari klaster yang baik memiliki homogenitas yang tinggi antara anggota dalam satu klaster dan heterogenitas yang tinggi antara klaster yang satu dengan klaster yang lainnya, maka bisa dilakukan pendekatan untuk mengetahui baik tidaknya suatu klaster berdasarkan nilai varian.

Varian merupakan nilai penyebaran dari data. Sehingga nilai varian dapat digunakan untuk mengetahui baik atau tidaknya suatu klaster. Varian dalam *clustering* menurut Dr. Daniel T. Larose (2005) ada dua, yaitu varian dalam klaster (*variance within cluster*) dan varian antar klaster (*variance between cluster*) [DAT-05].

Cluster yang ideal dapat dilihat dari nilai varian yang kecil. Semakin kecil nilai varian maka semakin ideal *cluster* tersebut. Berikut persamaan untuk *variance within cluster*, *variance cluster*, dan *variance between cluster* seperti pada Persamaan (2-24), Persamaan (2-25), Persamaan (2-26), dan Persamaan (2-27) [BEI-11]:

$$V_w = \frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^k (n_i - 1) \cdot V_i^2 \quad (2-24)$$

dimana: V_w = variance within cluster

N = jumlah semua data,

k = jumlah *cluster*

n_i = jumlah data pada *cluster* ke- i

V_i^2 = varian pada *cluster* ke- i

Untuk mencari V_i^2 digunakan persamaan berikut:

$$V_c^2 = \frac{1}{n_c - 1} \sum_{i=1}^{n_c} (d_i - \bar{d}_i)^2 \quad (2-25)$$

dimana: $V_c^2 = V_i^2$ atau varian pada *cluster*

$c = 1 \dots k$, dimana k = jumlah *cluster*

n_c = jumlah data pada *cluster* c

d_i = data ke- i pada suatu *cluster*

\overline{d}_i = rata – rata dari data pada suatu *cluster*

$$Vb = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k ni \left(di - \overline{d}_i \right)^2 \quad (2-26)$$

Sehingga untuk menilai *cluster* dikatakan baik atau tidak bisa dilihat dari kepadatan sebaran datanya menggunakan persamaan berikut:

$$V = \frac{V_w}{V_b} \quad (2-27)$$

2.6 Teknik Pembangkitan Aturan Fuzzy

Menurut Arapoglou, Kostas, dan Stathes (2010) mesin pembelajaran adalah bagian dari kecerdasan buatan yang membuat keputusan berdasarkan data. Algoritma yang dapat digunakan untuk membangkitkan aturan fuzzy secara otomatis berdasarkan data adalah dengan metode *clustering* [AKH-10].

Misalkan kita memiliki n buah data di mana setiap data memiliki p variabel (*input*), maka kita dapat menyusun data – data tersebut menjadi sebuah matriks X yang berukuran $n \times p$. Dengan menggunakan *subtractive clustering* dengan: jari – jari (r), *accept ratio*, *reject ratio*, dan *squash factor* tertentu, kita akan mendapatkan pusat *cluster* c dan sigma [KUP -10].

2.6.1 Ekstraksi Aturan Fuzzy

Untuk membentuk *fuzzy inference system* dari hasil *clustering* ini, kita dapat menggunakan metode inferensi fuzzy sugeno orde-satu. Sebelumnya, data yang ada dipisahkan terlebih dahulu antara data pada variabel – variabel *input* dengan data pada variabel *output*. Misalkan jumlah variabel *input* adalah m , dan variabel *output* biasanya 1. Pada metode ini, akan diperoleh kumpulan aturan yang berbentuk [KUP -10]:

$$[R1] \text{ IF } (x_1 \text{ is } A_{11}) \circ (x_2 \text{ is } A_{12}) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_{1m}) \quad (2-28)$$

$$\text{THEN } (z = k_{11}x_1 + \dots + k_{1m}x_m + k_{10});$$

$$[R2] \text{ IF } (x_1 \text{ is } A_{21}) \circ (x_2 \text{ is } A_{22}) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_{2m})$$

$$\text{THEN } (z = k_{21}x_1 + \dots + k_{2m}x_m + k_{20});$$

...

$$[Rr] \text{ IF } (x_1 \text{ is } A_{m1}) \circ (x_2 \text{ is } A_{m2}) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_{rm})$$

$$\text{THEN } (z = k_{r1}x_1 + \dots + k_{rm}x_m + k_{r0});$$

dengan:



- A_{ij} adalah himpunan *fuzzy* aturan ke- i variabel ke- j sebagai anteseden,
- k_{ij} adalah koefisien persamaan *output fuzzy* aturan ke- i variabel ke- j ($i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, m$), dan k_{i0} adalah konstanta persamaan *output fuzzy* aturan ke- i ,
- tanda \circ menunjukkan operator yang digunakan

Hasil dari *clustering* ini nantinya adalah pusat *cluster* (c) dan sigma (σ).

Dari nilai c dan σ nantinya digunakan untuk mengetahui derajat keanggotaan setiap titik data pada matriks k dengan menggunakan fungsi *gauss* seperti pada Persamaan (2-29).

$$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij}-C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (2-29)$$

Matriks k itu sendiri merupakan matriks pusat *cluster* yang juga membentuk aturan sesuai dengan jumlah *cluster* yang terbentuk. Ukuran dari matriks k adalah $r+ (m + 1)$ yang kemudian disusun menjadi vektor dengan ukuran $r*(m+1)$.

Kemudian derajat keanggotaan setiap data i dalam *cluster* k ini akan dikalikan dengan setiap atribut j dari data i . Misalkan dinotasikan sebagai d_{ij}^k dengan Persamaan (2-30).

$$d_{ij}^k = X_{ij} * \mu_{ki} \text{ dan } d_{i(m+1)}^k = \mu_{ki} \quad (2-30)$$

Proses normalisasi dilakukan dengan cara membagi d_{ij}^k dan $d_{i(m+1)}^k$ dengan jumlah derajat keanggotaan setiap titik data i pada *cluster* k , diperoleh:

$$d_{ij}^k = \frac{d_{ij}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \quad (2-31)$$

$$d_{i(m+1)}^k = \frac{d_{i(m+1)}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \quad (2-32)$$

Langkah selanjutnya adalah membentuk matriks U yang berukuran $n \times (r * (m + 1))$ dengan:



$$u_{i1} = d_{i1}^1; \quad u_{i(2m+1)} = d_{i(m+1)}^2;$$

(2-33)

$$u_{i2} = d_{i2}^1; \quad u_{i(r^*(m+1)-m)} = d_{i1}^r;$$

$$u_{im} = d_{im}^1; \quad u_{i(r^*(m+1)-m+1)} = d_{i2}^r;$$

$$u_{i(m+1)} = d_{i(m+1)}^1; \quad u_{i(r^*(m+1)-1)} = d_{im}^r;$$

$$u_{i(m+2)} = d_{i1}^2; \quad u_{i(r^*(m+1))} = d_{i(m+1)}^r;$$

$$u_{i(m+3)} = d_{i2}^2; \quad \text{dan seterusnya.}$$

Vektor z , merupakan vektor *output* bebentuk:

$$z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n]^T \quad (2-34)$$

Dari vektor k , matriks U , dan vektor z ini dapat dibentuk suatu sistem persamaan linier yang berbentuk:

$$U * k = z \quad (2-35)$$

untuk mencari nilai koefisien *output* tiap – tiap aturan pada setiap variabel ($k_{ij}, i = 1, 2, \dots, r$; dan $j = 1, 2, \dots, m + 1$). Matriks U bukan matriks bujursangkar, sehingga untuk menyelesaikan persamaan ini digunakan metode kuadrat terkecil. Untuk membentuk anteseden, setiap variabel *input* juga akan terbagi menjadi r himpunan *fuzzy*, dengan setiap himpunan memiliki fungsi keanggotaan *gauss*, dengan derajat keanggotaan data X_i , variabel ke- j , himpunan ke- k dirumuskan dengan Persamaan (2-36).

$$\mu_{Var - j; Himp - k}[X_i] = e^{-\frac{(X_{ij} - C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (2-36)$$

Dengan aturan sebagai berikut:

$$[R1] : \text{IF } (X_{i1} \text{ is } V1H1) \circ (X_{i2} \text{ is } V2H1) \circ \dots \circ (X_{im} \text{ is } VmH1) \quad (2-37)$$

THEN $Y = Z_1$

$$[R2] : \text{IF } (X_{i1} \text{ is } V1H2) \circ (X_{i2} \text{ is } V2H2) \circ \dots \circ (X_{im} \text{ is } VmH2)$$

THEN $Y = Z_2$

$$[R3] : \text{IF } (X_{i1} \text{ is } V1H3) \circ (X_{i2} \text{ is } V2H3) \circ \dots \circ (X_{im} \text{ is } VmH3)$$



THEN $Y = Z_3$

...
 $[Rr] : \text{IF } (X_{i1} \text{ is } V1Hr) \circ (X_{i2} \text{ is } V2Hr) \circ \dots \circ (X_{im} \text{ is } VmHr)$
 THEN $Y = Z_r$

Dengan $VpHq$ adalah variabel ke- p himpunan ke- q .

2.7 LSE

Menurut Jang, Chiu, dan Mizutani (1997), salah satu metode yang dapat menentukan metode kuadrat terkecil adalah dengan menggunakan metode *least square estimator*. Namun sebelumnya diperlukan identifikasi struktur dalam langkah ini. Tujuannya agar dapat menerapkan pengetahuan tentang target sistem untuk dapat menentukan kelas yang paling cocok dari model yang dicari[JAN-97].

Jika parameter konsekuensi k dinotasikan seperti pada Persamaan (2-38).

$$k^t = [k_0^t, k_1^t, k_2^t, \dots, k_n^t]^T = \begin{bmatrix} k_0^t \\ k_1^t \\ k_2^t \\ \vdots \\ k_n^t \end{bmatrix}, \quad (2-38)$$

Maka TS inferensi untuk 1 sampai n data latih dapat ditulis seperti pada Persamaan (2-39).

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1 & U_1 & \dots & U_1 \\ U_2 & U_2 & \dots & U_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_n & U_n & \dots & U_n \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} k^1 \\ k^2 \\ \vdots \\ k^m \end{bmatrix} \quad (2-39)$$

Dimana dimensi untuk masing – masing matriks tersebut adalah $[Y] = N \times 1$, $[U] = N \times ((n+1).m)$, $[k] = ((n+1).m) \times 1$

Untuk menghitung koefisien k dapat digunakan metode *least square estimator* (dengan menggunakan *pseudo matrix*), sehingga persamaan TS inferensi menjadi seperti pada Persamaan (2-40).

$$[U]^T \bullet [U][k] = [U]^T \bullet [Y] \quad (2-40)$$

sehingga nilai dapat ditunjukkan seperti pada Persamaan (2-41).



$$[k] = \left([U]^T \bullet [U] \right)^{-1} \bullet [U]^T \bullet [Y] \quad (2-41)$$

$$[k] = \left[k'_0, k'_1, k'_2, \dots, k'_n \right]^T \quad (2-42)$$

Dimensi dari matriks parameter k adalah

$[k] = (m \cdot (n+1) \times N) \cdot (N \times 1) = (m \cdot (n+1)) \times 1$, dimana m adalah jumlah aturan, N adalah jumlah data latih dan n adalah jumlah fuzzy input[JAN-97].

2.8 Akurasi

Salah satu cara untuk mengetahui hasil penelitian adalah melihat akurasi. Akurasi merupakan kedekatan suatu angka atau hasil pengujian terhadap angka ataupun data sebenarnya (*true value* atau *reference value*) [NUG-06]. Dalam penelitian ini perhitungan akurasi akan melibatkan hasil penelitian dan data nyata yang didapatkan dari sumber, berikut persamaan untuk perhitungan akurasi:

$$\text{TingkatAkurasi} = \frac{\sum \text{dataUjiBenar}}{\sum \text{totalDataUji}} \quad (2-43)$$

$$\text{Akurasi}(\%) = \frac{\sum \text{dataUjiBenar}}{\sum \text{totalDataUji}} \times 100\% \quad (2-44)$$

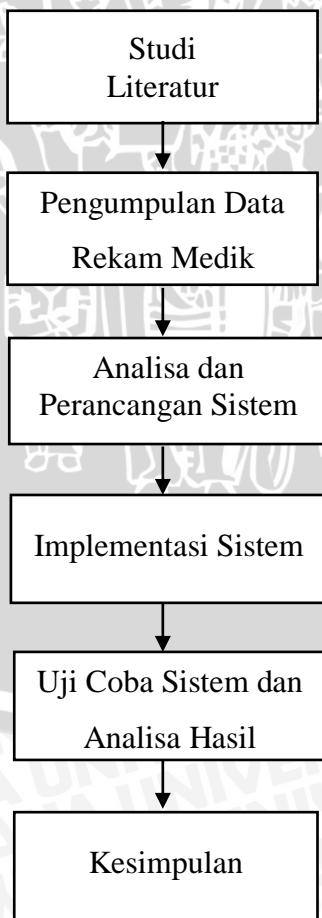


BAB III

METODOLOGI DAN PERANCANGAN SISTEM

Dalam bab ini membahas mengenai langkah – langkah penggerjaan penelitian untuk mendapatkan hasil inferensi *fuzzy* model sugeno orde-satu pada deteksi dini risiko terkena penyakit stroke yang aturannya dibangkitkan menggunakan algoritma *subtractive clustering*. Penggerjaan penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, diantaranya mempelajari literatur yang berkaitan dengan penggerjaan penelitian, mengumpulkan data rekam medik, menganalisa dan melakukan perancangan sistem, mengimplementasikan sistem, melakukan pengujian dan analisa hasil, serta pengambilan kesimpulan sebagai catatan hasil penelitian.

Adapun tahapan penelitian di atas dapat digambarkan dalam bentuk diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

3.1 Studi Literatur

Dalam penggerjaan penelitian ini dibutuhkan studi literatur untuk mempelajari dasar teori terkait dengan penelitian yang akan dilakukan. Teori-teori tersebut dapat diperoleh dari berbagai sumber seperti buku, jurnal, *e-book*, penelitian sebelumnya, internet, dan sumber pustaka lain yang dapat dipertanggungjawabkan.

Teori yang dipelajari terkait dengan penelitian ini diantaranya adalah penyakit stroke, *fuzzy inference system*, *subtractive clustering*, dan pembangkitan aturan *fuzzy*.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rekam medik pasien penderita penyakit stroke. Data tersebut diperoleh dari penelitian sebelumnya oleh Ahmad Fashel S. yang diambil dari rumah sakit XYZ. Atribut data dalam penelitian ini terdiri dari tekanan darah, kadar gula, kolesterol total, *low density lipoprotein* (LDL), usia, jenis kelamin, asam urat, *blood urea nitrogen* (BUN), kreatinin, dan status risiko.

Jumlah data yang digunakan dalam penelitian adalah 109 data latih dan 30 data uji, dimana data latih dan data uji adalah data yang berbeda. Data latih digunakan untuk bahan pembelajaran bagi algoritma *clustering* dalam membangkitkan aturan *fuzzy*. Sedangkan data uji merupakan data yang akan diujicoba pada sistem untuk mengetahui tingkat akurasi dari hasil penelitian.

3.3 Analisa dan Perancangan Sistem

3.3.1 Deskripsi Umum Sistem

Sistem yang dikembangkan merupakan implementasi dari inferensi *fuzzy* model sugeno orde-satu untuk menganalisa tingkat risiko terkena penyakit stroke. Aturan yang semula berasal dari pakar, pada penelitian ini akan dibangkitkan dengan teknik *clustering* menggunakan metode *subtractive clustering* sebagai media pembelajaran terhadap data latih. *Output* dari sistem ini merupakan status risiko terkena serangan stroke, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Apabila nilai status risiko yang dihasilkan sistem mendekati bahkan bernilai 100, maka risiko pasien tersebut terkena stroke semakin tinggi.

Adapun proses dalam sistem ini adalah sebagai berikut :

1. Pengklasteran data latih

Tujuan dari pengklasteran adalah sebagai media pembelajaran pengganti pakar untuk membangkitkan aturan *fuzzy*. Pada proses ini dilakukan pengklasteran terhadap data latih menggunakan algoritma *subtractive clustering* dengan beberapa parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil dari proses ini adalah pusat *cluster* dan sigma yang akan digunakan pada proses ekstraksi aturan *fuzzy*. Inisialisasi awal dari parameter yang difunakan pada proses ini akan menentukan jumlah *cluster*. Oleh karena itu uji coba akan dilakukan beberapa kali terhadap inisialisasi awal parameter pada algoritma *subtractive clustering* untuk melihat perubahan hasil *cluster*. Inisialisasi yang berbeda pada tiap parameter akan menghasilkan jumlah *cluster* yang berbeda pula. Oleh karena itu perlu dilakukan perhitungan nilai varian sebagai proses analisa *cluster* dimana nilai yang terkecil akan digunakan untuk pembangkitan aturan *fuzzy*.

2. Ekstraksi aturan *fuzzy*

Pusat *cluster* dan sigma dari hasil *clustering* akan digunakan pada proses ini untuk mendapatkan nilai derajat keanggotaan dari data latih. Nantinya jumlah aturan sama dengan jumlah *cluster* yang terbentuk. Derajat keanggotaan dan matriks U akan digunakan untuk mencari koefisien *output* menggunakan metode kuadrat terkecil yaitu LSE (*least square estimator*). Aturan yang terbentuk diterapkan pada *fuzzy inference system* model Sugeno orde-satu.

3. Uji keakuratan data uji terhadap data latih

Pada proses ini akan dicari tingkat akurasi sistem dengan membandingkan hasil sistem terhadap data uji dan data latih menggunakan beberapa aturan yang terpilih sebelumnya.

3.3.2 Perancangan Sistem

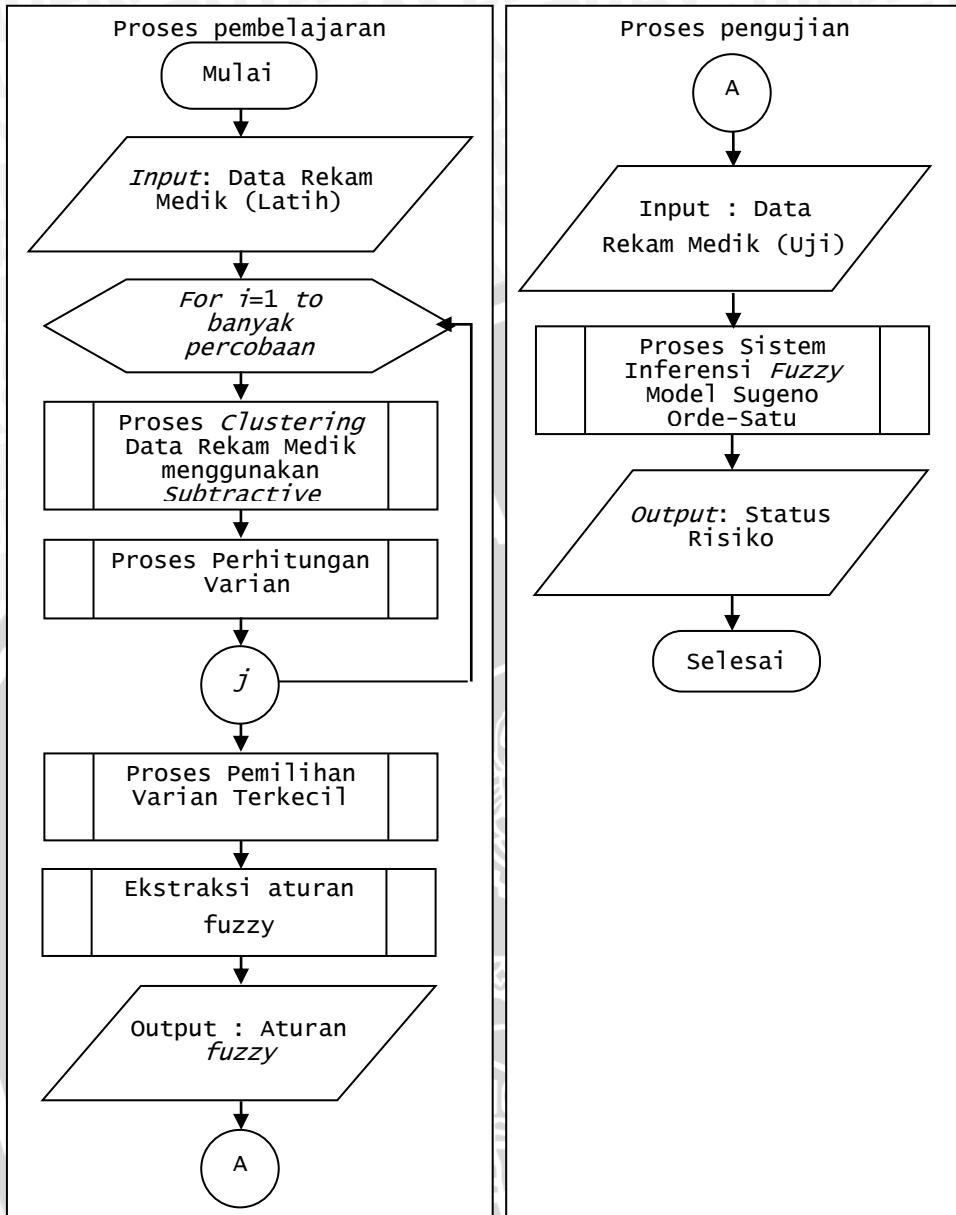
Pada perancangan sistem proses terbagi menjadi dua bagian, yaitu proses pembelajaran atau pembentukan aturan *fuzzy* dan proses pengujian. Berikut tahapan pada perancangan sistem ini :

1. Masukkan data rekam medik yang digunakan sebagai data latih

2. Proses pembelajaran dari data rekam medik sebagai upaya menggantikan pakar untuk membangkitkan aturan *fuzzy* dengan menggunakan metode *subtractive clustering*. Jumlah *cluster* tidak diinisialisasi diawal, namun terbentuk dengan sendirinya berdasarkan densitas dari tiap – tiap titik data dan parameter awal yang ditentukan diawal proses. Inisialisasi awal digunakan pada parameter jari – jari, *squash factor*, *accept ratio*, dan *reject ratio*. Hasil dari algoritma *subtractive clustering* adalah pusat *cluster* dan sigma yang nantinya digunakan untuk menghitung derajat keanggotaan menggunakan fungsi *gauss*. Proses *clustering* ini akan dilakukan beberapa kali dengan inisialisasi parameter awal yang berbeda untuk melihat perubahan hasil *clustering*.
3. Proses analisa varian adalah upaya untuk menganalisa hasil *cluster* yang terbentuk pada proses sebelumnya. Proses analisa *cluster* dengan melihat nilai varian digunakan untuk mengetahui berapa jumlah *cluster* yang tepat yang kemudian akan diterapkan pada proses selanjutnya.
4. Hasil *cluster* yang akan dipilih untuk digunakan pada proses selanjutnya merupakan hasil *cluster* dengan nilai varian terkecil.
5. Proses pembangkitan aturan *fuzzy* memanfaatkan jumlah *cluster* yang didapatkan pada proses sebelumnya dimana jumlah aturan yang terbentuk sama dengan jumlah *cluster*.
6. Tahap selanjutnya adalah proses pengujian, dimana pada proses ini akan diinputkan data rekam medik (data uji) untuk dicari status risikonya.
7. Proses penentuan status risiko dilakukan dengan sistem inferensi *fuzzy* model sugeno orde-satu. Aturan yang digunakan berasal dari pembangkitan aturan *fuzzy* pada proses sebelumnya. *Output* dari sistem inferensi *fuzzy* merupakan nilai *crisp* dari status risiko pasien.

Secara keseluruhan tahap pengembangan sistem digambarkan dalam bagan alir pada Gambar 3.2.

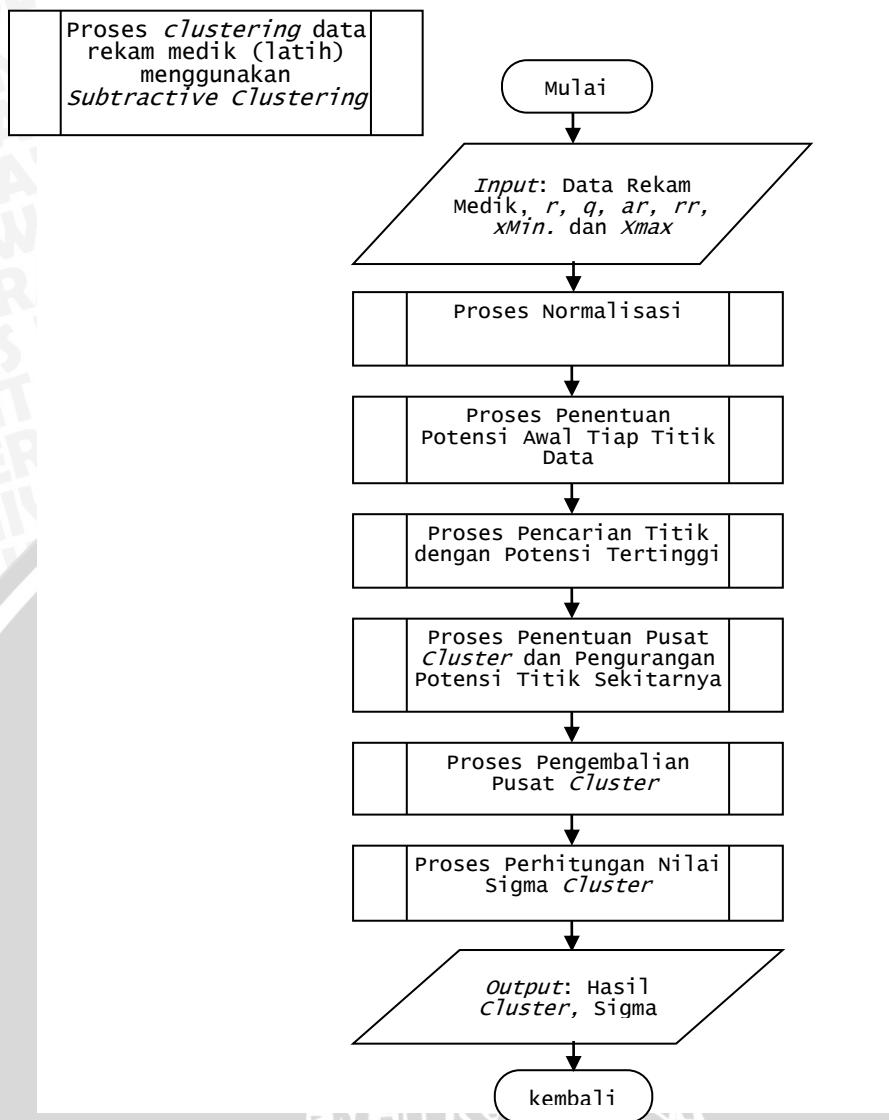




Gambar 3.2 Gambaran umum perancangan sistem

3.3.2.1 Proses Clustering dengan Subtractive Clustering

Proses ini bertujuan untuk pembelajaran terhadap data latih untuk membangkitkan aturan *fuzzy* menggunakan algoritma *subtractive clustering*. Langkah-langkah dari algoritma *subtractive clustering* digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.3. Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut :



Gambar 3.3 Bagan alir proses *clustering*

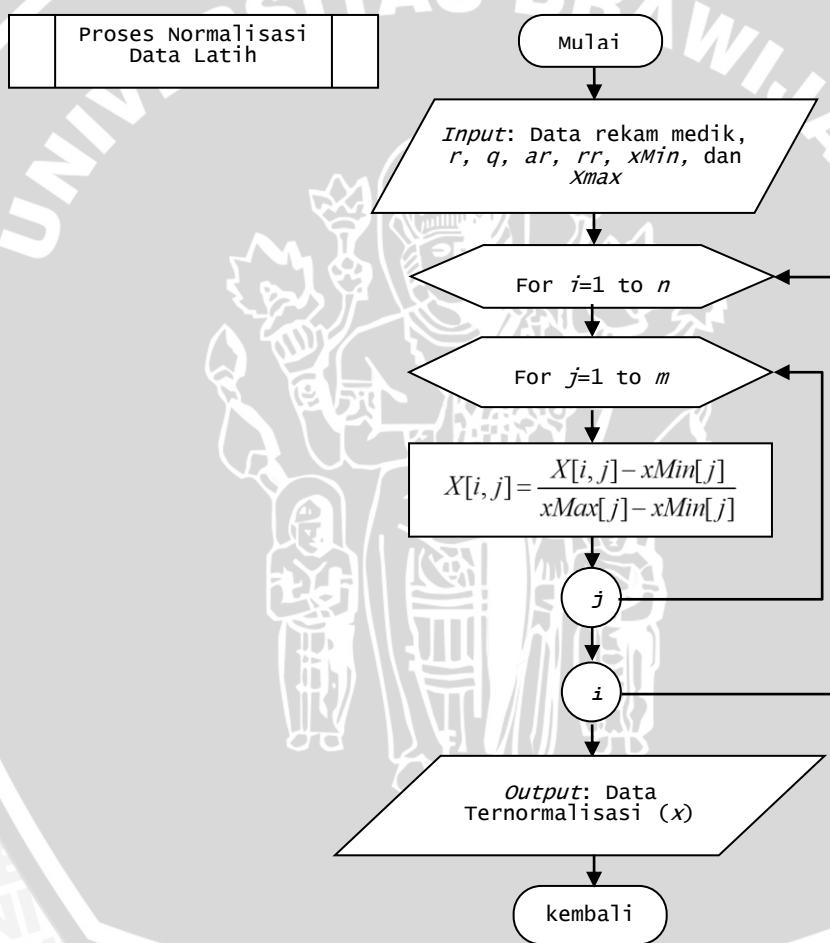
Penjelasan langkah-langkah dari proses *subtractive clustering* pada bagan alir di atas adalah sebagai berikut :

1. Masukkan data rekam medik yang digunakan sebagai data latih.
2. Menentukan nilai awal dari variable jari-jari setiap atribut data (r), nilai *squash factor* (q), nilai *accept ratio* (ar), nilai *reject ratio* (rr), nilai minimum setiap parameter data (*xMin*), dan nilai maksimum setiap parameter data (*xMax*).
3. Melakukan normalisasi terhadap data latih.
4. Menentukan potensi awal tiap titik data.
5. Mencari titik dengan potensi tertinggi.

6. Menentukan pusat cluster dan mengurangi potensinya terhadap titik-titik data disekitarnya.
7. Mengembalikan pusat cluster atau denormalisasi.
8. Menghitung nilai sigma cluster.
9. Proses pelatihan berhenti, hasil keluaran berupa pusat cluster dan sigma.

1) Proses Normalisasi

Proses ini dilakukan untuk menormalkan bentuk data untuk proses selanjutnya. Langkah-langkah dari normalisasi data digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Bagan alir proses normalisasi

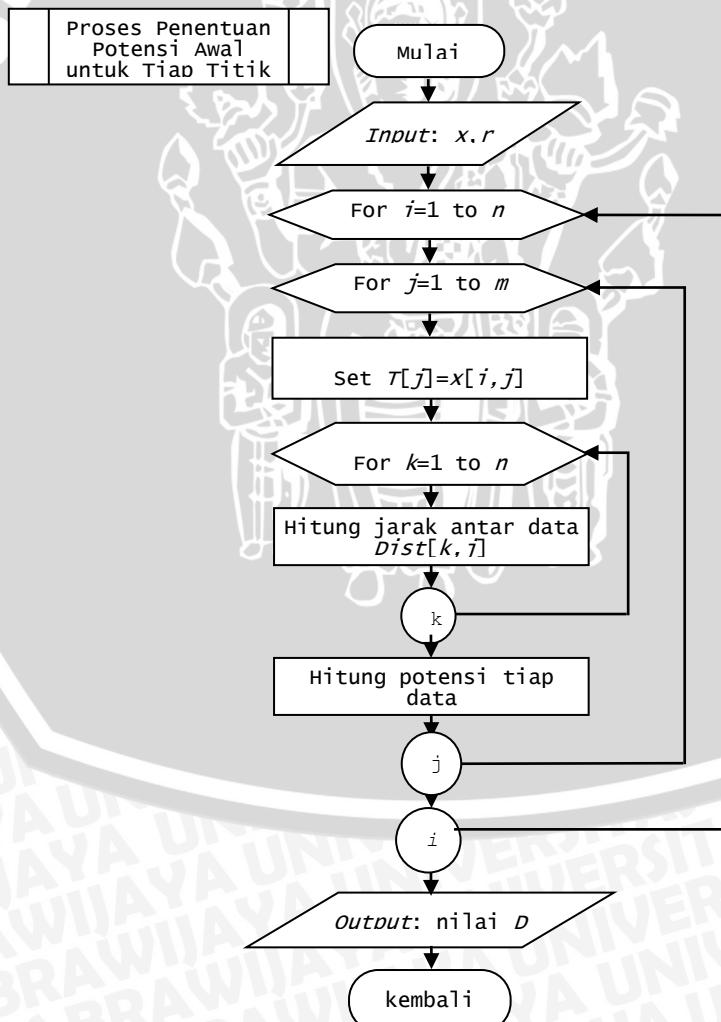
Penjelasan langkah-langkah pada proses normalisasi adalah sebagai berikut :

1. Memasukkan data latih (X) yang akan dinormalisasi, nilai $xMin$, dan $xMax$.

2. Inisialisasi awal untuk variabel m sebagai jumlah atribut data latih dan variabel n sebagai jumlah data latih yang menjadi masukan pada proses sebelumnya.
3. Iterasi dari $i = 1$ sampai n , dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi dari $j = 1$ sampai m , dilakukan proses perhitungan nilai X_{ij} dengan Persamaan (2-11).
4. Hasil dari proses ini adalah data ternormalisasi (x).

2) Proses Penentuan Potensi Awal untuk Tiap Titik Data

Proses penentuan potensi awal dilakukan terhadap masing - masing data ternormalisasi. Tujuan dari proses ini adalah menilai titik data untuk menjadi kandidat pusat *cluster*. Langkah-langkah dari proses penentuan potensi awal untuk tiap titik data digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.5.



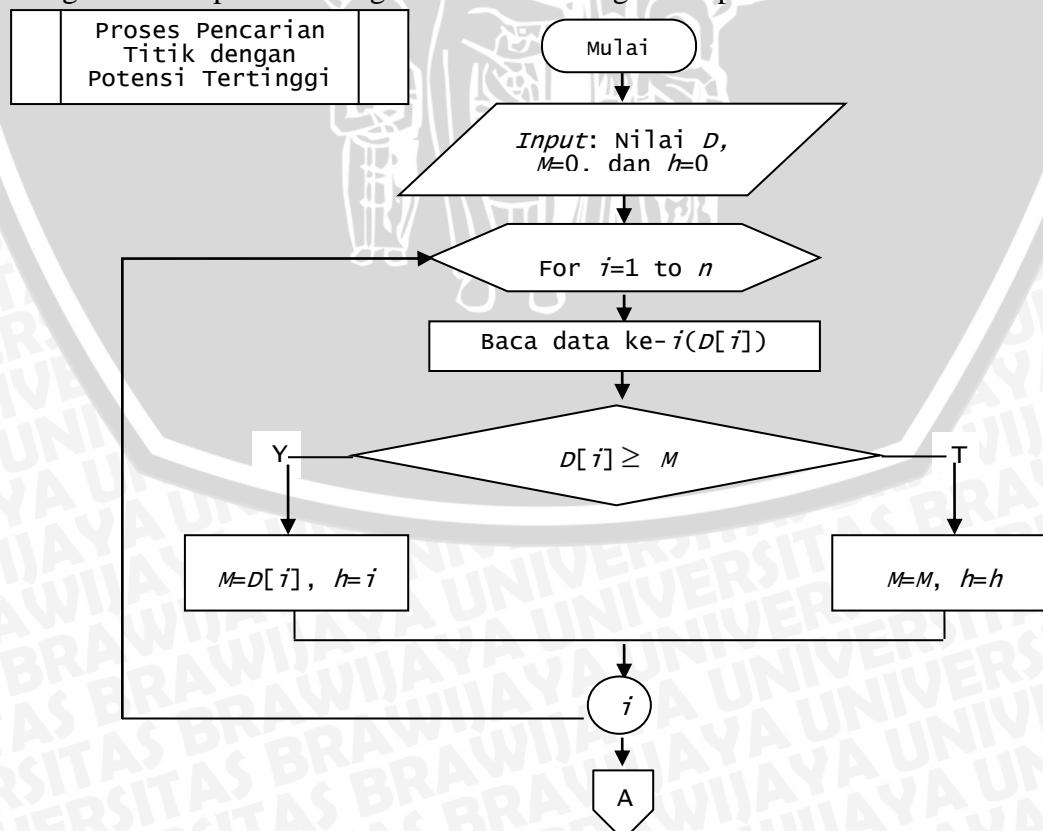
Gambar 3.5 Alur proses penentuan potensi awal tiap titik data

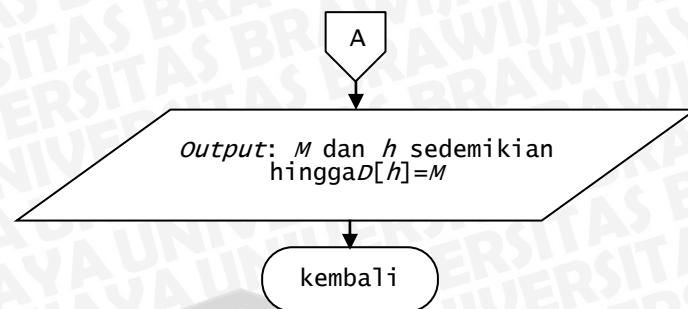
Penjelasan langkah-langkah pada proses penentuan potensi awal tiap titik data adalah sebagai berikut :

1. Data yang diolah pada proses ini adalah data yang sudah ternormalisasi (x) pada proses sebelumnya dan masukan untuk nilai jari – jari (r).
2. Inisialisasi awal untuk variabel m sebagai jumlah atribut data latih dan variabel n sebagai jumlah data latih.
3. Iterasi dari $i = 1$ sampai n , dilakukan langkah berikut :
 - a. Iterasi dari $j = 1$ sampai m , dilakukan langkah berikut:
 - i. Nilai T_j diset sama dengan X_{ij} seperti pada Persamaan (2-12).
 - ii. Iterasi dari $k=1$ sampai n , dilakukan langkah berikut:
 - Menghitung jarak antar data dengan Persamaan (2-13).
 - iii. Menghitung potensi tiap titik data dengan Persamaan (2-15).
4. Hasil akhir pada proses ini berupa nilai data D yang merupakan potensi tiap titik data.

3) Proses Pencarian Titik Data dengan Potensi Tertinggi

Proses pencarian titik data dengan potensi tertinggi adalah proses pencarian nilai tertinggi dari data untuk menjadi pusat *cluster*. Langkah-langkah untuk proses ini digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.6.





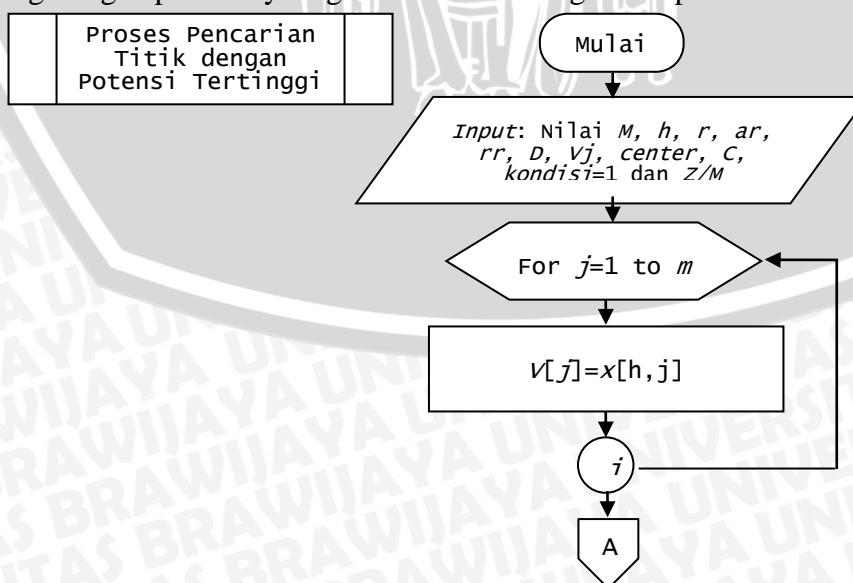
Gambar 3.6 Alur proses penentuan titik dengan potensi tertinggi

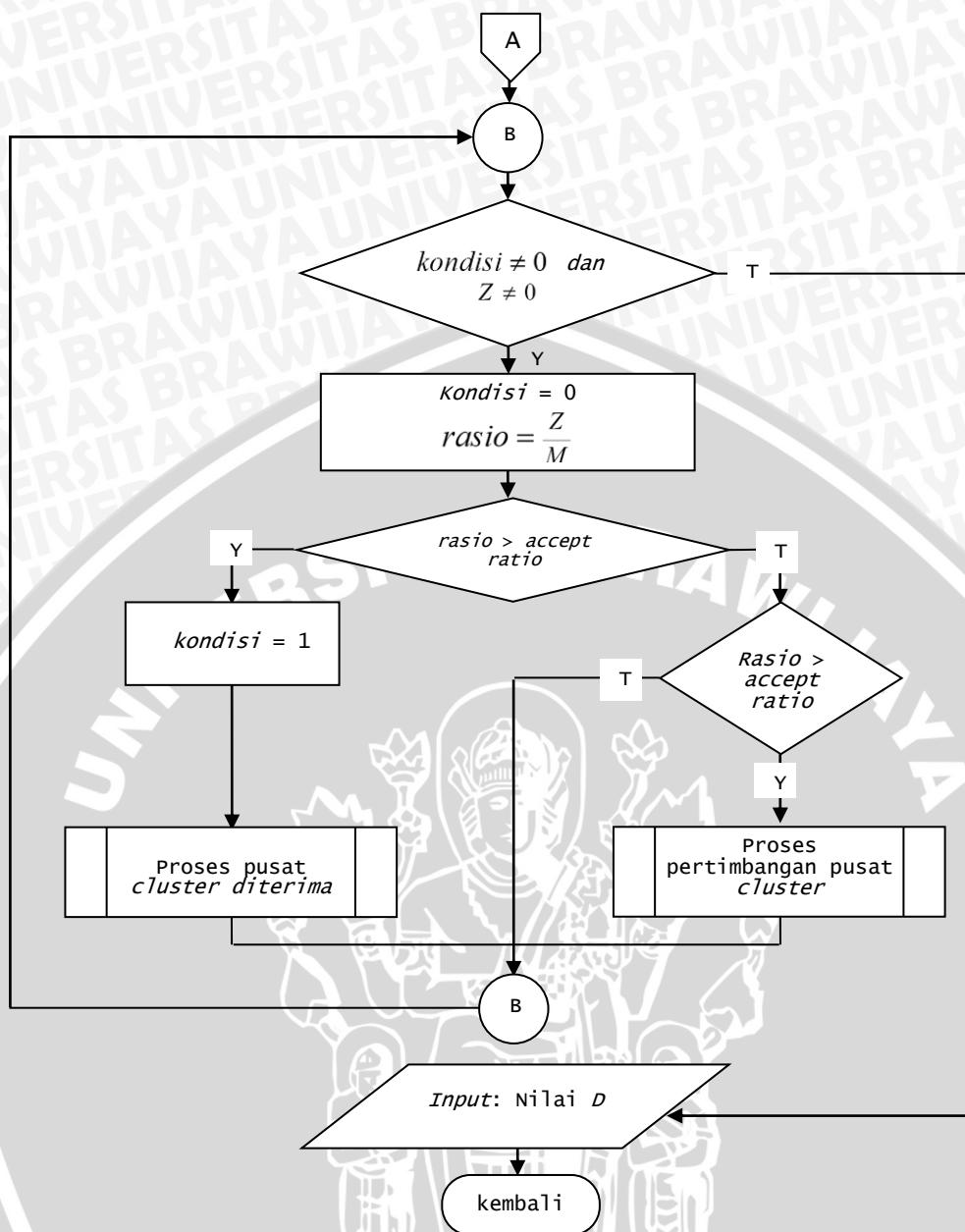
Penjelasan langkah-langkah pada proses pencarian titik data dengan potensi tertinggi adalah sebagai berikut :

1. Menyiapkan nilai data D sebagai nilai potensi awal tiap titik data.
2. Inisialisasi awal untuk variabel n sebagai jumlah data D , $M=0$, dan $h=0$. Dimana M adalah nilai data tertinggi dan h untuk indeks data tertinggi.
3. Iterasi $i=1$ sampai n , dilakukan langkah berikut:
 - a. Lakukan pengecekan: jika $D[i] \geq M$, sehingga $M=D[i]$ dan $h=i$.
 - b. Lakukan pengecekan: jika $D[i] < M$, sehingga $M=M$ dan $h=h$.
4. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai M sebagai nilai data dengan potensi tertinggi dan h adalah indeks posisi data tertinggi.

4) Proses Penentuan Pusat *Cluster* dan Pengurangan Potensinya

Pada proses penentuan pusat *cluster* dan pengurangan potensinya merupakan proses untuk memilih titik data manakah yang akan dipilih sebagai pusat *cluster*. Langkah-langkah penentuan pusat *cluster* dan pengurangan potensinya digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.7.





Gambar 3.7 Bagan alir proses penentuan pusat cluster dan pengurangan potensinya

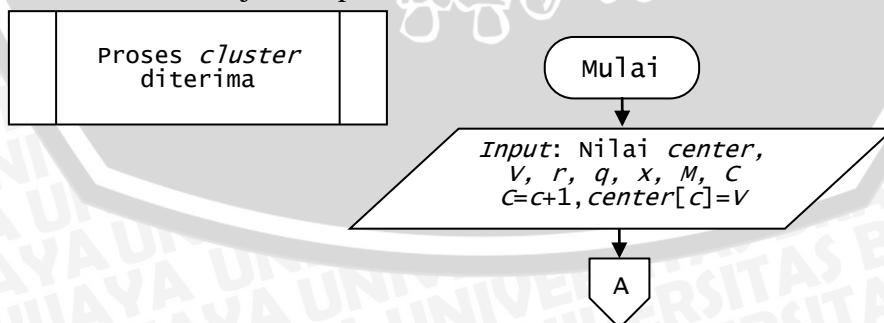
Penjelasan langkah-langkah pada proses penentuan pusat cluster dan pengurangan potensinya adalah sebagai berikut :

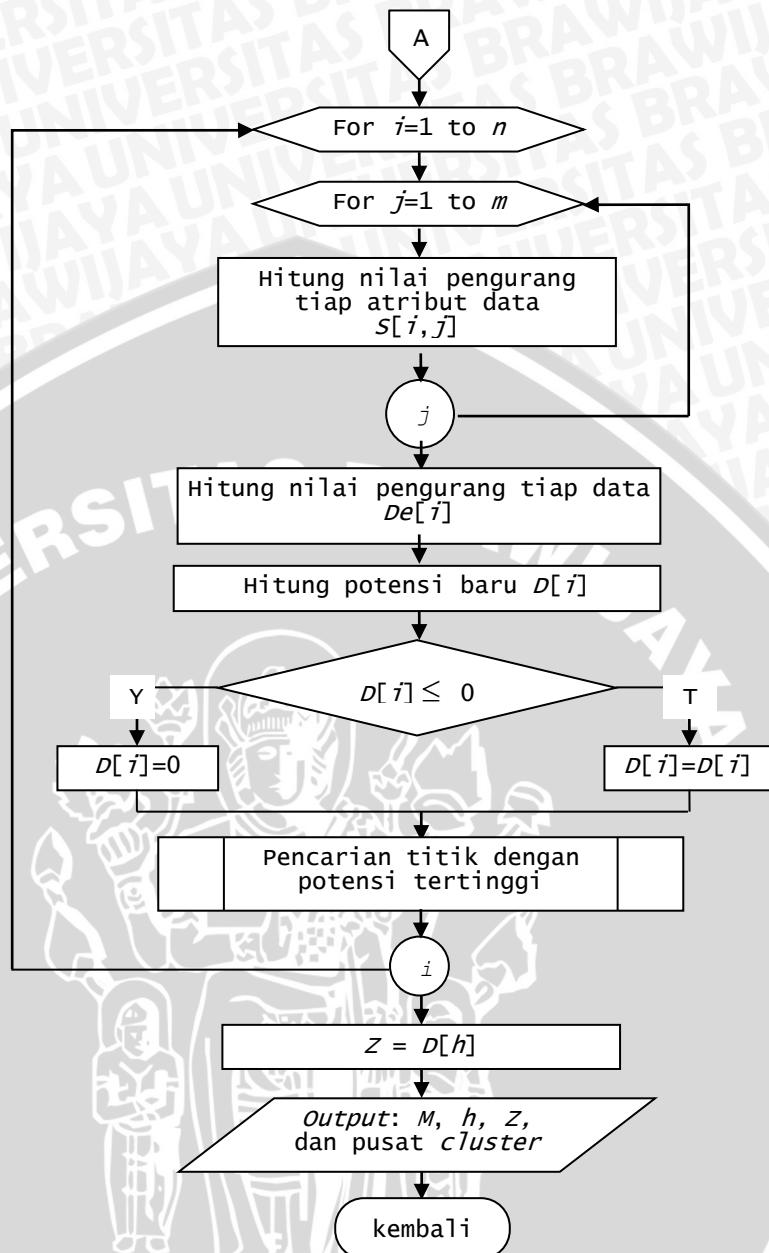
1. Masukan untuk proses ini adalah nilai M sebagai data ternormalisasi dengan potensi awal tertinggi, h sebagai indeks posisi dari data ternormalisasi dengan potensi awal tertinggi, nilai jari – jari (r), q sebagai *squash factor*, *accept ratio* (*ar*), *reject ratio* (*rr*), dan nilai D sebagai data ternormalisasi.

2. Inisialisasi V_j yang merupakan nilai potensi awal tertinggi pada data ternormalisasi sehingga $V_j=xhj$, $center$ sebagai pusat *cluster*, C jumlah *cluster*, $kondisi=1$, dan Z yang merupakan potensi titik yang diacu sebagai pusat *cluster* bernilai sama dengan M .
3. Kondisi merupakan suatu keadaan yang bisa terjadi dalam suatu iterasi. Selama $kondisi \neq 0$ dan $Z \neq 0$, maka kerjakan proses berikut:
 - a. $kondisi = 0$, sudah tidak ada lagi calon pusat *cluster* yang baru.
 - b. $rasio = \frac{Z}{M}$
 - c. Lakukan pengecekan: jika $ratio > accept ratio(ar)$, maka kondisi = 1. Hal ini menandakan ada calon pusat baru. Alur proses pusat *cluster* diterima ditunjukkan seperti pada Gambar 3.8.
 - d. Lakukan pengecekan: jika $ratio > reject ratio(rr)$, maka calon pusat *cluster* baru akan diterima sebagai pusat *cluster* jika keberadaannya akan memberikan keseimbangan terhadap data – data yang letaknya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah ada. Alur proses pertimbangan untuk calon pusat *cluster* ditunjukkan seperti pada Gambar 3.9.
4. Hasil akhir dari proses ini adalah hasil *cluster* yang berupa jumlah *cluster* yang terbentuk dan pusat *cluster* yang terpilih (*medoid*).

5) Proses *Cluster* Diterima

Pada proses *cluster* diterima merupakan proses diterimanya suatu titik data untuk menjadi pusat *cluster* berdasarkan suatu kondisi. Alur proses *cluster* diterima ditunjukkan pada Gambar 3.8.





Gambar 3.8 Bagan alir proses *cluster* diterima

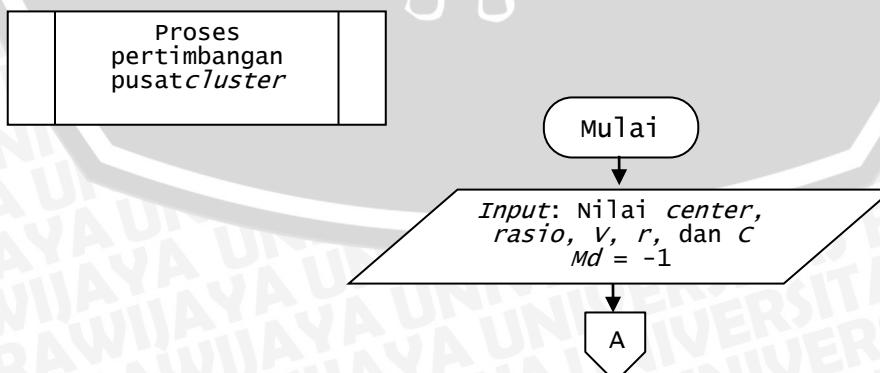
Penjelasan untuk bagan alir pada Gambar 3.8 adalah sebagai berikut :

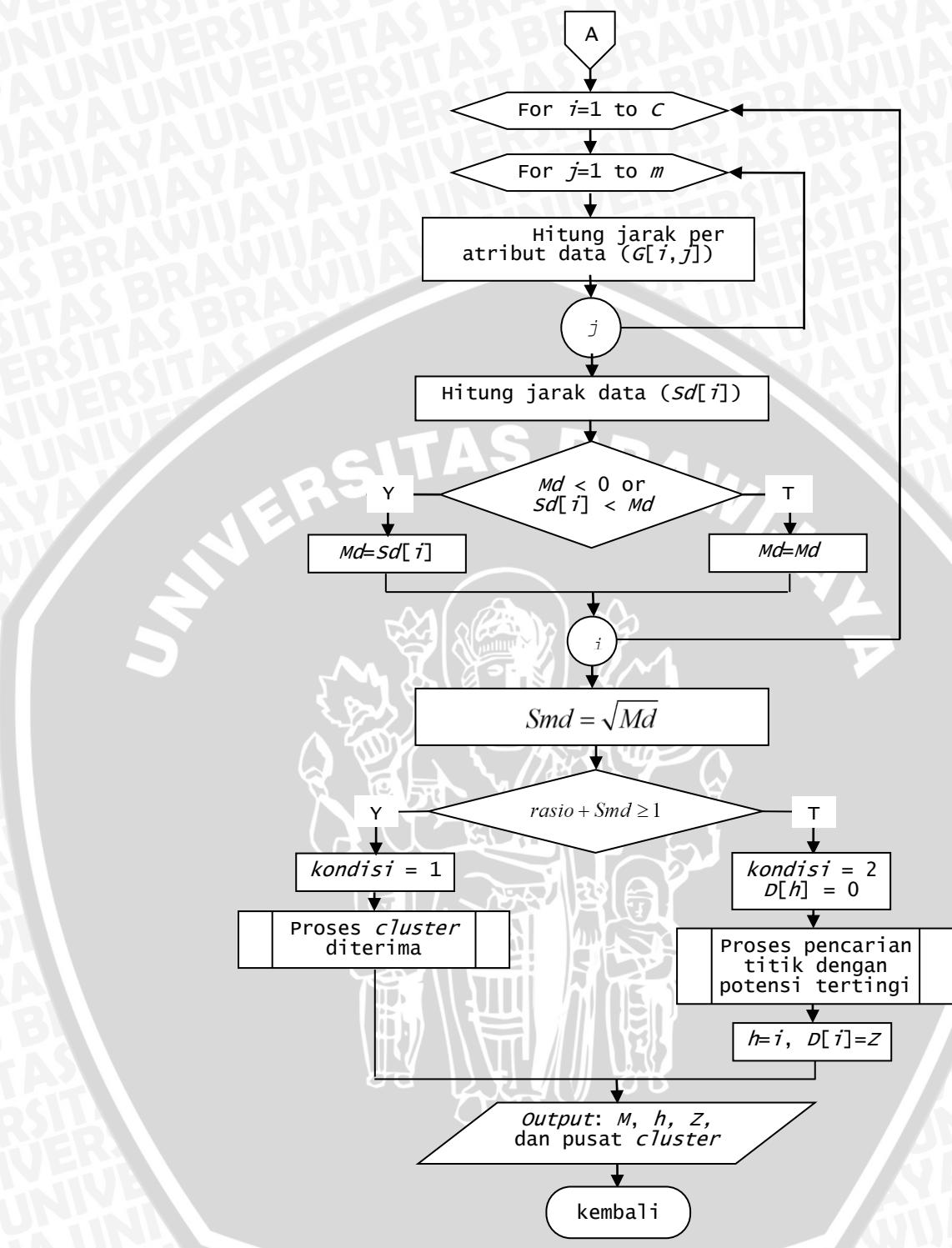
1. Menyiapkan data untuk proses ini, diantaranya adalah *center* yang merupakan nilai dari pusat *cluster* yang telah terbentuk, *V* merupakan nilai normalisasi pada data dengan potensi tertinggi, jumlah *cluster* (*C*), jari – jari (*r*), data ternormalisasi (*x*), *squash factor* (*q*), dan *M* sebagai nilai potensi data tertinggi.
2. Inisialisasi $center[C] = V$.

3. Kerjakan $C = C + 1$.
4. Mengurangi potensi dari titik – titik di dekat pusat *cluster*, dengan langkah sebagai berikut:
 - a. Menghitung nilai pengurang tiap atribut data (S_{ij}) dengan menggunakan Persamaan (2-19).
 - b. Mencari pengurang potensi lama setiap titik data dengan menggunakan Persamaan (2-20).
 - c. Mengurangi potensi lama titik data dengan potensi baru titik data menggunakan Persamaan (2-21).
 - d. Melakukan pengecekan: jika potensi data ke- i (D_i) ≤ 0 , maka $D_i=0$.
 - e. Nilai Z diset menjadi nilai tertinggi pada D_i , dimana $i = 1,2,3,\dots,n$.
 - f. Pilih $h = i$, sedemikian hingga $D_i = Z$.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai M , h , Z , dan pusat *cluster*.

6) Proses Pertimbangan Pusat *Cluster*

Pada proses ini akan dilakukan langkah – langkah dalam mempertimbangkan bagaimana calon pusat *cluster* dapat diterima sebagai pusat *cluster* atau tidak. Calon pusat *cluster* baru akan diterima jika keberadaannya mampu memberikan keseimbangan terhadap data – data yang letaknya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah ada. Parameter yang dapat dijadikan acuan untuk dapat menilai apakah sebuah calon pusat *cluster* dikatakan cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah ada adalah ketika nilai variabel $S_{md} + rasio \geq 1$. Untuk lebih jelas, bagan alir proses pertimbangan *cluster* digambarkan pada Gambar 3.9.





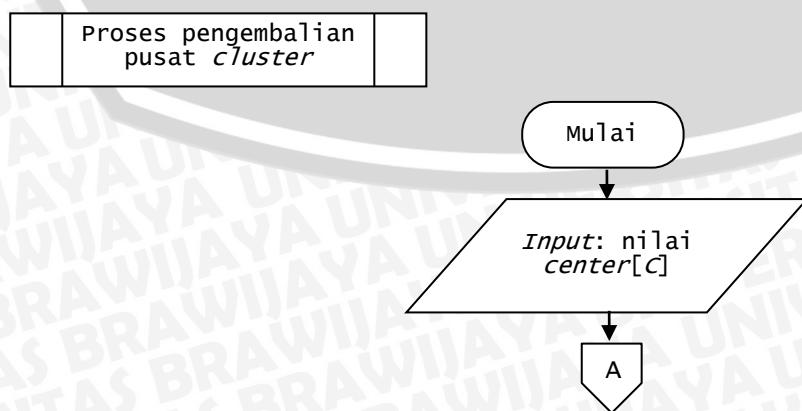
Gambar 3.9 Bagan alir proses pertimbangan pusat cluster

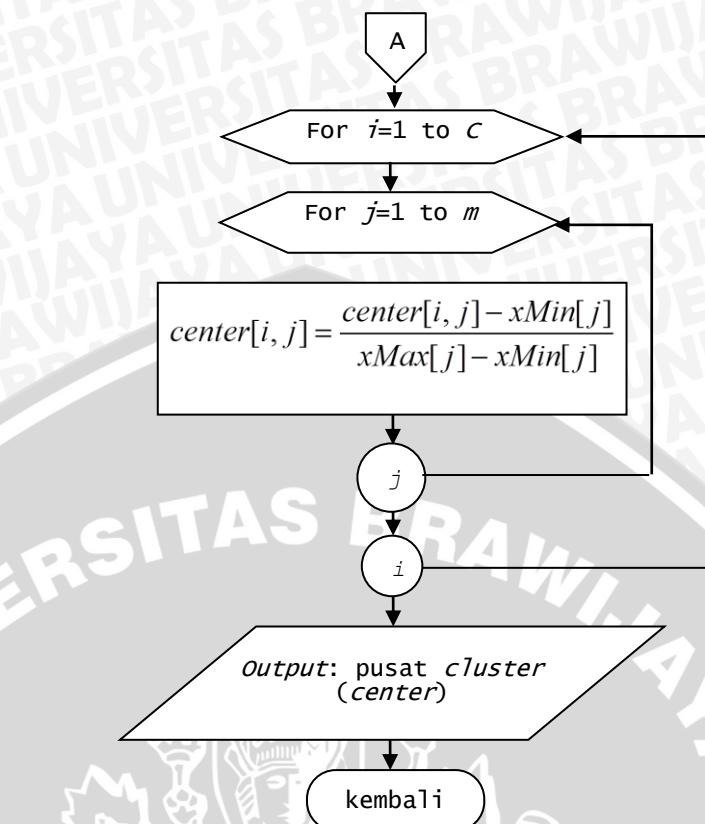
Penjelasan langkah demi langkah pada proses pertimbangan pusat *cluster* adalah sebagai berikut:

1. Menyiapkan variabel – variabel yang dibutuhkan pada proses ini, diantaranya adalah *center*, calon pusat *cluster* (V), jari – jari (r), jumlah *cluster* (C), dan *ratio*.
2. Inisialisasi awal untuk nilai $Md = -1$.
3. Iterasi $i=1$ sampai C , dilakukan langkah berikut:
4. Menghitung nilai Smd sebagai jarak terdekat dengan pusat *cluster* sebelumnya dengan Persamaan (2-18).
5. Lakukan pengecekan: jika $(ratio + Smd) \geq 1$, maka *kondisi* = 1 yang artinya data diterima sebagai pusat *cluster*. Proses *cluster* diterima dapat dilihat pada Gambar 3.8.
6. Lakukan pengecekan: jika $(ratio + Smd) < 1$, maka *kondisi* = 2 yang menandakan bahwa data tidak akan dipertimbangkan kembali sebagai pusat *cluster*.
7. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai M , h , dan pusat *cluster* baru (*center*)

7) Proses Pengembalian Pusat *Cluster*

Proses pengembalian pusat *cluster* adalah proses dimana nilai dari pusat *cluster* dalam bentuk ternormalisasi dikembalikan ke bentuk semula sebelum dilakukan proses normalisasi. Jadi nantinya pusat *cluster* yang dihasilkan merupakan nilai sesungguhnya dari titik data yang menjadi pusat *cluster*. Bagan alir pengembalian pusat *cluster* digambarkan pada Gambar 3.10.





Gambar 3.10 Alur proses pengembalian pusat *cluster*

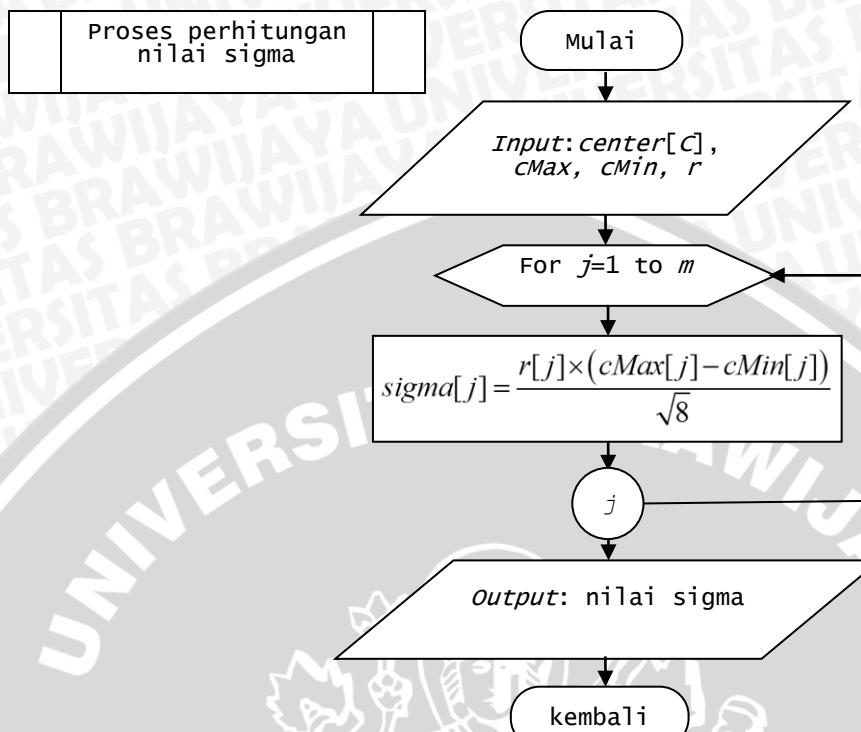
Penjelasan untuk tiap langkah pada proses pengembalian pusat *cluster* dijelaskan sebagai berikut :

1. Menyiapkan nilai *center* sebagai kumpulan dari pusat *cluster* yang akan didenormalisasi, nilai *xMin*, dan *xMax*.
2. Inisialisasi awal untuk variabel *m* sebagai jumlah atribut pusat *cluster* dan variabel *C* sebagai jumlah *cluster*.
3. Iterasi dari *i* = 1 sampai *C*, dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi dari *j* = 1 sampai *m*, dilakukan proses perhitungan nilai *center_{ij}* dengan Persamaan (2-22).
4. Hasil dari proses ini adalah pusat *cluster* (*cluster*) dalam bentuk data semula.

8) Proses Perhitungan Nilai Sigma

Proses perhitungan nilai sigma merupakan proses untuk mendapatkan nilai sigma pada masing – masing atribut pusat *cluster*. Nilai sigma dan pusat *cluster* nantinya akan digunakan untuk mencari nilai derajat keanggotaan

masing – masing titik data. Bagan alir proses perhitungan nilai sigma digambarkan pada Gambar 3.11.



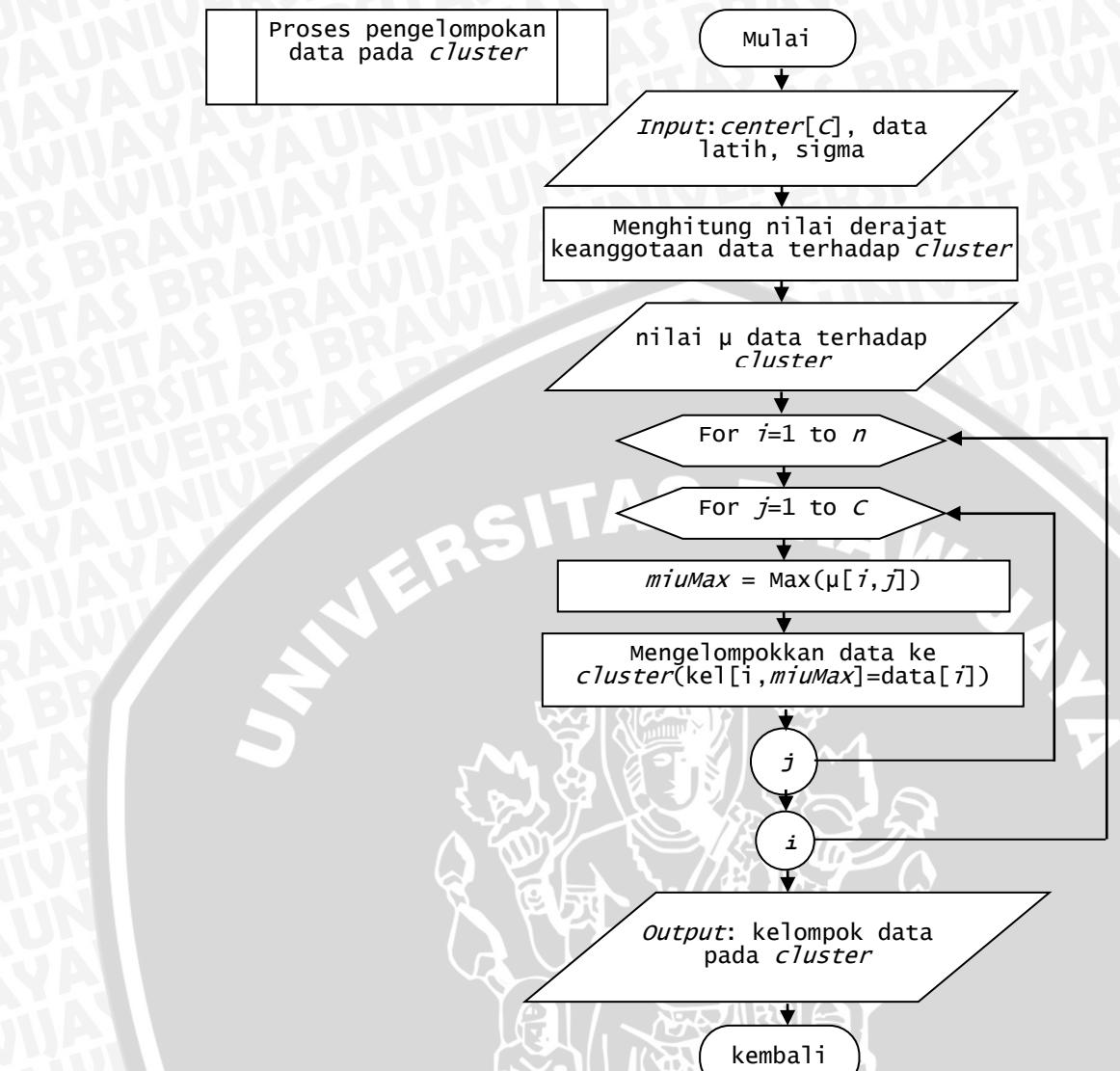
Gambar 3.11 Alur proses perhitungan nilai sigma

Penjelasan untuk tiap langkah pada proses perhitungan nilai sigma adalah sebagai berikut:

1. Nilai masukan pada proses ini diantaranya adalah nilai terbesar (*cMax*) dan terkecil (*cMin*) pada masing – masing atribut pusat *cluster*, nilai *center* sebagai pusat *cluster*, dan nilai jari – jari (*r*).
2. Iterasi dari $j = 1$ sampai m , dilakukan langkah berikut:
 - a. Dilakukan perhitungan nilai sigma pada masing – masing atribut pusat *cluster* dengan menggunakan Persamaan (2-23).
3. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai sigma.

9) Pengelompokan Data pada *Cluster*

Proses pengelompokan data pada *cluster* merupakan proses untuk mengelompokkan data latih kedalam *cluster* yang terbentuk berdasarkan derajat keanggotaan masing – masing titik data terhadap pusat *cluster*. Alur proses pengelompokan data pada *cluster* ditunjukkan pada Gambar 3.12 dan dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 3.12 Alur proses pengelompokan data pada *cluster*

Penjelasan dari bagan alir diatas adalah sebagai berikut :

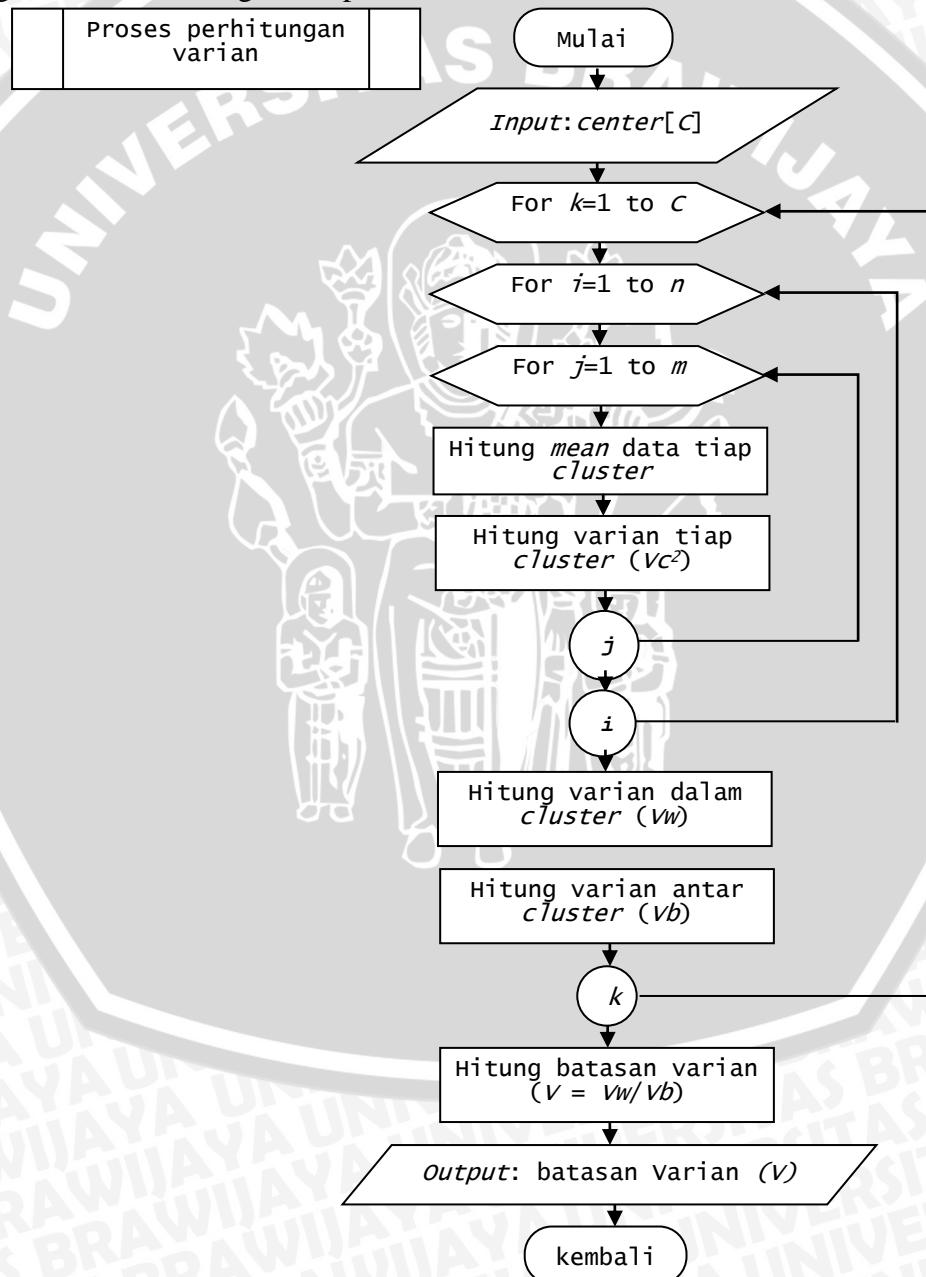
1. Masukan pada proses ini adalah nilai *center*, *sigma* dan data latih.
2. Menghitung derajat keanggotaan masing – masing titik data terhadap pusat *cluster* menggunakan fungsi *gauss*.
3. Iterasi dari $i = 1$ sampai n , dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi dari $j = 1$ sampai C , dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai derajat keanggotaan titik data terhadap *cluster* yang terbentuk. Setelah itu dicari nilai derajat keanggotaan tertinggi terletak pada *cluster* mana, sehingga dapat disimpulkan bahwa titik data menempati *cluster* dengan derajat keanggotaan tertinggi.



4. Hasil akhir dari proses ini adalah kelompok data yang masuk sesuai dengan *cluster*-nya masing – masing.

3.3.2.2 Proses Perhitungan Varian

Pada proses ini akan dihitung nilai varian pada tiap hasil *cluster* yang terbentuk sebagai langkah untuk menganalisa *cluster*. Analisa *cluster* digunakan untuk mengetahui hasil *cluster* yang ideal untuk proses pembangkitan aturan *fuzzy*. Langkah – langkah perhitungan varian digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.13.



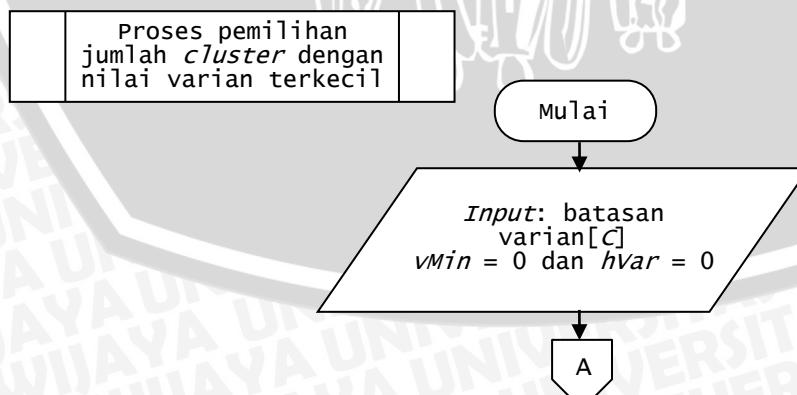
Gambar 3.13 Bagan alir proses perhitungan varian

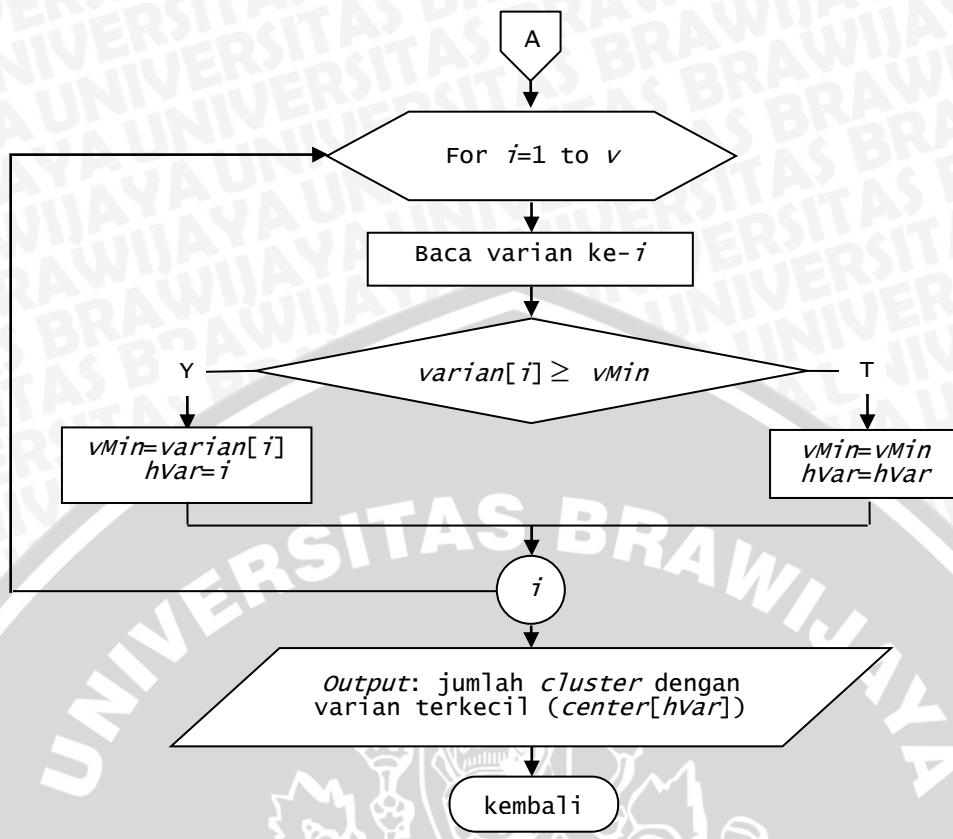
Berikut langkah – langkah perhitungan varian pada proses analisa *cluster*:

1. Mengelompokkan data latih berdasarkan hasil *cluster* yang terbentuk.
2. Menghitung nilai varian pada tiap *cluster* seperti pada Persamaan (2-24). Nilai dari varian ini akan digunakan untuk menghitung nilai *variance within cluster*.
3. Menghitung nilai *variance within cluster* seperti pada Persamaan (2-25) untuk mengetahui sebaran data dalam sebuah *cluster*.
4. Menghitung nilai *variance between cluster* seperti pada Persamaan (2-26) untuk mengetahui sebaran data antar *cluster*.
5. Menghitung batasan varian dengan Persamaan (2-27). Hasil dari perhitungan inilah yang nantinya dijadikan bahan pertimbangan untuk dapat menentukan jumlah *cluster* mana yang akan diambil untuk dijadikan bahan pada proses selanjutnya.

3.3.2.3 Proses Pemilihan Jumlah *Cluster* dengan Varian Terkecil

Proses pemilihan jumlah *cluster* dengan varian terkecil adalah proses untuk mendapatkan jumlah *cluster* yang dijadikan bahan pada proses pembangkitan aturan *fuzzy*. Berdasarkan literatur pada bab dua, *cluster* yang baik adalah *cluster* yang memiliki varian kecil. Hal ini dapat diasumsikan bahwa sebaran data pada *cluster* tidak memiliki variasi yang tinggi. Langkah – langkah pemilihan jumlah *cluster* dengan varian terkecil digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.14.





Gambar 3.14 Bagan alir proses pemilihan jumlah *cluster* dengan varian terkecil

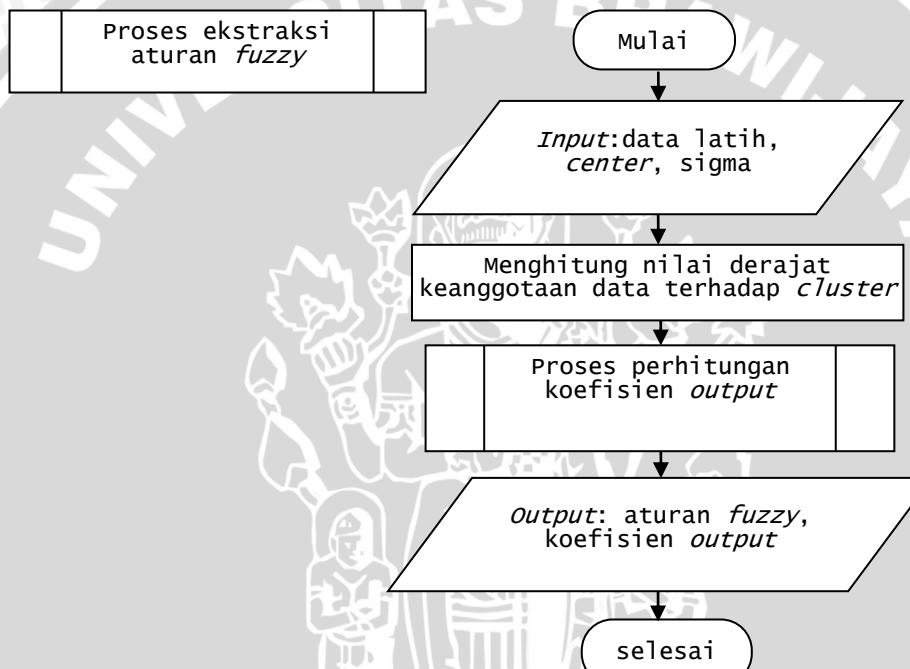
Penjelasan untuk pemilihan jumlah *cluster* dengan varian terkecil adalah sebagai berikut :

1. Masukan pada proses ini adalah nilai batasan varian (*varian*) dari C *cluster* (*center*) yang terbentuk dari beberapa inisialisasi awal yang berbeda pada algoritma *subtractive clustering*.
2. Inisialisasi awal untuk variabel v sebagai jumlah varian, $vMin = 0$ dimana $vMin$ adalah variabel untuk menampung nilai varian terkecil, dan nilai $hVar$ sebagai variabel untuk menampung indeks posisi pusat *cluster* yang nilai variannya terkecil.
3. Iterasi $i=1$ sampai v , dilakukan langkah berikut:
 - a. Lakukan pengecekan: jika $varian \geq vMin$, maka nilai $vMin = varian[i]$ dan nilai $hVar=i$.
 - b. Lakukan pengecekan: jika $varian[i] < vMin$, maka nilai $vMin = vMin$ dan nilai $hVar = hVar$.

- Hasil akhir dari proses ini adalah jumlah *cluster* yang memiliki nilai varian terkecil. *Cluster* dengan varian terkecil ditandai dengan pusat *cluster* (*center*[*hVar*]) memiliki varian terkecil, dimana *hVar* adalah indeks posisi dari pusat *cluster*.

3.3.2.4 Proses Ekstraksi Aturan Fuzzy dari *Cluster*

Proses ekstraksi aturan *fuzzy* merupakan proses untuk mengubah *cluster* yang telah terbentuk menjadi kumpulan aturan yang nantinya akan diterapkan pada siste inferensi *fuzzy* model sugeno orde-satu. Tahapan dari proses ini dapat dilihat pada penjelasan sebagai berikut:



Gambar 3.15 Alur proses ekstraksi aturan *fuzzy* dari *cluster*

Penjelasan dari proses ekstraksi aturan *fuzzy* ini adalah sebagai berikut:

- Menyiapkan data latih, sigma, dan hasil *cluster* (*center*).
- Menghitung nilai derajat keanggotaan data terhadap masing – masing *cluster* untuk mengetahui kelompok data pada suatu *cluster* dengan menggunakan Persamaan (2-29).
- Menghitung nilai koefisien *output*.
- Hasil akhir dari proses ini adalah aturan *fuzzy* dan koefisien *output*.

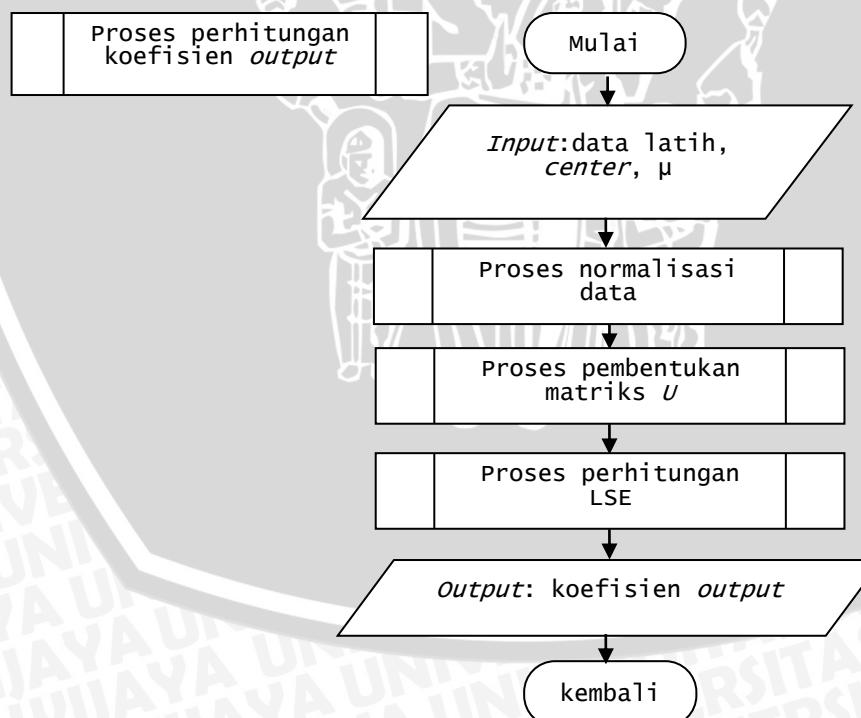
1) Proses Perhitungan Koefisien *Output*

Proses perhitungan koefisien *output* adalah proses untuk mendapatkan nilai koefisien *output* pada sistem inferensi *fuzzy*. Koefisien *output* adalah suatu konstanta yang mempengaruhi variabel dalam menentukan target *output* dari sistem inferensi *fuzzy*.

Langkah - langkah proses perhitungan koefisien *output* dijelaskan lebih rinci sebagai berikut:

1. Masukan dari proses ini terdiri dari data latih, pusat *cluster (center)*, dan derajat keanggotaan (μ).
2. Proses normalisasi data yang dijabarkan lebih rinci pada Gambar 3.17.
3. Pembentukan matriks U yang dijabarkan lebih rinci pada Gambar 3.18.
4. Proses perhitungan *LSE* yang dijabarkan pada Gambar 3.19.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah koefisien *output*.

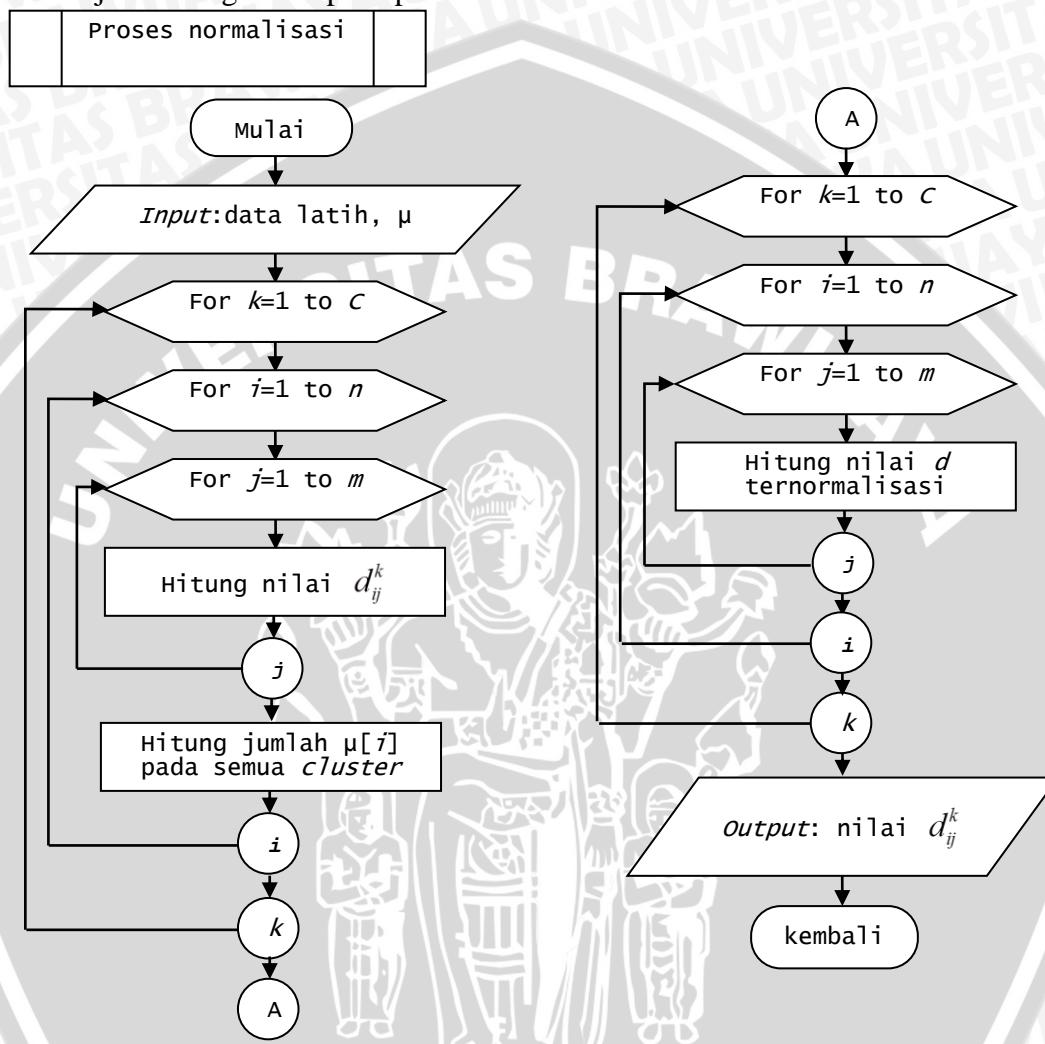
Tahapan dari proses perhitungan koefisien *output* secara umum ditunjukkan lewat bagan alir pada Gambar 3.16. Sedangkan untuk sub-proses pada proses ini dijelaskan pada sub-bab lainnya agar lebih mudah dimengerti.



Gambar 3.16 Alur proses perhitungan koefisien *output*

2) Proses Normalisasi Matriks U

Proses normalisasi adalah proses untuk mendapatkan nilai d_{ij}^k yang nantinya digunakan untuk pembentukan matriks U . Gambar 3.17 menunjukkan bagan alir pada proses normalisasi.



Gambar 3.17 Bagan alir proses normalisasi

Berikut penjelasan tahapan untuk proses normalisasi :

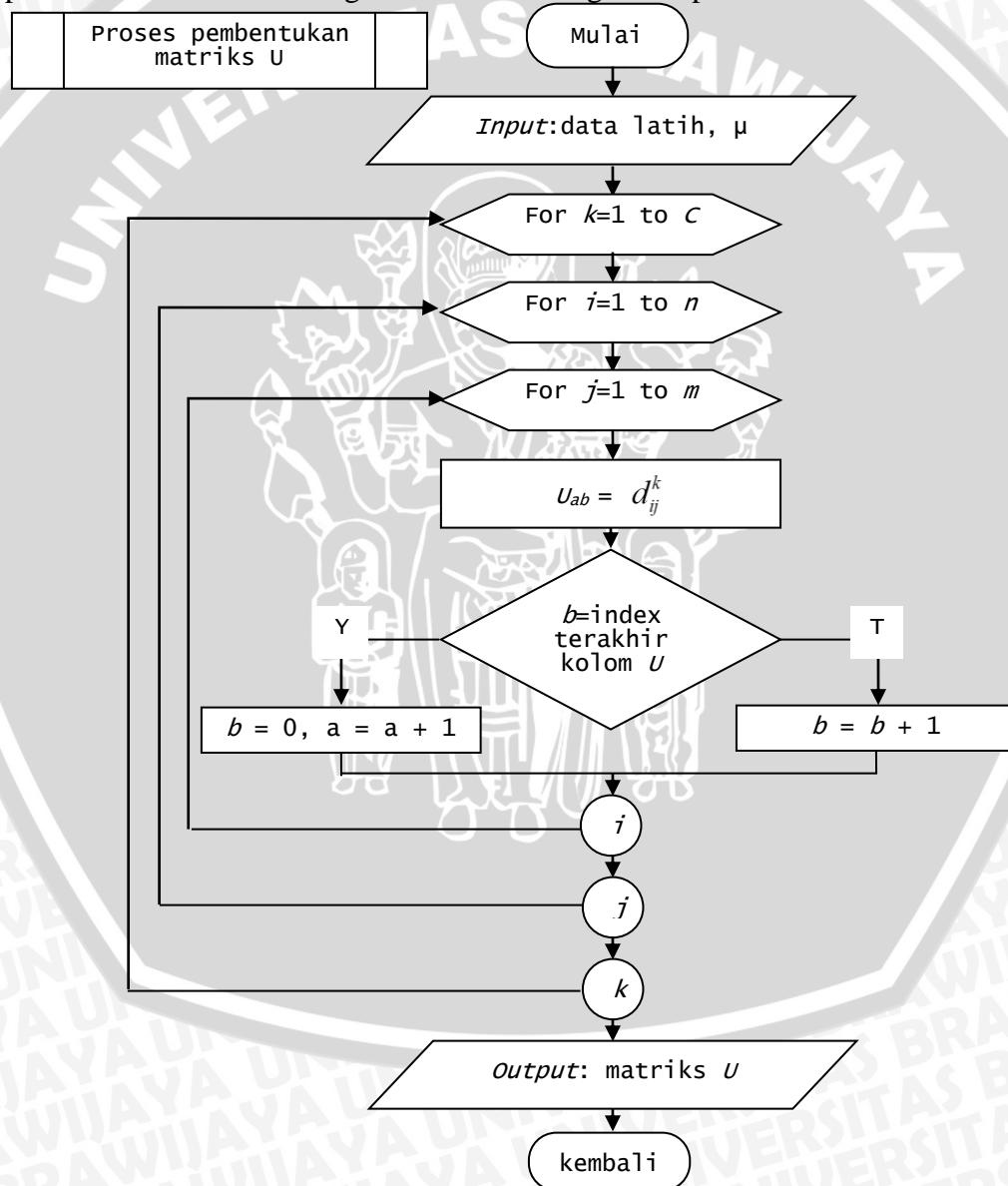
1. Masukan untuk proses normalisasi adalah data latih dan derajat keanggotaan masing – masing titik data (μ).
2. Menghitung nilai d_{ij}^k dengan menggunakan Persamaan (2-30).
3. Menjumlahkan derajat keanggotaan (μ_{ik}) semua *cluster*.
4. Menghitung nilai d_{ij}^k ternormalisasi dengan cara membaginya dengan $d_{i(m+1)}^k$ dengan menggunakan Persamaan (2-32).



5. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai d_{ij}^k yang nantinya digunakan pada proses pembentukan matriks U .

3) Proses Pembentukan Matriks U

Proses pembentukan matriks U adalah proses untuk mendapatkan sebuah matriks yang berisi normalisasi derajat keanggotaan data dikalikan dengan data latih pada tiap *cluster*. Matrik U nantinya berperan pada proses perhitungan LSE untuk mendapatkan nilai koefisien *output*. Langkah-langkah pembentukan matriks U digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.18.



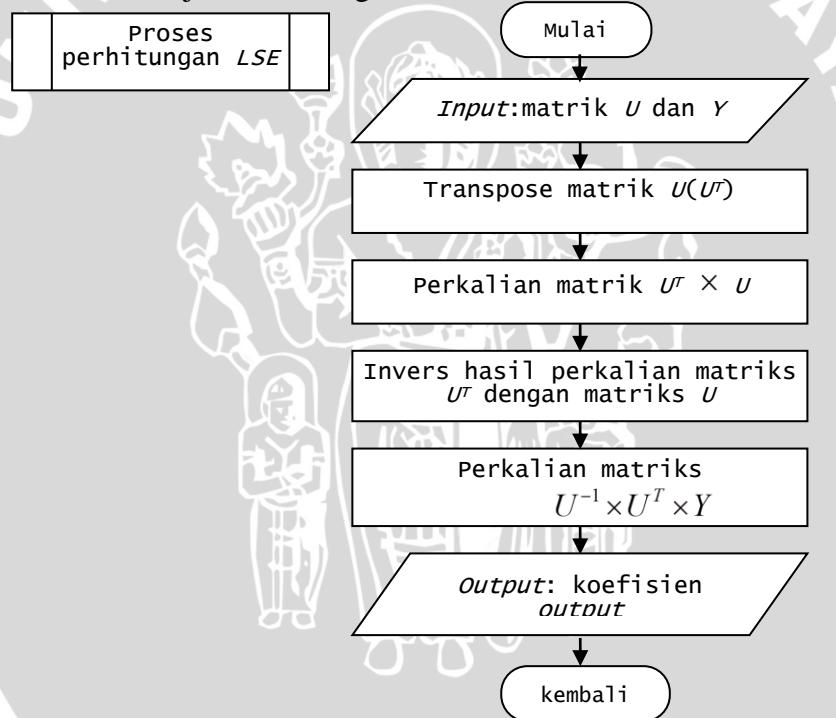
Gambar 3.18 Bagan alir proses pembentukan matriks U

Penjelasan dari pembentukan matriks U adalah sebagai berikut :

1. Masukkan untuk proses ini adalah data latih dan nilai derajat keanggotaan data latih dari tiap-tiap *cluster*.
2. Nilai matriks U_{ab} diset sama dengan nilai d_{ij}^k
3. Hasil akhir dari proses ini adalah matriks U

4) Proses Perhitungan LSE

Proses perhitungan *LSE* adalah proses untuk mendapatkan koefisien *output* dengan metode kuadrat terkecil karena matriks U sebagai variabel pembentuk koefisien *output* berbentuk bukan matriks bujur sangkar. Langkah-langkah proses perhitungan *LSE* digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.19 dan dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 3.19 Bagan alir proses perhitungan *LSE*

Penjelasan proses perhitungan *LSE* pada bagan alir diatas adalah sebagai berikut :

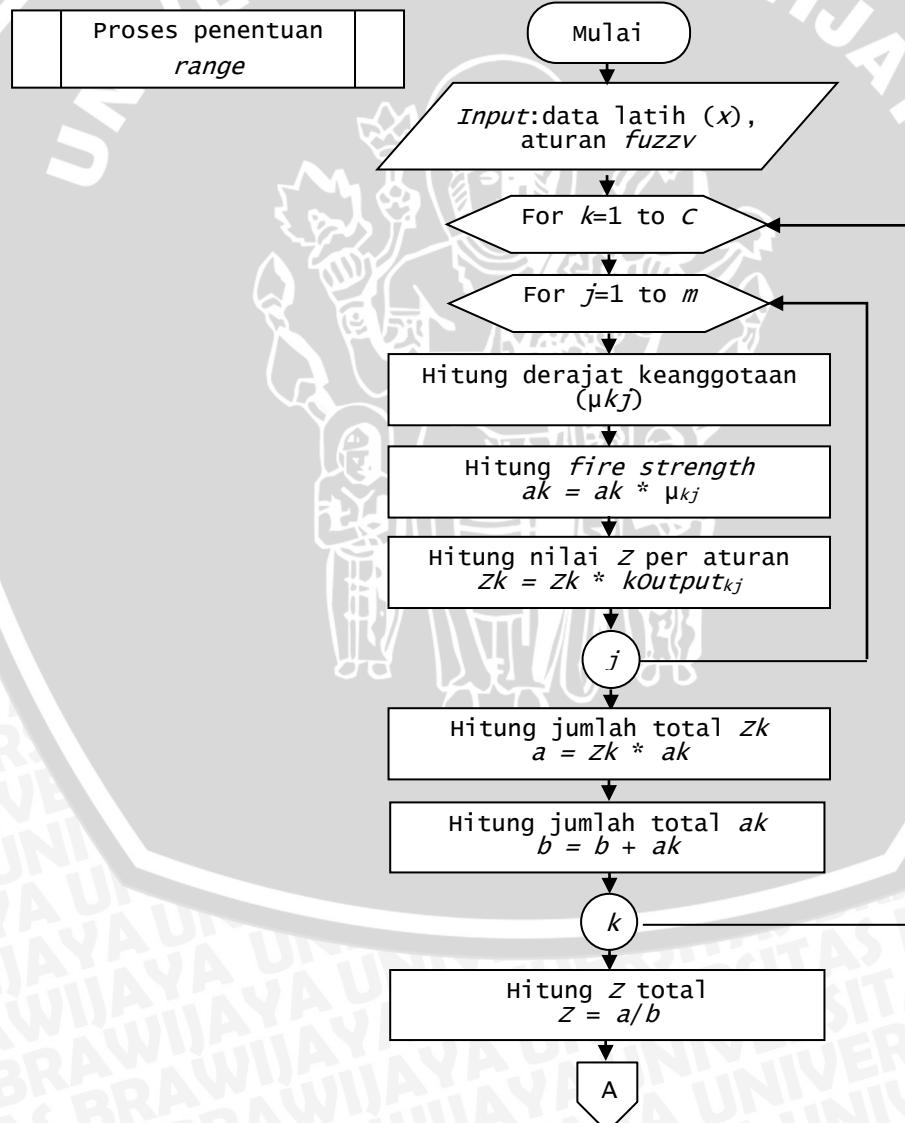
1. Masukan dari proses ini adalah matriks U dan nilai status risiko (Y).
2. Melakukan proses transpose matriks U (U^T).
3. Melakukan perkalian matriks $U^T \times U$.
4. Melakukan proses invers matriks hasil pekalian (U^{-1}).

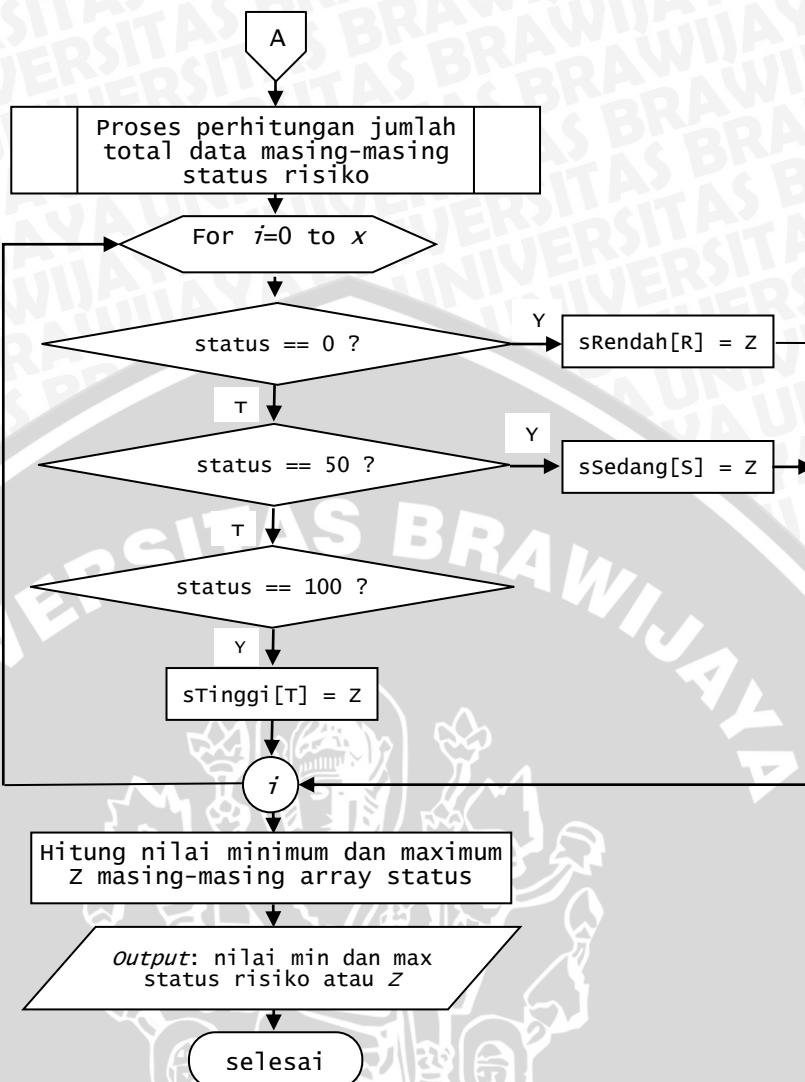


5. Melakukan proses perkalian matriks $U^{-1} \times U^T \times Y$, dimana Y adalah matriks nilai status risiko dari data latih.
6. Hasil akhir dari proses ini adalah koefisien *output*.

3.3.2.5 Proses Sistem Inferensi Fuzzy

Proses sistem inferensi *fuzzy* merupakan proses untuk mendapatkan nilai status risiko. Pada proses ini akan dilakukan pengujian terhadap data uji untuk diketahui nilai status risikonya. Sebelum dilakukan pengujian tersebut, dilakukan penentuan *range* untuk mendapat rentang nilai masing-masing status risiko dari data latih. Langkah-langkah proses penentuan *range* ini digambarkan oleh bagan alir pada Gambar 3.20.





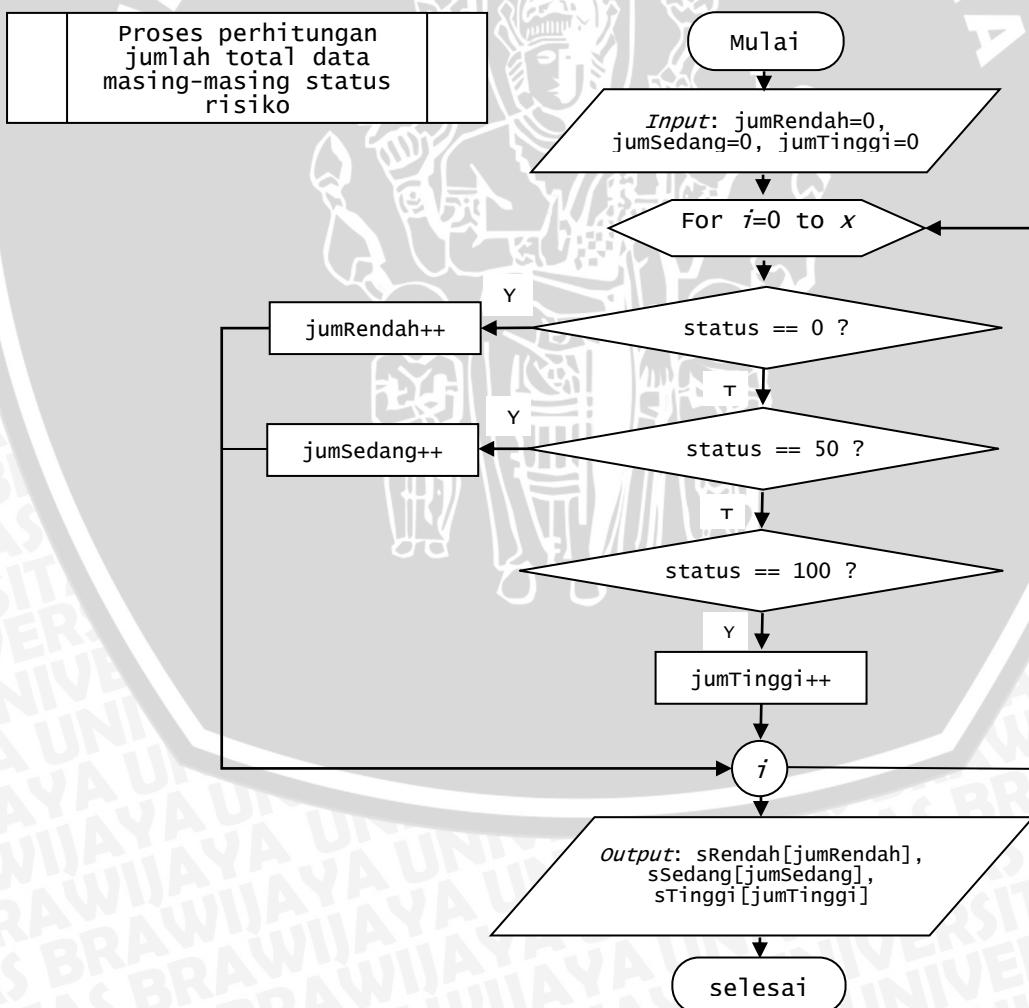
Gambar 3.20 Bagan alir proses penentuan range

Penjelasan proses pengujian range adalah sebagai berikut :

1. Masukan dari proses ini adalah data latih (x) dan aturan *fuzzy*.
2. Iterasi $k=1$ sampai C , dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi $j=1$ sampai m , dilakukan langkah berikut:
 - i. Menghitung derajat keanggotaan menggunakan fungsi *Gauss*.
 - ii. Menghitung *fire strength* masing – masing aturan (ak).
 - iii. Menghitung nilai Z masing – masing aturan (Z_k).
 - b. Hitung nilai a , dimana a adalah perkalian Z_k dengan ak .
 - c. Hitung nilai b , dimana b adalah penjumlahan dari tiap ak pada *cluster*.
3. Hitung Z dengan cara membagi antara Z_k dengan ak , dimana hasil akhir dari pembagian tersebut dinamakan dengan nilai status risiko.

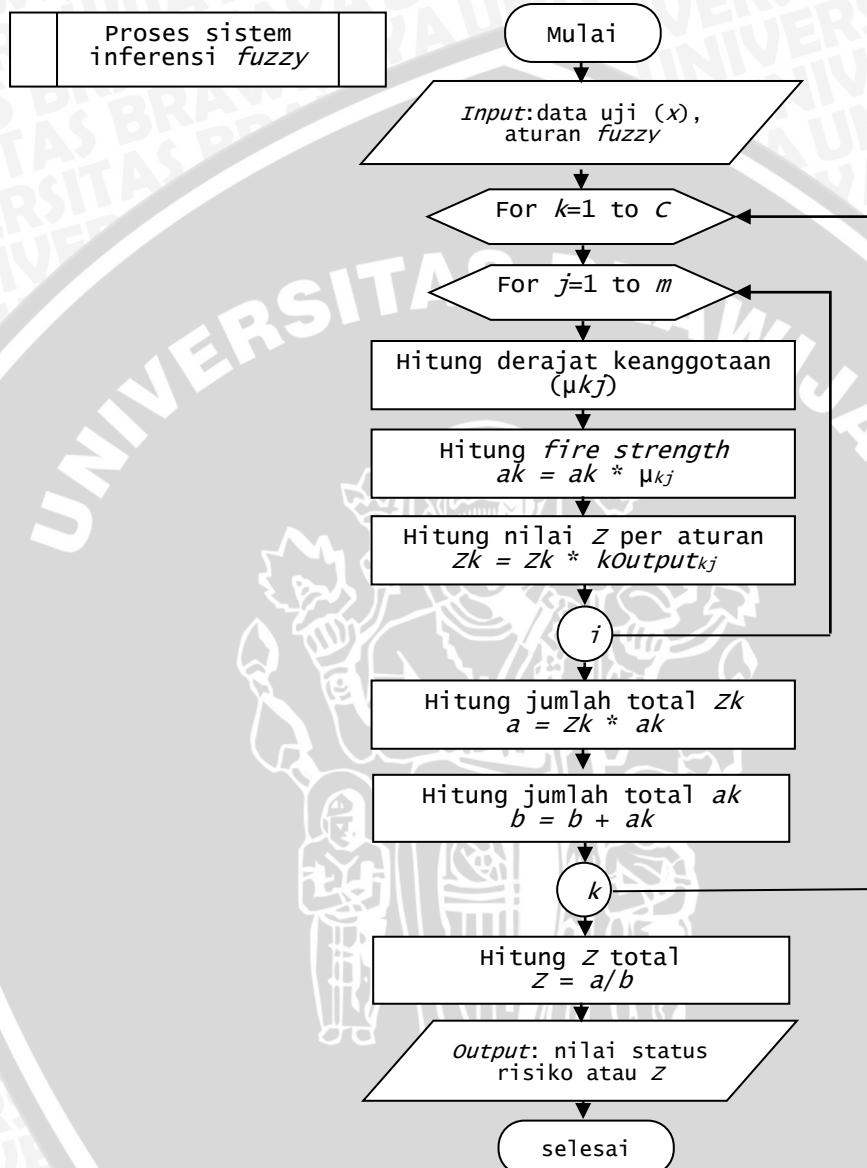


4. Hitung jumlah total data dari masing-masing status risiko yaitu jumRendah, jumSedang dan jumTinggi.
5. Iterasi $i=0$ sampai x , dilakukan sebagai berikut :
 - a. Setelah perhitungan selesai, dilakukan pengecekan : jika status risiko pada data latih sama dengan 0, maka sRendah[R] = zi.
 - b. Lakukan pengecekan : jika status risiko pada data latih sama dengan 50, maka sSedang[S] = zi.
 - c. Lakukan pengecekan : jika status risiko pada data latih sama dengan 100, maka sTinggi[T] = zi.
6. Hitung nilai minimum dan maksimum dari masing-masing array sRendah, sSedang dan sTinggi.
7. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai minimum dan maksimum atau range dari masing-masing status risiko.



Gambar 3.21 Bagan alir proses perhitungan jumlah total data masing-masing status risiko

Setelah didapatkan nilai range dari masing-masing status risiko, maka dilakukan proses pengujian data uji dengan menggunakan sistem inferensi fuzzy sugeno orde satu. Berikut langkah-langkahnya digambarkan pada Gambar 3.22.



Gambar 3.22 Bagan alir proses sistem inferensi fuzzy

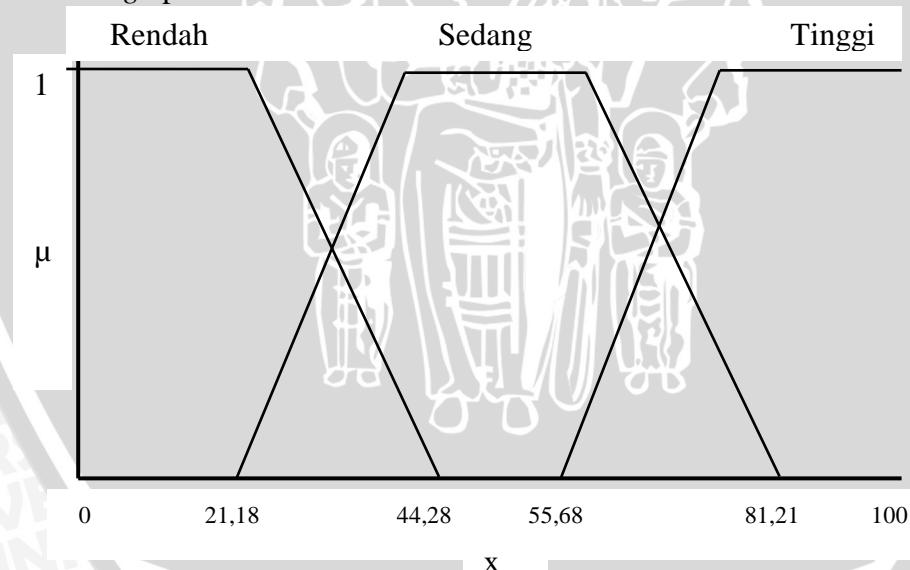
Penjelasan proses system inferensi fuzzy adalah sebagai berikut :

1. Masukan dari proses ini adalah data uji (x) dan aturan fuzzy.
2. Iterasi $k=1$ sampai C , dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi $j=1$ sampai m , dilakukan langkah berikut:
 - i. Menghitung derajat keanggotaan menggunakan fungsi *Gauss*.

- ii. Menghitung *fire strength* masing – masing aturan (*ak*).
- iii. Menghitung nilai *Z* masing – masing aturan (*Zk*).
- b. Hitung nilai *a*, dimana *a* adalah perkalian *Zk* dengan *ak*.
- c. Hitung nilai *b*, dimana *b* adalah penjumlahan dari tiap *ak* pada *cluster*.
3. Hitung *Z* dengan cara membagi antara *Zk* dengan *ak*, dimana hasil akhir dari pembagian tersebut dinamakan dengan status risiko.
4. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai *Z* atau nilai status risiko.

3.3.3 Perancangan Penentuan Kelas Tingkat Status Risiko Stroke

Dalam penelitian ini, *output* dari sistem berupa tingkat status risiko stroke terkena stroke yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu rendah dengan nilai status 0, sedang dengan nilai status 50 dan tinggi dengan nilai status 100. Proses penentuan *range* dilakukan terhadap 109 data latih. Derajat keanggotaan kelas rendah dan kelas tinggi digambarkan dengan grafik representasi linear, sedangkan kelas sedang digambarkan dengan grafik representasi kurva trapesium. Nilai rentang (*range*) untuk masing-masing kelas ditentukan dari perhitungan penentuan *range* pada sub subbab 3.3.2.5.



Gambar 3.23 Grafik Derajat Keanggotaan Tingkat Status Risiko

Fungsi keanggotaan kelas rendah :

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & x \leq 21,18 \\ \frac{(44,28-x)}{(44,28-21,18)} & 21,18 \leq x \leq 44,28 \\ 0 & x \geq 44,28 \end{cases} \quad (3-1)$$

Fungsi keanggotaan kelas sedang :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 21,18 \text{ atau } x \geq 81,21 \\ \frac{(x-21,18)}{(44,28-21,18)} & 21,18 \leq x \leq 44,28 \\ 1 & 44,28 \leq x \leq 55,68 \\ \frac{(81,21-x)}{(81,21-55,68)} & 55,68 \leq x \leq 81,21 \end{cases} \quad (3-2)$$

Fungsi keanggotaan kelas tinggi :

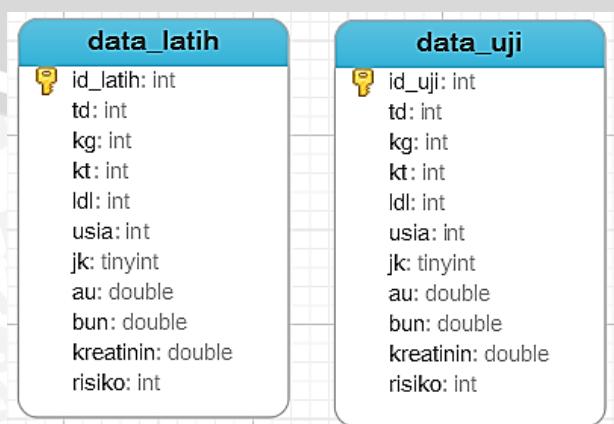
$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 55,68 \\ \frac{(x-55,68)}{(81,21-55,68)} & 55,68 \leq x \leq 81,21 \\ 1 & x \geq 81,21 \end{cases} \quad (3-3)$$

3.3.4 Tabel Basis Data

Pada penelitian ini terdapat beberapa data yang perlu disimpan untuk mempermudah dalam perancangan dan implementasi sistem. Oleh karena itulah pertimbangan kebutuhan sistem menjadi acuan pada proses analisa dan perancangan basis data. Pada subbab perancangan sistem telah dijelaskan data apa saja yang dibutuhkan, mulai dari data latih, data uji, data *cluster*, dan data aturan fuzzy. Berdasarkan pertimbangan kebutuhan pada perancangan sistem, maka dibuat tabel basis data untuk menampung nilai – nilai yang dibutuhkan pada penelitian, diantaranya adalah tabel data_latih dan tabel data_uji.

Penjelasan untuk tabel – tabel yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Tabel data_latih digunakan untuk menyimpan data latih pada penelitian. Atribut pada tabel data_latih terdiri dari id_latih, td, kg, kt, ldl, usia, jk, au, bun, kreatinin, dan risiko.
2. Tabel data_uji digunakan untuk menyimpan data yang akan diuji coba pada sistem. Atribut pada tabel data_uji terdiri dari id_uji, td, kg, kt, ldl, usia, jk, au, bun, kreatinin, dan risiko.



Gambar 3.24 Physical data model



3.3.5 Analisa dan Perancangan Antarmuka

Pada perancangan sistem telah dijelaskan bagaimana proses berjalannya sistem. Mulai dari pembelajaran terhadap data latih, pemilihan hasil *cluster* dengan varian terkecil, proses ekstraksi aturan *fuzzy* dari *cluster* terpilih, dan pengujian terhadap data uji menggunakan sistem inferensi *fuzzy*. Berdasarkan alur proses dari sistem yang akan dibangun, maka perancangan antarmuka juga disesuaikan dengan kebutuhan. Sehingga nantinya terdapat 2 tampilan utama antarmuka, diantaranya adalah antarmuka untuk proses pembelajaran terhadap data latih dan proses pengujian data uji menggunakan aturan yang terpilih. Tampilan antarmuka sistem dapat dilihat pada Gambar 3.24 dan Gambar 3.25.

1. Antarmuka Proses Pembelajaran Data Latih

Masukan A		Hasil Analisa Varian C		
Jumlah data	<input type="text"/>	Jari-jari	Batasan Varian	Jumlah Cluster
Batas bawah jadi-jadi	<input type="text"/>			
Accept ratio	<input type="text"/>			
Reject ratio	<input type="text"/>			
<input type="button" value="Proses Cluster"/> <input type="button" value="Ulangi"/>		Jadi-jadi terpilih : _____		
E <input type="radio"/> Data Uji <input type="radio"/> Data Latih <input type="button" value="Pengujian"/>				

Gambar 3.25 Antarmuka pembelajaran data latih

Penjelasan untuk Gambar 3.24 adalah sebagai berikut:

- a. *Field* untuk memasukkan jumlah data latih, batas bawah jari – jari, *accept ratio*, dan *reject ratio*.
 - b. Tombol untuk melakukan proses pembelajaran menggunakan *subtractive clustering*, dan tombol untuk mengulangi percobaan dengan mengosongkan semua *fields*.
 - c. Tampilan nilai jari – jari, jumlah *cluster*, dan nilai batasan varian untuk tiap hasil percobaan serta menampilkan jari – jari terpilih berdasarkan analisa varian.
 - d. Tampilan untuk pusat *cluster*, sigma *cluster*, dan koefisien *output* berdasarkan jari – jari terpilih dari hasil analisa varian.
 - e. Tombol untuk melakukan proses pengujian.

2. Antarmuka Proses Pengujian Data Uji

2. Antarmuka Proses Pengujian Data Uji

TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Kreatinin	Status Risiko	Z	Hasil Status	Benar Salah
			A									

Parameter

Jumlah data latih :	Reject ratio :	B	Jumlah cluster :	AKURASI C ... %
Jari-jari terpilih :				
Acceptratio :				

Pengujian Manual

Tekanan Darah	<input type="text"/>	Jenis Kelamin	<input type="text"/>	Status Risiko : D -----
Kadar Gula	<input type="text"/>	Asam Urat	<input type="text"/>	
Kolesterol Total	<input type="text"/>	BUN	<input type="text"/>	
LDL	<input type="text"/>	Kreatinin	<input type="text"/>	
Usia	<input type="text"/>	Proses	Ulang	

Gambar 3.26 Antarmuka proses pengujian data uji

Penjelasan untuk Gambar 3.25 adalah sebagai berikut:

- a. Tabel yang berisi tampilan data uji beserta status risiko sistem berdasarkan nilai status risiko dari hasil pengujian sistem.
- b. Tampilan informasi parameter yang digunakan pada proses pengujian meliputi jumlah data latih, jari – jari terpilih, *accept ratio* terpilih, *reject ratio* terpilih, dan jumlah *cluster*.
- c. Tampilan hasil akurasi dari sistem.
- d. Form untuk pengujian secara manual berdasarkan aturan terpilih sebelumnya.

3.4 Perhitungan Manual

Perhitungan manual dilakukan untuk mengimplementasikan sistem secara matematis lewat perhitungan langkah demi langkah pada data latih dan data uji. Proses perhitungan manual dibedakan menjadi dua bagian sesuai dengan analisa perancangan sistem, yaitu proses perhitungan manual proses pembelajaran dan perhitungan manual proses pengujian.

3.4.1 Proses Pembelajaran

1. Proses Subtractive Clustering

Langkah pertama pada proses *subtractive clustering* adalah memasukkan data latih yang akan diklaster. Jumlah atribut yang digunakan sebanyak sepuluh parameter yang terdiri dari tekanan darah (TD), kadar gula (KG), kolesterol total (KT), *low density lipoproteins* (LDL), usia pasien (U), jenis kelamin (JK), asam urat (AU), BUN (BUN), kreatinin (KREATININ), dan status risiko (STATUS RISIKO). Berikut data latih yang digunakan pada proses *clustering* disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data latih

No	TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	KREATININ	STATUS RISIKO
1	140	108	222	146	40	0	3,3	11,6	0,5	50
2	210	204	229	162	49	0	7,2	23,1	0,7	100
3	192	231	183	134	76	1	9,8	17,9	1,2	100
4	100	100	195	127	28	1	6,2	16,2	0,6	0
5	140	228	195	127	30	1	6,2	20	1,5	50
6	100	155	173	133	56	1	7,2	31,6	1,9	0
7	240	167	263	158	58	1	8	15,8	1,4	100

8	110	85	97	53	35	0	6,2	48,9	2,2	0
9	140	101	269	195	58	0	5,1	21,4	0,8	50

Langkah selanjutnya adalah menentukan parameter awal sebagai berikut:

```
r = 1,2
accept_ratio (ar) = 0,9
reject_ratio (rr) = 0,8
squash_factor (q) = 1,25
batas_bawah (xMin) = (100;85;97;53;28;0;3.3;11.6;0.5;0);
batas atas (xMax) = (240;231;269;195;76;1;9.8;48.9;2.2;100)
```

Langkah ketiga adalah menghitung data ternormalisasi menggunakan Persamaan (2-11). Sebagai contoh, berikut perhitungan normalisasi data latih pada indeks pertama (X) :

$$X_{11} = \frac{x_{11} - xMin_1}{xMax_1 - xMin_1} = \frac{140 - 100}{240 - 100} = 0,2857$$

$$X_{12} = \frac{x_{12} - xMin_2}{xMax_2 - xMin_2} = \frac{108 - 85}{231 - 85} = 0,1575342$$

$$X_{13} = \frac{x_{13} - xMin_3}{xMax_3 - xMin_3} = \frac{222 - 97}{269 - 97} = 0,7267$$

$$X_{14} = \frac{x_{14} - xMin_4}{xMax_4 - xMin_4} = \frac{146 - 53}{195 - 53} = 0,6549$$

...

$$X_{110} = \frac{x_{110} - xMin_{10}}{xMax_{10} - xMin_{10}} = \frac{50 - 0}{100 - 0} = 0,5$$

Hasil selengkapnya untuk normalisasi data latih ditampilkan pada Tabel 3.2 dan Tabel 3.3.

Tabel 3.2 Hasil normalisasi (1)

I	TD	KG	KT	LDL	U
1	0,29	0,16	0,73	0,65	0,25
2	0,79	0,82	0,77	0,77	0,44
3	0,66	1,00	0,50	0,57	1,00
4	0,00	0,10	0,57	0,52	0,00
5	0,29	0,98	0,57	0,52	0,04
6	0,00	0,48	0,44	0,56	0,58
7	1,00	0,56	0,97	0,74	0,63
8	0,07	0,00	0,00	0,00	0,15
9	0,29	0,11	1,00	1,00	0,63

Tabel 3.3 Hasil normalisasi (2)

I	JK	AU	BUN	KREATININ	STATUS RISIKO
1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,50
2	0,00	0,60	0,31	0,12	1,00
3	1,00	1,00	0,17	0,41	1,00
4	1,00	0,45	0,12	0,06	0,00
5	1,00	0,45	0,23	0,59	0,50
6	1,00	0,60	0,54	0,82	0,00
7	1,00	0,72	0,11	0,53	1,00
8	0,00	0,45	1,00	1,00	0,00
9	0,00	0,28	0,26	0,18	0,50

Setelah data ternormalisasi terbentuk, langkah selanjutnya adalah menghitung potensi awal tiap titik data (D), mulai dari $i = 1$ sampai $i = 9$. Sebagai contoh pada perhitungan potensi awal pada data pertama (D_1):

$T = X_1$, yaitu $T_1 = 0,29; T_2 = 0,16; T_3 = 0,73; T_4 = 0,65; T_5 = 0,25; T_6 = 0,00; T_7 = 0,00; T_8 = 0,00; T_9 = 0,00; T_{10} = 0,5$.

Kemudian jarak setiap titik data terhadap T dihitung menggunakan persamaan (2-13):

$$Dist_{11} = \left(\frac{T_1 - X_{11}}{r} \right) = \frac{0,29 - 0,29}{1,2} = 0$$

$$Dist_{12} = \left(\frac{T_2 - X_{12}}{r} \right) = \frac{0,16 - 0,16}{1,2} = 0$$

$$Dist_{13} = \left(\frac{T_3 - X_{13}}{r} \right) = \frac{0,73 - 0,73}{1,2} = 0$$

$$Dist_{14} = \left(\frac{T_4 - X_{14}}{r} \right) = \frac{0,65 - 0,65}{1,2} = 0$$

...

$$Dist_{110} = \left(\frac{T_{10} - X_{110}}{r} \right) = \frac{0,5 - 0,5}{1,2} = 0$$

Selanjutnya setelah jarak titik data terhadap T diketahui, kemudian nilai $Dist_{ij}$ dijumlahkan. Untuk mempermudah dinotasikan hasil penjumlahan tersebut menjadi DS_k . Sebagai contoh untuk jumlah total jarak setiap atribut pada data pertama terhadap T adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} DS_1 &= Dist_{11} + Dist_{12} + Dist_{13} + Dist_{14} + \dots + Dist_{110} \\ &= 0 + 0 + 0 + 0 + \dots + 0 = 0 \end{aligned}$$

Proses perhitungan jarak terhadap T dilakukan untuk setiap data, yaitu $i = 1$ sampai $i = 9$, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.4 Hasil perhitungan jarak terhadap T

K	DS k
1	0,00000
2	1,00747
3	2,72003
4	1,15097
5	1,63700
6	2,05668
7	2,04437
8	2,42203
9	0,35661

Karena $m > 1$, maka selanjutnya menggunakan persamaan (2-15), sehingga didapatkan :

$$D_1 = e^{-4(0)} + e^{-4(1,007)} + e^{-4(2,72)} + e^{-4(1,151)} + \dots + e^{-4(0,357)}$$

Dengan melakukan proses perhitungan yang sama untuk seluruh data dalam menentukan potensi awal tiap titik data, maka nilai potensi awal masing – masing titik data ditampilkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Nilai potensi awal tiap titik data

i	D _i
1	1,270
2	1,080
3	1,131
4	1,062
5	1,101
6	1,085
7	1,147
8	1,002
9	1,276

Setelah potensi awal tiap titik data diketahui, langkah selanjutnya adalah mencari potensi titik tertinggi (M) dan letak data dengan potensi tertinggi tersebut (h). Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

$$M = 1,276$$

$$h = 9$$

Hal ini menandakan bahwa data ke-9 berpotensi menjadi pusat *cluster* jika memenuhi kriteria yang ditentukan. Selanjutnya langkah awal untuk menentukan pusat *cluster* dan mengurangi potensinya terhadap titik – titik



disekitarnya adalah dengan menginisialisasi variabel $Vj = Xhj$, $C = 0$, $kondisi = 1$, dan $Z = M$, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Vj &= (0,286; 0,110; 1,0; 1,0; 0,625; 0; 0,277; 0,263; 0,176; 0,5) \\ C &= 0 \\ kondisi &= 1 \\ Z &= 1,276 \end{aligned}$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan perulangan, dimana ketika *kondisi* bernilai tidak sama dengan nol dan nilai *Z* juga tidak bernilai nol. Proses awal pada iterasi adalah nilai *kondisi* diset menjadi nol dan mencari nilai *rasio* dengan cara membagi *Z* dengan *M*, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

*Iterasi ke-1

$$\begin{aligned} kondisi &= 0 \\ rasio &= Z / M = 1,276 / 1,276 = 1 \\ rasio > ar &= YA \end{aligned}$$

Karena nilai *rasio* > *ar*, maka masuk *kondisi* = 1 yang artinya calon pusat *cluster* diterima sebagai pusat *cluster*. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

$$\begin{aligned} C &= C + 1 = 0 + 1 = 1 \\ Center_C &= V_j = (0,286; 0,110; 1,0; 1,0; 0,625; 0; 0,277; 0,263; \\ &\quad 0,176; 0,5) \end{aligned}$$

Kemudian kurangi potensi dari titik – titik di dekat pusat *cluster* menggunakan Persamaan (2-19), Persamaan (2-20), dan Persamaan (2-21). Sebagai contoh, untuk pengurangan pada data pertama:

$$\begin{aligned} S_{11} &= \frac{V1 - X_{11}}{r \times q} = \frac{0,286 - 0,286}{1,2 - 1,25} = 0 \\ S_{12} &= \frac{V2 - X_{12}}{r \times q} = \frac{0,110 - 0,158}{1,2 - 1,25} = 0,001 \\ S_{13} &= \frac{V3 - X_{13}}{r \times q} = \frac{1,0 - 0,727}{1,2 - 1,25} = 0,033 \\ S_{14} &= \frac{V4 - X_{14}}{r \times q} = \frac{1,0 - 0,655}{1,2 - 1,25} = 0,0529 \\ &\dots \\ S_{110} &= \frac{V10 - X_{110}}{r \times q} = \frac{0,5 - 0,5}{1,2 - 1,25} = 0 \end{aligned}$$



Untuk mempermudah perhitungan, dimisalkan

$$ST_i = \sum_{j=1}^{10} (S_{ij})^2; i = 1, 2, 3, \dots, 10$$

sehingga:

$$\begin{aligned} ST_1 &= (S_{11})^2 + (S_{12})^2 + (S_{13})^2 + (S_{14})^2 + \dots + (S_{10})^2 \\ &= (0)^2 + (0,001)^2 + (0,033)^2 + (0,05)^2 + \dots + (0)^2 \\ &= 0,228 \end{aligned}$$

Demikian seterusnya perhitungan tersebut dilakukan untuk $i = 2$ sampai $i = 9$. Sehingga hasil akhir ST_i untuk $i = 1$ sampai $i = 9$ adalah:

Tabel 3.6 Hasil akhir ST_i iterasi ke-1

i	STi
1	0,228233
2	0,55594
3	1,48576
4	0,977173
5	1,20487
6	1,142297
7	1,057702
8	1,683524
9	0

Kemudian dihitung nilai DC_i sebagai nilai pengurang potensial setiap titik data. Sebagai contoh, untuk data pertama:

$$DC1 = M \times e^{-4(ST1)} = 1,276 \times e^{-4(0,228)} = 0,512$$

Sehingga hasil akhir untuk DC_i untuk $i = 1$ sampai $i = 9$ adalah:

Tabel 3.7 Hasil akhir DC_i iterasi ke-1

i	Dci
1	0,512179
2	0,138082
3	0,003349
4	0,025608
5	0,0103
6	0,013229
7	0,018556
8	0,001518
9	1,276154

Setelah itu dihitung potensi baru dari titik data dengan Persamaan (2-21). Potensi baru merupakan pengurangan antara potensi lama dengan pengurang potensi (DC_i). Sebagai contoh untuk potensi baru dari data pertama adalah :

$$D_1 = D_1 - DC_1 = 1,270 - 0,512 = 0,7578$$

Sehingga hasil akhir untuk potensi baru (D) semua titik data adalah:

Tabel 3.8 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-1

i	Di
1	0,7578
2	0,9422
3	1,1280
4	1,0365
5	1,0902
6	1,0723
7	1,1285
8	1,0009
9	0,0000

Ketika potensi titik data ada yang bernilai kurang dari nol, maka nilai potensi titik data tersebut diset menjadi nol. Karena untuk potensi baru titik data tidak ada yang bernilai kurang dari nol, maka tidak ada perubahan dan potensi tersebut dijadikan acuan pada proses selanjutnya.

Tentukan potensi titik tertinggi (Z) dan letak titik data tersebut (h) berdasarkan potensi baru dari titik data. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

$$Z = 1,128453936$$

$$h = 7$$

Hal ini menandakan bahwa data ke-7 berpotensi menjadi pusat *cluster* baru dan akhir dari iterasi pertama. Karena nilai Z tidak samadengan nol dan *kondisi* samadengan satu yang artinya juga tidak samadengan nol, maka perulangan dilanjutkan ke iterasi ke-2, yaitu:

*Iterasi ke-2

$$kondisi = 0$$

$$rasio = Z / M = 1,1285 / 1,276 = 0,8843$$

$$rasio > ar = TIDAK$$

$$rasio > rr = YA$$

Karena nilai $rasio < ar$ dan $ratio > rr$, maka calon pusat *cluster* baru akan diterima sebagai pusat *cluster* jika keberadaannya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah terpilih sebelumnya. Untuk itu dikerjakan langkah sebagai berikut :

$$Md = -1$$

$$Vj = Xhj = (1,0; 0,5616; 0,9651; 0,7394; 0,6250; 1,0; 0,7231; \\ 0,1126; 0,5294; 1,0)$$

Kerjakan langkah selanjutnya menggunakan Persamaan (2-16) dan Persamaan (2-17) untuk $i = 1$ sampai $i = C$, dimana nilai C adalah 1. Misalkan akan dihitung jarak calon pusat *cluster* (*center*) terhadap pusat *cluster* pertama (*center*₁) adalah sebagai berikut :

$$G_{11} = \frac{V1 - center_{11}}{r} = \frac{1,0 - 0,2857}{1,2} = 0,3543$$

$$G_{12} = \frac{V2 - center_{12}}{r} = \frac{0,5616 - 0,1096}{1,2} = 0,1419$$

$$G_{13} = \frac{V3 - center_{13}}{r} = \frac{0,9651 - 1,0}{1,2} = 0,0009$$

$$G_{14} = \frac{V4 - center_{14}}{r} = \frac{0,7394 - 1,0}{1,2} = 0,0472$$

...

$$G_{110} = \frac{V10 - center_{110}}{r} = \frac{1,0 - 0,5}{1,2} = 0,1736$$

$$Sd1 = (0,3543)^2 + (0,1419)^2 + (0,0009)^2 + (0,0472)^2 + \dots + (0,1736)^2 \\ = 1,653$$

Jika $Md < 0$ atau $Sd < Md$, maka $Md = Sd$ sehingga nilai $Md = Sd = 1,653$. Setelah itu dicari nilai *Smd* menggunakan Persamaan (2-18), sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

$$Smd = \sqrt{Md} = \sqrt{1,653} = 1,286$$

Hal ini menandakan bahwa jarak terdekat data ke-7 dengan pusat *cluster* adalah 0,6547. Untuk menentukan apakah data ke-7 diterima sebagai pusat *cluster* adalah dengan cara melihat hasil penjumlahan antara *ratio* dengan *Smd*. Jika nilainya lebih besar samadengan 1, maka data tersebut diterima sebagai pusat *cluster* (*kondisi* = 1). Namun jika nilainya kurang dari 1, maka data tidak akan diterima sebagai pusat *cluster* dan potensinya diset menjadi nol (*kondisi* = 2).



$$r_{ratio} + S_{md} = 0,884 + 1,286 = 2,170$$

Hasil ini menunjukkan bahwa masuk *kondisi* = 1, sehingga calon pusat *cluster* (data ke-7) diterima sebagai pusat *cluster*. Maka dilanjutkan ke perhitungan berikut :

$$C = C + 1 = 1 + 1 = 2$$

$$\text{Center}_c = V_j = (1,0; 0,5616; 0,9651; 0,7394; 0,6250; 1,0; \\ 0,7231; 0,1126; 0,5294; 1,0)$$

Kemudian kurangi potensi dari titik – titik di dekat pusat *cluster* dengan cara yang sama pada iterasi ke-1. Sebagai contoh, untuk pengurangan pada data pertama :

$$S_{11} = \frac{V1 - X_{11}}{r \times q} = \frac{1,0 - 0,286}{1,2 - 1,25} = 0,227$$

$$S_{12} = \frac{V2 - X_{12}}{r \times q} = \frac{0,5616 - 0,158}{1,2 - 1,25} = 0,0726$$

$$S_{13} = \frac{V3 - X_{13}}{r \times q} = \frac{0,9651 - 0,727}{1,2 - 1,25} = 0,0253$$

$$S_{14} = \frac{V4 - X_{14}}{r \times q} = \frac{0,7394 - 0,655}{1,2 - 1,25} = 0,0032$$

...

$$S_{110} = \frac{V10 - X_{110}}{r \times q} = \frac{1,0 - 0,5}{1,2 - 1,25} = 0,111$$

$$\begin{aligned} ST_1 &= (S_{11})^2 + (S_{12})^2 + (S_{13})^2 + (S_{14})^2 + \dots + (S_{10})^2 \\ &= (0,227)^2 + (0,0726)^2 + (0,0253)^2 + \\ &\quad (0,0032)^2 + \dots + (0,111)^2 \\ &= 1,3084 \end{aligned}$$

Demikian seterusnya perhitungan tersebut dilakukan untuk $i = 2$ sampai $i = 9$. Kemudian dihitung nilai DC_i sebagai nilai pengurang potensial setiap titik data. Sebagai contoh, untuk data pertama :

$$DC1 = M \times e^{-4(ST1)} = 1,276 \times e^{-4(1,3084)} = 0,00681$$

Sehingga hasil akhir untuk DC_i untuk $i = 1$ sampai $i = 9$ adalah:

Tabel 3.9 Hasil akhir DC_i iterasi ke-2

i	Dci
1	0,006807
2	0,104397
3	0,313898
4	0,005126



5	0,078041
6	0,012672
7	1,276154
8	3,13E-05
9	0,018556

Setelah itu dihitung potensi baru dari titik data dengan Persamaan (2-21). Potensi baru merupakan pengurangan antara potensi lama dengan pengurang potensi (DC_i). Sebagai contoh untuk potensi baru dari data pertama adalah :

$$D_1 = D_1 - DC_1 = 0,7578 - 0,00681 = 0,75102$$

Sehingga hasil akhir untuk potensi baru (D) semua titik data adalah :

Tabel 3. 10 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-2 (1)

i	Di
1	0,75102
2	0,83780
3	0,81410
4	1,03141
5	1,01218
6	1,05959
7	-0,14770
8	1,00085
9	-0,01856

Ketika potensi titik data ada yang bernilai kurang dari nol, maka nilai potensi titik data tersebut diset menjadi nol. Sehingga potensi baru menjadi sebagai berikut :

Tabel 3.11 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-2 (2)

I	Di
1	0,75102
2	0,83780
3	0,81410
4	1,03141
5	1,01218
6	1,05959
7	0,00000
8	1,00085
9	0,00000

Tentukan potensi titik tertinggi (Z) dan letak titik data tersebut (h) berdasarkan potensi baru dari titik data. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

$$Z = 1,0596$$

$$h = 6$$

Hal ini menandakan bahwa data ke-6 berpotensi menjadi pusat *cluster* baru dan akhir dari iterasi kedua. Karena nilai Z tidak samadengan nol dan *kondisi* samadengan satu yang artinya juga tidak samadengan nol, maka perulangan dilanjutkan ke iterasi ke-3, yaitu :

***Iterasi ke-3**

$$kondisi = 0$$

$$rasio = Z / M = 1,0596 / 1,276 = 0,8303$$

$$rasio > ar = \text{TIDAK}$$

$$rasio > rr = \text{YA}$$

Karena nilai $rasio < ar$ dan $rasio > rr$, maka calon pusat *cluster* baru akan diterima sebagai pusat *cluster* jika keberadaannya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah terpilih sebelumnya. Untuk itu dikerjakan langkah sebagai berikut :

$$Md = -1$$

$$Vj = Xhj = (0,0; 0,4795; 0,442; 0,5634; 0,583; 1,0; 0,6; \\ 0,536; 0,824; 0,0)$$

Kerjakan langkah selanjutnya menggunakan Persamaan (2-16) dan Persamaan (2-17) untuk $i = 1$ sampai $i = C$, dimana nilai C adalah 2. Misalkan akan dihitung jarak calon pusat *cluster* (*center*) terhadap pusat *cluster* pertama (*center*₁) adalah sebagai berikut :

$$G_{11} = \frac{V1 - center_{11}}{r} = \frac{0,0 - 0,2857}{1,2} = 0,0567$$

$$G_{12} = \frac{V2 - center_{12}}{r} = \frac{0,4795 - 0,1096}{1,2} = 0,0950$$

$$G_{13} = \frac{V3 - center_{13}}{r} = \frac{0,442 - 1}{1,2} = 0,2163$$

$$G_{14} = \frac{V4 - center_{14}}{r} = \frac{0,5634 - 1}{1,2} = 0,1324$$

...



$$G_{110} = \frac{V10 - center_{110}}{r} = \frac{0,0 - 0,5}{1,2} = 0,1736$$

$$\begin{aligned} Sd1 &= (0,0567)^2 + (0,0950)^2 + (0,2163)^2 + (0,1324)^2 + \dots + (0,1736)^2 \\ &= 1,7848 \end{aligned}$$

Jika $Md < 0$ atau $Sd < Md$, maka $Md = Sd$ sehingga nilai $Md = Sd = 1,7848$. Untuk $i = 2$ juga dilakukan perhitungan dengan cara yang sama sehingga didapatkan nilai $Sd_2 = 1,8016$. Karena nilai $Sd_2 > Md$, maka $Md = Sd = 1,7848$.

Setelah itu dicari nilai Smd menggunakan Persamaan (2-28), sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

$$Smd = \sqrt{Md} = \sqrt{1,7848} = 1,3360$$

Hal ini menandakan bahwa jarak terdekat data ke-6 dengan pusat *cluster* adalah 1,3360. Untuk menentukan apakah data ke-5 diterima sebagai pusat *cluster* adalah dengan cara melihat hasil penjumlahan antara *rasio* dengan *Smd*. Jika nilainya lebih besar samadengan 1, maka data tersebut diterima sebagai pusat *cluster* (*kondisi* = 1). Namun jika nilainya kurang dari 1, maka data tidak akan diterima sebagai pusat *cluster* dan potensinya diset menjadi nol (*kondisi* = 2).

$$rasio + Smd = 0,8303 + 1,3360 = 2,1663$$

Hasil ini menunjukkan bahwa masuk *kondisi* = 1, sehingga calon pusat *cluster* (data ke-6) diterima sebagai pusat *cluster*. Maka dilanjutkan ke perhitungan berikut :

$$C = C + 1 = 2 + 1 = 3$$

$$\text{Center}_c = V_j = (0,0; 0,4795; 0,442; 0,5634; 0,583; 1,0; 0,6; 0,536; 0,824; 0,0)$$

Kemudian kurangi potensi dari titik – titik di dekat pusat *cluster* dengan cara yang sama pada iterasi ke-1. Kemudian dihitung nilai DC_i sebagai nilai pengurang potensial setiap titik data. Setelah itu dihitung potensi baru dari titik data dengan Persamaan (2-21). Sehingga hasil akhir untuk potensi baru (D) semua titik data adalah :

Tabel 3.12 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-3 (1)

i	Di
1	0,744
2	0,835



3	0,794
4	0,900
5	0,821
6	-0,217
7	-0,013
8	0,976
9	-0,013

Ketika potensi titik data ada yang bernilai kurang dari nol, maka nilai potensi titik data tersebut diset menjadi nol. Sehingga potensi baru menjadi sebagai berikut :

Tabel 3.13 Hasil akhir potensi baru (D) iterasi ke-3 (2)

i	Di
1	0,744
2	0,835
3	0,794
4	0,900
5	0,821
6	0,000
7	0,000
8	0,976
9	0,000

Tentukan potensi titik tertinggi (Z) dan letak titik data tersebut (h) berdasarkan potensi baru dari titik data. Sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:

$$Z = 0,9757$$

$$h = 8$$

Hal ini menandakan bahwa data ke-8 berpotensi menjadi pusat *cluster* baru dan akhir dari iterasi kedua. Karena nilai Z tidak samadengan nol dan *kondisi* samadengan satu yang artinya juga tidak samadengan nol, maka perulangan dilanjutkan ke iterasi ke-4, yaitu :

***Iterasi ke-4**

kondisi = 0

rasio = $Z / M = 0,9757 / 1,276 = 0,7646$

rasio > *ar* = TIDAK

rasio > *rr* = TIDAK

$Z = 0,7646$

$$h = 8$$

kondisi = 0 dan z = 0,7646 maka iterasi dihentikan

Dari proses perhitungan data latih menggunakan *subtractive clustering*, iterasi terakhir adalah iterasi ke-4. Proses perhitungan ini menghasilkan 3 buah pusat *cluster (center)*, yaitu :

Tabel 3.14 Hasil pusat *cluster* (1)

C _i	TD	KG	KT	LDL	U
1	0,2857	0,1096	1,0000	1,0000	0,6250
2	1,0000	0,5616	0,9651	0,7394	0,6250
3	0,0000	0,4795	0,4419	0,5634	0,5833

Tabel 3.15 Hasil pusat *cluster* (2)

C _i	JK	AU	BUN	KREATININ	STATUS RISIKO
1	0,0000	0,2769	0,2627	0,1765	0,5000
2	1,0000	0,7231	0,1126	0,5294	1,0000
3	1,0000	0,6000	0,5362	0,8235	0,0000

Setelah itu pusat *cluster* harus dikembalikan ke dalam bentuk semula menggunakan persamaan (2-22). Berikut contoh perhitungan untuk mengembalikan pusat *cluster* pada *cluster* pertama :

$$\begin{aligned}
 \text{center}_{11} &= \text{center}_{11} \times (\text{xMax}_1 - \text{xMin}_1) + \text{xMin}_1 \\
 &= 0,2857 \times (240 - 100) + 100 = 140 \\
 \text{center}_{12} &= \text{center}_{12} \times (\text{xMax}_2 - \text{xMin}_2) + \text{xMin}_2 \\
 &= 0,1096 \times (231 - 85) + 85 = 101 \\
 \text{center}_{13} &= \text{center}_{13} \times (\text{xMax}_3 - \text{xMin}_3) + \text{xMin}_3 \\
 &= 1,0 \times (269 - 97) + 97 = 269 \\
 \text{center}_{14} &= \text{center}_{14} \times (\text{xMax}_4 - \text{xMin}_4) + \text{xMin}_4 \\
 &= 1,0 \times (195 - 53) + 53 = 195 \\
 \dots \\
 \text{center}_{110} &= \text{center}_{10} \times (\text{xMax}_{10} - \text{xMin}_{10}) + \text{xMin}_{10} \\
 &= 0,5 \times (100 - 0) + 0 = 50
 \end{aligned}$$

Berikut hasil pengembalian seluruh pusat *cluster* :



Tabel 3.16 Hasil *center* denormalisasi (1)

C _i	TD	KG	KT	LDL	U
1	140	101	269	195	58
2	240	167	263	158	58
3	100	155	173	133	56

Tabel 3.17 Hasil *center* denormalisasi (2)

C _i	JK	AU	BUN	KREATININ	STATUS RISIKO
1	0	5,1	21,4	0,8	50
2	1	8	15,8	1,4	100
3	1	7,2	31,6	1,9	0

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai sigma menggunakan Persamaan (2-23). Contoh perhitungan untuk menghitung nilai sigma *cluster* adalah sebagai berikut :

$$\sigma_1 = \frac{r x (xMax_1 - xMin_1)}{\sqrt{8}} = \frac{1,2 x (240 - 100)}{\sqrt{8}} = 59,397$$

$$\sigma_2 = \frac{r x (xMax_2 - xMin_2)}{\sqrt{8}} = \frac{1,2 x (231 - 85)}{\sqrt{8}} = 61,94$$

$$\sigma_3 = \frac{r x (xMax_3 - xMin_3)}{\sqrt{8}} = \frac{1,2 x (269 - 97)}{\sqrt{8}} = 72,97$$

$$\sigma_4 = \frac{r x (xMax_4 - xMin_4)}{\sqrt{8}} = \frac{1,2 x (195 - 53)}{\sqrt{8}} = 60,25$$

...

$$\sigma_{10} = \frac{r x (xMax_{10} - xMin_{10})}{\sqrt{8}} = \frac{1,2 x (100 - 0)}{\sqrt{8}} = 42,43$$

Hasil *sigma cluster* selengkapnya ditampilkan pada Tabel 3.18.

Tabel 3.18 Nilai *sigma cluster*

JK	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Kreatinin	Status Risiko
59,4	61,94	72,97	60,25	20,36	0,42	2,76	15,83	0,72	42,43

Langkah terakhir adalah menentukan masing – masing titik data masuk ke dalam *cluster* mana berdasarkan derajat keanggotaannya menggunakan fungsi *gaussian* pada Persamaan (2-3). Berikut contoh perhitungan derajat keanggotaan pada data pertama terhadap pusat *cluster* pertama :

$$\begin{aligned}\mu_{11} &= e^{-\left(\frac{\left(x_{11}-center11\right)^2+\left(x_{12}-center12\right)^2+\left(x_{13}-center13\right)^2}{\sqrt{2} \times \sigma_{11}}\right)} \\ &\quad +\left(\frac{\left(x_{14}-center14\right)^2+\ldots+\left(x_{10}-center10\right)^2}{\sqrt{2} \times \sigma_{14}}\right) \\ &= e^{-\left(\frac{\left(\frac{140-140}{\sqrt{2} \times 59,40}\right)^2+\left(\frac{108-101}{\sqrt{2} \times 61,94}\right)^2+\left(\frac{222-269}{\sqrt{2} \times 72,97}\right)^2}{\sqrt{2} \times 60,25}\right)} \\ &\quad +\left(\frac{\left(\frac{146-195}{\sqrt{2} \times 60,25}\right)^2+\ldots+\left(\frac{50-50}{\sqrt{2} \times 42,43}\right)^2}{\sqrt{2} \times 42,43}\right) \\ &= e^{-(0)^2+(0,0128)^2+(0,4148)^2+(0,6615)^2+\cdots+(0)^2}=0,2402\end{aligned}$$

Sehingga hasil akhir untuk derajat keanggotaan pada *cluster* pertama (μ_{C1}) adalah sebagai berikut :

Tabel 3.19 Hasil derajat keanggotaan *cluster* ke-1

i	μ_{C_1}
1	0,240
2	0,031
3	0,000
4	0,002
5	0,001
6	0,001
7	0,001
8	0,000
9	1,000

Dengan langkah penggeraan yang sama dalam mendapatkan μ_{C_1} , maka hasil akhir untuk derajat keanggotaan pada *cluster* kedua (μ_{C_2}) dan *cluster* ketiga (μ_{C_3}) adalah sebagai berikut :

Tabel 3.20 Hasil derajat keanggotaan *cluster* ke-2 dan ke-3

i	μ_{C_2}	μ_{C_3}
1	0,0003	0,0003
2	0,0200	0,0001
3	0,1118	0,0015
4	0,0002	0,0286
5	0,0127	0,0513
6	0,0007	1,0000
7	1,0000	0,0007
8	0,0000	0,0022
9	0,0013	0,0008

Penentuan suatu titik data masuk ke *cluster* mana dapat dilihat dari besarnya nilai derajat keanggotaan. Sehingga suatu titik data dikatakan masuk

ke dalam *cluster* yang derajat keanggotaan titik data pada *cluster* tersebut lebih besar dari nilai derajat keanggotaan titik data pada *cluster* lainnya. Berikut disajikan hasil selengkapnya untuk proses pengklasteran pada Tabel 3.21:

Tabel 3.21 Hasil proses *subtractive clustering*

No	TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Krea-tinin	Status Risiko	μ_{C_1}	μ_{C_2}	μ_{C_3}	C ₁	C ₂	C ₃
1	140	108	222	146	40	0	3,3	11,6	0,5	50	0,2402	0,0003	0,0003	V		
2	210	204	229	162	49	0	7,2	23,1	0,7	100	0,0310	0,0200	0,0001	V		
3	192	231	183	134	76	1	9,8	17,9	1,2	100	0,0001	0,1118	0,0015		V	
4	100	100	195	127	28	1	6,2	16,2	0,6	0	0,0022	0,0002	0,0286			V
5	140	228	195	127	30	1	6,2	20	1,5	50	0,0005	0,0127	0,0513			V
6	100	155	173	133	56	1	7,2	31,6	1,9	0	0,0008	0,0007	1,0000			V
7	240	167	263	158	58	1	8	15,8	1,4	100	0,0013	1,0000	0,0007		V	
8	110	85	97	53	35	0	6,2	48,9	2,2	0	0,0000	0,0000	0,0022			V
9	140	101	269	195	58	0	5,1	21,4	0,8	50	1,0000	0,0013	0,0008	V		

Dari tabel diatas, terlihat sebanyak 3 data masuk dalam cluster ke-1, yaitu cluster dengan nilai status risiko 50. Data yang masuk dalam cluster ke-2 sebanyak 2, yaitu cluster dengan nilai status risiko 100. Sedangkan data yang masuk dalam cluster ke-3 sebanyak 4, yaitu *cluster* dengan nilai status risiko 0. Hasil dari pengklasteran yang sesuai dengan status risiko dari data latih sebanyak 7 dari 9 data, atau sebesar 78%.

2. Proses Perhitungan Varian

Proses perhitungan varian digunakan untuk mengetahui baik tidaknya hasil proses *clustering* berdasarkan kepadatan sebaran datanya. Langkah pertama adalah menghitung nilai varian tiap *cluster* menggunakan Persamaan (2-25). Berikut contoh untuk menghitung nilai varian pada *cluster* pertama :

$$\begin{aligned}
 V_1^2 &= \frac{1}{n_c - 1} \sum_{i=1}^{n_c} (d_i - \bar{d})^2 \\
 &= \frac{1}{3-1} ((140 - 163,33)^2 + \dots + (140 - 163,33)^2 + (108 - 137,67)^2 + \dots + \\
 &\quad (101 - 137,67)^2 + (222 - 240)^2 + \dots + (269 - 240)^2 + (146 - 167,67)^2 + \dots + \\
 &\quad (195 - 167,67)^2 + \dots + \dots + (50 - 66,67)^2 + \dots + (50 - 66,67)^2) \\
 &= 7169,697
 \end{aligned}$$

Dengan langkah perhitungan yang sama pada *cluster* kedua dan ketiga, maka didapatkan hasil untuk nilai varian pada ketiga *cluster* adalah sebagai berikut :

Tabel 3.22 Nilai varian tiap *cluster*

C	Vc ²
1	7169,697
2	6853,845
3	9172,396

Setelah varian pada masing – masing *cluster* diketahui, maka nilai varian *within cluster* dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-24).

$$\begin{aligned}
 V_w &= \frac{1}{N - k} \sum_{i=1}^k (n_i - 1) \cdot V_i^2 \\
 &= \frac{1}{9 - 3} x \left(((3 - 1) x 7169,697) + ((2 - 1) x 6853,845) \right. \\
 &\quad \left. + ((4 - 1) x 9172,396) \right) \\
 &= 8118,404
 \end{aligned}$$

Perhitungan nilai varian *between cluster* menggunakan Persamaan (2-26) sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 V_b &= \frac{1}{k - 1} \sum_{i=1}^k n_i (d_i - \bar{d}) \\
 &= \frac{1}{3 - 1} x \left(((3 x (140 - 163,33)^2) + \dots + (3 x (50 - 66,67)^2)) \right. \\
 &\quad \left. + (2 x (192 - 216)^2) + \dots + (2 x (100 - 100)^2) \right. \\
 &\quad \left. + (4 x (100 - 112,5)^2) + \dots + (4 x (0 - 12,5)^2) \right) \\
 &= 83397,31
 \end{aligned}$$

Batasan varian dapat diketahui dengan menggunakan Persamaan (2-27), sehingga didapatkan proses perhitungan sebagai berikut :

$$V = \frac{V_w}{V_b}$$

$$V = \frac{8118,404}{83397,31} = 0,0974$$

Nilai batasan varian tersebut nantinya digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk menentukan hasil proses *clustering* mana yang akan dipakai untuk proses ekstraksi aturan *fuzzy*.

3. Proses Ekstraksi Aturan Fuzzy

Proses ekstraksi aturan *fuzzy* merupakan proses untuk membentuk aturan beserta koefisien *outputnya* yang nantinya akan digunakan pada *fuzzy inference system* model sugeno orde-satu. Langkah pertama adalah mencari nilai d_{ij}^k yang terbentuk dari derajat keanggotaan data pada masing – masing *cluster* menggunakan Persamaan (2-30). Sebagai contoh untuk menghitung

$$d_{11}^1 = X_{11} \times \mu_{11} = 140 \times 0,2402 = 33,622$$

$$d_{12}^1 = X_{12} \times \mu_{11} = 108 \times 0,2402 = 25,937$$

$$d_{13}^1 = X_{13} \times \mu_{11} = 222 \times 0,2402 = 53,315$$

$$d_{14}^1 = X_{14} \times \mu_{11} = 146 \times 0,2402 = 35,063$$

...

$$d_{19}^1 = X_{19} \times \mu_{11} = 0,5 \times 0,2402 = 0,120$$

$$d_{110}^1 = \mu_{11} = 0,2402$$

Hasil dari d_{ij}^k adalah sebagai berikut :

Tabel 3.23 Nilai d_{ij}^k aturan pertama

Data Ke-i	R1										$\mu R1i$
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9		
1	33,622	25,937	53,315	35,063	9,606	0,000	0,793	2,786	0,120	0,240	
2	6,504	6,319	7,093	5,018	1,518	0,000	0,223	0,715	0,022	0,031	
3	0,018	0,021	0,017	0,012	0,007	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	
4	0,223	0,223	0,434	0,283	0,062	0,002	0,014	0,036	0,001	0,002	
5	0,075	0,122	0,105	0,068	0,016	0,001	0,003	0,011	0,001	0,001	
6	0,079	0,123	0,137	0,106	0,044	0,001	0,006	0,025	0,002	0,001	
7	0,323	0,225	0,354	0,213	0,078	0,001	0,011	0,021	0,002	0,001	
8	0,003	0,002	0,003	0,001	0,001	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	
9	140,0	101,000	269,000	195,000	58,000	0,000	5,100	21,400	0,800	1,000	

Tabel 3.24 Nilai d_{ij}^k aturan kedua

Data Ke-i	R2										$\mu R2i$
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9		
1	0,039	0,030	0,062	0,041	0,011	0,000	0,001	0,003	0,000	0,000	
2	4,202	4,082	4,582	3,241	0,980	0,000	0,144	0,462	0,014	0,020	
3	21,457	25,815	20,451	14,975	8,493	0,112	1,095	2,000	0,134	0,112	
4	0,018	0,018	0,035	0,023	0,005	0,000	0,001	0,003	0,000	0,000	
5	1,778	2,895	2,476	1,613	0,381	0,013	0,079	0,254	0,019	0,013	
6	0,074	0,115	0,128	0,099	0,042	0,001	0,005	0,023	0,001	0,001	
7	240,000	167,000	263,000	158,000	58,000	1,000	8,000	15,800	1,400	1,000	

8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
9	0,188	0,136	0,362	0,262	0,078	0,000	0,007	0,029	0,001	0,001	0,001

Tabel 3.25 Nilai d_{ij}^k aturan ketiga

Data Ke-i	R3									
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9	$\mu R3i$
1	0,037	0,029	0,059	0,039	0,011	0,000	0,001	0,003	0,000	0,000
2	0,014	0,014	0,016	0,011	0,003	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000
3	0,285	0,343	0,272	0,199	0,113	0,001	0,015	0,027	0,002	0,001
4	2,863	2,863	5,582	3,635	0,802	0,029	0,177	0,464	0,017	0,029
5	7,188	11,706	10,012	6,520	1,540	0,051	0,318	1,027	0,077	0,051
6	100,000	155,000	173,000	133,000	56,000	1,000	7,200	31,600	1,900	1,000
7	0,178	0,124	0,195	0,117	0,043	0,001	0,006	0,012	0,001	0,001
8	0,238	0,184	0,210	0,115	0,076	0,000	0,013	0,106	0,005	0,002
9	0,111	0,080	0,213	0,155	0,046	0,000	0,004	0,017	0,001	0,001

Setelah d_{ij}^k diketahui, langkah selanjutnya adalah menormalisasi d_{ij}^k menggunakan Persamaan (2-31) dan Persamaan (2-32).

Sebagai contoh untuk menghitung d_{ij}^k ternormalisasi pertama :

$$d_{11}^1 = \frac{d_{11}^1}{\sum_{k=1}^3 \mu k_i} = \frac{33,622}{(0,2402 + 0,0003 + 0,0003)} = 139,681$$

$$d_{12}^1 = \frac{d_{12}^1}{\sum_{k=1}^3 \mu k_i} = \frac{25,937}{(0,2402 + 0,0003 + 0,0003)} = 107,754$$

$$d_{13}^1 = \frac{d_{13}^1}{\sum_{k=1}^3 \mu k_i} = \frac{53,315}{(0,2402 + 0,0003 + 0,0003)} = 221,494$$

$$d_{14}^1 = \frac{d_{14}^1}{\sum_{k=1}^3 \mu_k i} = \frac{35,063}{(0,2402 + 0,0003 + 0,0003)} = 145,667$$

...

$$d_{110}^1 = \frac{d_{110}^1}{\sum_{k=1}^3 \mu_k i} = \frac{0,240}{(0,2402 + 0,0003 + 0,0003)} = 0,998$$

Hasil selengkapnya dari proses normalisasi d_{ij}^k ditampilkan pada Tabel 3.26.

Tabel 3.26 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan pertama

Data Ke-i	R1									$\mu R1i$
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9	
1	139,681	107,754	221,494	145,667	39,909	0,000	3,292	11,574	0,499	0,998
2	127,409	123,769	138,937	98,287	29,729	0,000	4,368	14,015	0,425	0,607
3	0,157	0,189	0,150	0,110	0,062	0,001	0,008	0,015	0,001	0,001
4	7,175	7,175	13,991	9,112	2,009	0,072	0,445	1,162	0,043	0,072
5	1,163	1,894	1,620	1,055	0,249	0,008	0,052	0,166	0,012	0,008
6	0,079	0,123	0,137	0,105	0,044	0,001	0,006	0,025	0,002	0,001
7	0,322	0,224	0,353	0,212	0,078	0,001	0,011	0,021	0,002	0,001
8	1,353	1,045	1,193	0,652	0,430	0,000	0,076	0,601	0,027	0,012
9	139,701	100,784	268,426	194,584	57,876	0,000	5,089	21,354	0,798	0,998

Tabel 3.27 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan kedua

Data Ke-i	R2									$\mu R2i$
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9	
1	0,163	0,126	0,259	0,170	0,047	0,000	0,004	0,014	0,001	0,001
2	82,307	79,955	89,753	63,494	19,205	0,000	2,822	9,054	0,274	0,392

3	189,326	227,783	180,451	132,134	74,942	0,986	9,664	17,651	1,183	0,986
4	0,581	0,581	1,133	0,738	0,163	0,006	0,036	0,094	0,003	0,006
5	27,531	44,837	38,347	24,975	5,900	0,197	1,219	3,933	0,295	0,197
6	0,074	0,115	0,128	0,098	0,041	0,001	0,005	0,023	0,001	0,001
7	239,500	166,652	262,452	157,671	57,879	0,998	7,983	15,767	1,397	0,998
8	0,003	0,002	0,003	0,002	0,001	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
9	0,188	0,136	0,361	0,262	0,078	0,000	0,007	0,029	0,001	0,001

Tabel 3.28 Matriks normalisasi d_{ij}^k aturan ketiga

Data Ke-i	R3									
	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9	$\mu R3i$
1	0,156	0,120	0,247	0,162	0,044	0,000	0,004	0,013	0,001	0,001
2	0,284	0,276	0,310	0,219	0,066	0,000	0,010	0,031	0,001	0,001
3	2,517	3,028	2,399	1,757	0,996	0,013	0,128	0,235	0,016	0,013
4	92,244	92,244	179,876	117,150	25,828	0,922	5,719	14,944	0,553	0,922
5	111,305	181,269	155,033	100,970	23,851	0,795	4,929	15,901	1,193	0,795
6	99,847	154,762	172,735	132,796	55,914	0,998	7,189	31,552	1,897	0,998
7	0,178	0,124	0,195	0,117	0,043	0,001	0,006	0,012	0,001	0,001
8	108,644	83,952	95,804	52,347	34,569	0,000	6,124	48,297	2,173	0,988
9	0,111	0,080	0,213	0,154	0,046	0,000	0,004	0,017	0,001	0,001

Setelah proses normalisasi d_{ij}^k selesai, langkah selanjutnya adalah membentuk matriks U menggunakan Persamaan (2-33). Berikut hasil pembentukan matriks U :

139,681	107,754	221,494	...	0,001
127,409	123,769	138,937	...	0,001
0,157	0,189	0,150	...	0,013
:	:	:	..	:
0,111	0,080	0,213	...	0,001

Setelah pembentukan matriks U selesai, maka tahapan selanjutnya adalah membentuk matriks U^T . Berikut hasil pembentukan matriks U^T :

139,681	127,410	0,1571	...	139,7011
107,754	123,769	0,1890	...	100,784
221,494	138,937	0,1497	...	268,426
:	:	:	..	:
0,0011	0,0014	0,0131	...	0,0008

Kemudian dilakukan operasi perkalian matriks antara matriks U^T dengan U .

55315,19	44955,47	86243,87	...	9,40
44955,47	37143,49	68220,97	...	9,65
86243,87	68220,97	140615,56	...	16,16
:	:	:	..	:
9,40	9,65	16,16	...	3,46

Dari hasil perkalian tersebut dilakukan operasi inverse (Pn). Berikut hasil operasi inverse (Pn) :

0,000501534	-0,000257211	0,000649075	...	-2,7E - 07
-0,000257211	0,000346874	-0,000556187	...	2,22E - 07
0,000649075	-0,000556187	0,001075144	...	-4,8E - 07
:	:	:	..	:
-2,73715E - 07	2,22204E - 07	-4,83462E - 07	...	1,71E - 08

Hasil operasi inverse (Pn) selanjutnya dikalikan dengan matriks U^T . Berikut hasil perkaliannya :



0,01801413	-0,001592502	0,00032495	...	-0,01319
-0,011593315	0,013919156	-0,002594034	...	0,001852
0,026507761	-0,015210834	0,002791729	...	-0,01106
:	:	:	:	:
-0,00001167	5,63681E - 06	0,00001082	...	5,78E - 06

Langkah terakhir adalah mengalikan hasil dari perkalian matriks sebelumnya dengan Y , dimana Y adalah target *output* dari data latih seperti berikut :

Tabel 3.29 Matriks Y

Status Risiko
50
100
100
0
50
0
100
0
50

Dengan demikian didapatkan koefisien *output* sebagai berikut:

Tabel 3.30 Matriks koefisien output

Koefisien Output
0,14014
0,34132
-0,12482
0,11154
0,08878
0,00017
0,03019
0,11386
0,00223
-0,00217
-0,00005
0,26524
0,13911
0,14774
-0,08325
-0,00327

-0,00406
0,04693
-0,00104
0,00085
0,07271
0,29930
-0,02530
-0,18471
-0,31990
-0,00019
-0,02282
-0,21310
-0,00952
-0,00218

Dari hasil tersebut, barulah dibentuk menjadi matriks yang berukuran $r \times m$, dimana r merupakan jumlah aturan dan m panjang atribut. Sebagai hasil akhir untuk koefisien *output* yang siap digunakan pada proses inferensi fuzzy adalah sebagai berikut :

Tabel 3.31 Koefisien output (1)

R	j=1	j=2	j=3	j=4	j=5
R1	0,14014	0,34132	-0,12482	0,11154	0,08878
R2	-0,00005	0,26524	0,13911	0,14774	-0,08325
R3	0,07271	0,29930	-0,02530	-0,18471	-0,31990

Tabel 3.32 Koefisien output (2)

R	j=6	j=7	j=8	j=9	j=10
R1	0,00017	0,03019	0,11386	0,00223	-0,00217
R2	-0,00327	-0,00406	0,04693	-0,00104	0,00085
R3	-0,00019	-0,02282	-0,21310	-0,00952	-0,00218

Dari matriks koefisien *output* ini diperoleh parameter – parameter *output* untuk setiap aturan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 Z_1 &= (k_{11} * X_{11}) + (k_{12} * X_{12}) + (k_{13} * X_{13}) + (k_{14} * X_{14}) + \\
 &\quad (k_{15} * X_{15}) + (k_{16} * X_{16}) + (k_{17} * X_{17}) + (k_{18} * X_{18}) + \\
 &\quad (k_{19} * X_{19}) + k_{110} \\
 &= (0,14014 * X_{11}) + (0,34132 * X_{12}) + (-0,12482 * X_{13}) + \\
 &\quad (0,11154 * X_{14}) + (0,08878 * X_{15}) + \\
 &\quad (0,00017 * X_{16}) + (0,03019 * X_{17}) + (0,11386 * X_{18}) + \\
 &\quad (0,00223 * X_{19}) - 0,00217
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Z_2 &= (k_{21} * X_{21}) + (k_{22} * X_{22}) + (k_{23} * X_{23}) + (k_{24} * X_{24}) + \\
 &\quad (k_{25} * X_{25}) + (k_{26} * X_{26}) + (k_{27} * X_{27}) + (k_{28} * X_{28}) + \\
 &\quad (k_{29} * X_{29}) + k_{2.10} \\
 &= (-0,00005 * X_{21}) + (0,26524 * X_{22}) + (0,13911 * X_{23}) + \\
 &\quad (0,14774 * X_{24}) + (-0,08325 * X_{25}) + \\
 &\quad (-0,00327 * X_{26}) + (-0,00406 * X_{27}) + (0,04693 * X_{28}) + \\
 &\quad (-0,00104 * X_{29}) + 0,00085
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Z_3 &= (k_{31} * X_{31}) + (k_{32} * X_{32}) + (k_{33} * X_{33}) + (k_{34} * X_{34}) + \\
 &\quad (k_{35} * X_{35}) + (k_{36} * X_{36}) + (k_{37} * X_{37}) + (k_{38} * X_{38}) + \\
 &\quad (k_{39} * X_{39}) + k_{3.10} \\
 &= (0,07271 * X_{31}) + (0,29930 * X_{32}) + (-0,02530 * X_{33}) + \\
 &\quad (-0,18471 * X_{34}) + (-0,31990 * X_{35}) + \\
 &\quad (-0,00019 * X_{36}) + (-0,02282 * X_{37}) + (-0,21310 * X_{38}) \\
 &\quad + (-0,00952 * X_{39}) + -0,00218
 \end{aligned}$$

Setiap variabel *input* juga akan terbagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*.

Aturan – aturan yang terbentuk adalah sebagai berikut :

- [R1] : IF (TEKANAN DARAH is center₁₁) and (KADAR GULA is center₁₂) and (KOLESITEROL TOTAL is center₁₃) and (LDL is center₁₄) and (Usia is center₁₅) and (JENIS KELAMIN is center₁₆) and (ASAM URAT is center₁₇) and (BUN is center₁₈) and (KREATININ is center₁₉) THEN Status Risiko = Z₁
- [R2] : IF (TEKANAN DARAH is center₂₁) and (KADAR GULA is center₂₂) and (KOLESITEROL TOTAL is center₂₃) and (LDL is center₂₄) and (Usia is center₂₅) and (JENIS KELAMIN is center₂₆) and (ASAM URAT is center₂₇) and (BUN is center₂₈) and (KREATININ is center₂₉) THEN Status Risiko = Z₂
- [R3] : IF (TEKANAN DARAH is center₃₁) and (KADAR GULA is center₃₂) and (KOLESITEROL TOTAL is center₃₃) and (LDL is center₃₄) and (Usia is center₃₅) and (JENIS KELAMIN is center₃₆) and (ASAM URAT is center₃₇) and (BUN is center₃₈) and (KREATININ is center₃₉) THEN Status Risiko = Z₃

3.4.2 Proses Pengujian

Proses pengujian dilakukan terhadap data uji dengan menggunakan aturan yang telah terbentuk pada proses pembangkitan aturan *fuzzy* menggunakan *subtractive clustering*. Sebelum dilakukan pengujian terhadap data uji, terlebih dahulu dilakukan penentuan *range* untuk menentukan *range* dari tiap status risiko. Pada proses penentuan *range* yang dibutuhkan yaitu data latih, pusat *cluster* (*center*), nilai *sigma cluster*, serta parameter *output* pada tiap aturan. Data latih yang digunakan yaitu 109 data. Proses penentuan *range* telah dijelaskan pada

Gambar 3.20. Setelah didapat nilai Z, kemudian dihitung jumlah total data dari masing-masing status risiko yaitu $\text{jamRendah} = 23$, $\text{jamSedang} = 47$, dan $\text{jamTinggi} = 39$. Kemudian dilakukan perulangan untuk pengecekan status risiko, lalu nilai Z dimasukkan kedalam array $sRendah[S]$, $sSedang[R]$, dan $sTinggi[T]$.

$sRendah[R] = \{41,530; 25,161; 20,471; \dots; -6,269\}$

$sSedang[S] = \{47,056; 64,934; 45,645; \dots; 59,714\}$

$sTinggi[T] = \{86,214; 66,153; 89,319; \dots; 55,679\}$

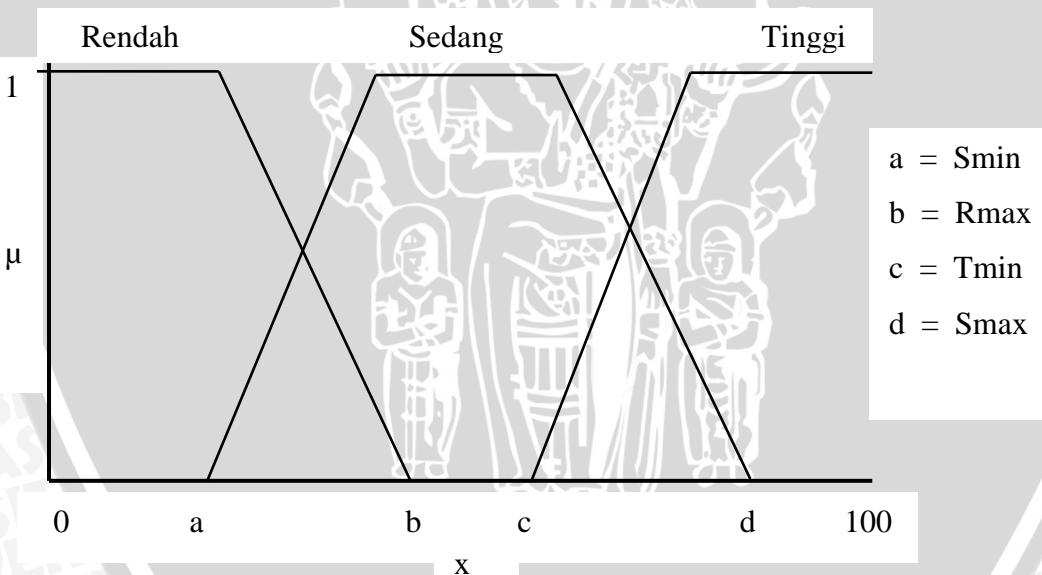
Dari ketiga array tersebut, masing-masing dicari nilai minimum dan maksimumnya, yang akan digunakan sebagai *range* masing-masing status risiko. Berikut hasil nilai minimum dan maksimum masing-masing status risiko :

$R_{\min} = -13,501 ; R_{\max} = 44,278$

$S_{\min} = 21,184 ; S_{\max} = 81,208$

$T_{\min} = 55,679 ; T_{\max} = 145,834$

Sehingga grafik *range* status risiko adalah seperti berikut :



Gambar 3.27 Grafik *range* status risiko stroke

Berikutnya dilakukan pengujian data uji. Pada proses pengujian data yang dibutuhkan yaitu data uji, pusat cluster (*center*), nilai *sigma cluster*, serta parameter *output* pada tiap aturan. Berikut contoh data uji yang digunakan untuk proses pengujian ditampilkan pada Tabel 3.33.



Tabel 3.33 Contoh data uji

TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Kreatinin	Status Risiko
240	167	263	158	58	1	8	15,8	1,4	100

Selanjutnya adalah mencari derajat keanggotaan tiap atribut data uji terhadap aturan. Sebagai contoh perhitungan derajat keanggotaan pada aturan pertama adalah sebagai berikut :

$$\mu_{11} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x_{11}-center_{11}}{\sigma_1}\right)^2\right)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{240-140}{59,40}\right)^2\right)} = 0,2424$$

$$\mu_{12} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x_{12}-center_{12}}{\sigma_2}\right)^2\right)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{167-101}{61,94}\right)^2\right)} = 0,5669$$

$$\mu_{13} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x_{13}-center_{13}}{\sigma_3}\right)^2\right)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{263-269}{72,97}\right)^2\right)} = 0,9966$$

$$\mu_{14} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x_{14}-center_{14}}{\sigma_4}\right)^2\right)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{158-195}{60,25}\right)^2\right)} = 0,8281$$

...

$$\mu_{19} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x_{19}-center_{19}}{\sigma_9}\right)^2\right)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{1,4-0,8}{0,72}\right)^2\right)} = 0,7075$$

Hasil selengkapnya untuk nilai derajat keanggotaan masing – masing aturan ditampilkan pada Tabel 3.34.

Tabel 3.34 Nilai derajat keanggotaan

R	TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Kreatinin
R1	0,242	0,567	0,997	0,828	1,000	0,062	0,575	0,939	0,707
R2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
R3	0,062	0,981	0,467	0,918	0,995	1,000	0,959	0,607	0,786

Kemudian tahapan selanjutnya adalah mencari *fire strength* (α -predikat) untuk setiap aturan. Apabila digunakan operator *product* sebagai operator pada antecedent, diperoleh :

$$\begin{aligned} [R1] : \alpha_1 &= \mu_{11} \bullet \mu_{12} \bullet \mu_{13} \bullet \mu_{14} \bullet \dots \bullet \mu_{19} \\ &= 0,242 \bullet 0,567 \bullet 0,997 \bullet 0,828 \bullet \dots \bullet 0,707 = 0,003 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [R2] : \alpha_2 &= \mu_{21} \bullet \mu_{22} \bullet \mu_{23} \bullet \mu_{24} \bullet \dots \bullet \mu_{29} \\ &= 1,000 \bullet 1,000 \bullet 1,000 \bullet 1,000 \bullet \dots \bullet 1,000 = 1,000 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [R3] : \alpha_3 &= \mu_{31} \bullet \mu_{32} \bullet \mu_{33} \bullet \mu_{34} \bullet \dots \bullet \mu_{39} \\ &= 0,062 \bullet 0,981 \bullet 0,467 \bullet 0,918 \bullet \dots \bullet 0,786 = 0,012 \end{aligned}$$



Menentukan nilai Z untuk setiap aturan merupakan langkah selanjutnya pada proses pengujian. Sebagai contoh untuk menghitung nilai Z pada aturan pertama adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_1 &= (k_{11} * X_{11}) + (k_{12} * X_{12}) + (k_{13} * X_{13}) + (k_{14} * X_{14}) + \\ &\quad (k_{15} * X_{15}) + (k_{16} * X_{16}) + (k_{17} * X_{17}) + (k_{18} * X_{18}) + \\ &\quad (k_{19} * X_{19}) + k_{1,10} \\ &= (0,14014 * 240) + (0,34132 * 167) + (-0,12482 * \\ &\quad 263) + (0,11154 * 158) + (0,08878 * 58) + \\ &\quad (0,00017 * 1) + (0,03019 * 8) + (0,11386 * 15,8) + \\ &\quad (0,00223 * 1,4) + 0,00223 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_2 &= (k_{21} * X_{21}) + (k_{22} * X_{22}) + (k_{23} * X_{23}) + (k_{24} * X_{24}) + \\ &\quad (k_{25} * X_{25}) + (k_{26} * X_{26}) + (k_{27} * X_{27}) + (k_{28} * X_{28}) + \\ &\quad (k_{29} * X_{29}) + k_{2,10} \\ &= (-0,00005 * 240) + (0,26524 * 167) + (0,13911 * \\ &\quad 263) + (0,14774 * 158) + (-0,08325 * 58) + \\ &\quad (-0,00327 * 1) + (-0,00406 * 8) + (0,04693 * 15,8) \\ &\quad + (-0,00104 * 1,4) + 0,00085 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_3 &= (k_{31} * X_{31}) + (k_{32} * X_{32}) + (k_{33} * X_{33}) + (k_{34} * X_{34}) + \\ &\quad (k_{35} * X_{35}) + (k_{36} * X_{36}) + (k_{37} * X_{37}) + (k_{38} * X_{38}) + \\ &\quad (k_{39} * X_{39}) + k_{3,10} \\ &= (0,07271 * 240) + (0,29930 * 167) + (-0,02530 * \\ &\quad 263) + (-0,18471 * 158) + (-0,31990 * 58) + \\ &\quad (-0,00019 * 1) + (-0,02282 * 8) + (-0,21310 * \\ &\quad 15,8) + (-0,00952 * 1,4) + -0,00218 \end{aligned}$$

Langkah terakhir, yaitu menghitung nilai Z total (*defuzzy*) dengan metode *weighed average*, sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z &= \frac{(\alpha_1 x Z_1) + (\alpha_2 x Z_2) + (\alpha_3 x Z_3)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} \\ &= \frac{(0,003 x - 82,622) + (1,0 x 100,091) + (0,012 x 9,474)}{0,003 + 1,0 + 0,012} = 98,979 \end{aligned}$$

Dengan demikian hasil status risiko (Z) menunjukkan bahwa data uji dengan nilai atribut Tekanan Darah (TD) = 240, Kadar Gula (KG) = 167, Kolesterol Total (KT) = 263, *Low Density Lipoprotein* (LDL) = 158, Usia (U) = 58, Jenis Kelamin (JK) = 1 (laki-laki), Asam Urat (AU) = 8, *Blood Urea Nitrogen* (BUN) = 15.8, Kreatinin = 1.4 bernilai 98,979. Hal ini menyatakan besarnya nilai status risiko yang menjadi bahan pertimbangan untuk menentukan tingkat risiko terkena penyakit stroke. Untuk menentukan status risiko pasien



tersebut, maka dihitung nilai derajat keanggotaan kelas rendah, sedang dan tinggi sebagai berikut :

- Derajat keanggotaan kelas rendah :

$$\mu(98,979) = \begin{cases} 1 & x \leq 21,18 \\ \frac{(44,28 - x)}{(44,28 - 21,18)} & 21,18 \leq x \leq 44,28 \\ 0 & x \geq 44,28 \end{cases}$$

$$\mu = 0$$

- Derajat keanggotaan kelas sedang :

$$\mu(98,979) = \begin{cases} 0 & x \leq 21,18 \text{ atau } x \geq 81,21 \\ \frac{(x - 21,18)}{(44,28 - 21,18)} & 21,18 \leq x \leq 44,28 \\ 1 & 44,28 \leq x \leq 55,68 \\ \frac{(81,21 - x)}{(81,21 - 55,68)} & 55,68 \leq x \leq 81,21 \end{cases}$$

$$\mu = 0$$

- Derajat keanggotaan kelas tinggi :

$$\mu(98,979) = \begin{cases} 0 & x \leq 55,68 \\ \frac{(x - 55,68)}{(81,21 - 55,68)} & 55,68 \leq x \leq 81,21 \\ 1 & x \geq 81,21 \end{cases}$$

$$\mu = 1$$

Dari hasil perhitungan derajat keanggotaan dengan nilai $Z = 98,979$ didapat nilai 0 pada kelas rendah dan sedang, dan nilai 1 pada kelas tinggi. Hal tersebut menandakan bahwa pasien berada pada kelas tinggi yang artinya pasien tersebut berisiko tinggi terkena penyakit stroke.

3.5 Perancangan Pengujian dan Analisis

Pengujian dan analisis dilakukan untuk mengetahui bagaimana akurasi dari hasil *cluster* yang terbentuk guna membangkitkan aturan *fuzzy* untuk proses sistem inferensi *fuzzy* pada deteksi dini risiko penyakit stroke. Ada beberapa skenario pengujian yang dilakukan, diantaranya adalah sebagai berikut:



1. Evaluasi pembentukan aturan dari hasil proses *clustering*

Pada skenario pengujian ini akan dilakukan percobaan dengan menggunakan beberapa jumlah data latih. Nantinya nilai jari – jari , *accept ratio* dan *reject ratio* yang digunakan adalah bervariasi, yaitu antara 0,5 sampai 1,3 untuk nilai jari – jari, untuk nilai *reject ratio* antara 0,15 sampai 0,5 dan untuk nilai *accept ratio* antara 0,5 sampai 0,9. Pemilihan nilai parameter tersebut berdasarkan dasar teori pada subbab 2.5. Dengan skenario pengujian ini akan diketahui jumlah *cluster* yang terbentuk beserta nilai batasan variannya. Ketika ditemukan nilai batasan varian dengan nilai yang sama – sama terkecil pada beberapa jari – jari sebagai bahan pengujian parameter, maka hasil *cluster* dengan nilai jari – jari terkecillah yang akan diambil sebagai bahan ekstraksi aturan *fuzzy*. Meski secara pengelompokan data akan menghasilkan *cluster* yang sama, namun nilai jari – jari akan berpengaruh terhadap sigma *cluster* dan nantinya akan berpengaruh juga pada nilai derajat keanggotaan. Sehingga dengan pemilihan jari – jari terkecil pada nilai batasan varian terkecil diharapkan dapat memaksimalkan proses inferensi *fuzzy*. Perancangan tabel pengujian untuk proses pembentukan *cluster* ditunjukkan pada Tabel 3.35.

Tabel 3.35 Tabel pengujian pembentukan aturan

Jumlah Data Latih = x						
No.	Jari – jari	$ar = 0,5$ dan $rr = 0,15$...	$ar = 0,9$ dan $rr = 0,5$	
		Nilai varian	Jumlah cluster		Nilai varian	Jumlah cluster
Pengujian 1	0,5					
Pengujian 2	0,6					
...		
Pengujian n	3					

2. Evaluasi data uji terhadap aturan terpilih

Pada skenario pengujian ini akan dicari tingkat akurasi sistem dengan membandingkan hasil sistem terhadap data uji yang berasal dari pakar menggunakan beberapa aturan yang terpilih sebelumnya. Untuk mengetahui

akurasi dari sistem digunakan Persamaan (2-44). Perancangan tabel pengujian untuk mengetahui hasil pengujian data uji terhadap aturan terpilih ditunjukkan pada Tabel 3.36.

Tabel 3.36 Tabel uji akurasi

Jenis Aturan (batasan varian)	Jumlah Atruan	Data Uji			Data Latih		
		Status Risiko		Akurasi	Status Risiko		Akurasi
		Benar	Salah		Benar	Salah	
Pengujian 1							
Pengujian 2							
...							
Pengujian n							



BAB IV

IMPLEMENTASI

Pada bab implementasi ini berisi mengenai penerapan dari sistem yang telah dikembangkan pada bab metodologi dan perancangan sistem.

4.1 Lingkungan Implementasi

4.1.1 Lingkungan Implementasi Perangkat keras

Dalam pengembangan sistem ini menggunakan sebuah laptop dengan spesifikasi sebagai berikut :

Tabel 4.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Nama Komponen	Spesifikasi
Type	Dell Inspiron N4050
Processor	Intel(R) Pentium(R) CPU B940 @ 2.00GHz
Memory	4096MB RAM
Hard Disk	500GB

4.1.2 Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak

Tabel 4.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Nama Komponen	Spesifikasi
Operating System	Windows 8 Pro 32-bit
Bahasa Pemrograman	C# (C-Sharp)
Software	Microsoft Visual Studio 2010 Professional
DBMS	MySQL

4.2 Implementasi Program

Pada sub bab ini menjelaskan mengenai implementasi proses dari perancangan yang telah dijelaskan pada bab metodologi dan perancangan. Sistem dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman C# (C-Sharp). Sistem disimpan dalam satu package yang terdiri dari tujuh kelas. Kelas-kelas tersebut ditunjukkan pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Deskripsi Kelas Program

Nama kelas	Deskripsi
FormPelatihan.cs	Kelas ini digunakan untuk menampilkan antarmuka utama, yaitu proses <i>clustering</i> data latih.
Subtractive.cs	Kelas yang berisi proses pembelajaran data latih dengan menggunakan <i>subtractive clustering</i> .
Varian.cs	Kelas yang digunakan untuk memproses nilai batasan varian dari hasil <i>clustering</i> yang didapat.
ekstraksiAturan.cs	Kelas yang digunakan untuk pembentukan aturan <i>fuzzy</i> dan menentukan nilai koefisien outputnya.
pengujianRange.cs	Kelas yang digunakan untuk menentukan <i>range</i> dari nilai status risiko.
FormPengujian.cs	Kelas yang digunakan untuk menampilkan antarmuka hasil pengujian terhadap data uji untuk mendapatkan diagnosa sistem.
Sugeno.cs	Kelas yang digunakan untuk proses pengujian data uji menggunakan <i>fuzzy inference system</i> model Sugeno.

4.2.1 Implementasi Proses *Subtractive Clustering*

Proses *subtractive clustering* diterapkan pada *class* subtractive.cs, dimana pada *class* ini terdapat 7 proses utama yang diterapkan pada beberapa *method*. Selain itu ada tambahan *method* lain lagi dalam *class* ini untuk mempermudah implementasi proses *subtractive clustering*. Penjelasan *method* pembentuk *class* subtractive.cs dijelaskan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 *Method – method* pembentuk kelas subtractive.cs

Nama <i>method</i>	Deskripsi
DataLatih()	<i>Method</i> yang digunakan untuk membaca dan menampung data latih dari <i>database</i> .
Normalisasi()	Sebuah <i>method</i> yang digunakan untuk proses normalisasi data latih.
potensiAwal()	Merupakan <i>method</i> yang digunakan untuk mencari potensi awal setiap titik data latih.
findDmax()	<i>Method</i> yang digunakan untuk proses penentuan potensi tertinggi titik data.
tentukanPusatCluster()	<i>Method</i> yang digunakan untuk menyeleksi apakah suatu titik data dengan potensi tertinggi bisa menjadi pusat <i>cluster</i> atau tidak.
denormalisasi()	Sebuah <i>method</i> yang digunakan pada proses pengembalian pusat <i>cluster</i> .
hitungSigmaCluster()	<i>Method</i> untuk menghitung nilai sigma <i>cluster</i> .

a. Implementasi Baca Data Latih

Proses pertama pada *subtractive clustering* adalah memasukkan data latih sebanyak n buah data yang diterapkan kedalam sebuah *method* DataLatih(). Untuk dapat membaca data latih yang telah disimpan sebelumnya pada sebuah *database*, maka diperlukan sebuah object dari class MysqlConnection untuk mengoneksikan antara program dengan *database*. Jumlah data latih yang digunakan pada proses *subtractive clustering* berupa inputan dari *user* yang diinisialisasikan pada variabel jmlData. Penerapan untuk proses masukan data latih dapat dilihat pada *Source code* 4.1.

```
public void DataLatih() {
    try{
        koneksi.Open();
        query = "select * from dataLatihAwal limit 0," + jmlData;
        comm = new MySqlCommand(query, koneksi);
        comm.ExecuteNonQuery();
        adapter = new MySqlDataAdapter(comm);
        read = comm.ExecuteReader();
        matriksData = new double[jmlData, jmlAtribut];
        double[,] data=new double[jmlData,jmlAtribut];
    }
}
```

```

int i = 0;
while (read.Read()) {
    int id = Convert.ToInt16(read["id_latih"]);
    int tdarah = Convert.ToInt16(read["td"]);
    int kadarGula = Convert.ToInt16(read["kg"]);
    int kolesterol = Convert.ToInt16(read["kt"]);
    int LDL = Convert.ToInt16(read["ldl"]);
    int usia = Convert.ToInt16(read["usia"]);
    int JK = Convert.ToInt16(read["jk"]);
    double asamUrat = Convert.ToDouble(read["au"]);
    double BUN = Convert.ToDouble(read["bun"]);
    double kreatinin
        =
Convert.ToDouble(read["kreatinin"]);
    int statusRisiko = Convert.ToInt16(read["risiko"]);

    matriksData[i, 0] = tdarah;
    matriksData[i, 1] = kadarGula;
    matriksData[i, 2] = kolesterol;
    matriksData[i, 3] = LDL;
    matriksData[i, 4] = usia;
    matriksData[i, 5] = JK;
    matriksData[i, 6] = asamUrat;
    matriksData[i, 7] = BUN;
    matriksData[i, 8] = kreatinin;
    matriksData[i, 9] = statusRisiko;
    i++;
}
catch (Exception er) {
    Console.WriteLine("Error : " + er);
}
finally{
    koneksi.Close();
}
}

```

Source code 4.1 Listing program proses membaca dan memasukkan data latih

b. Implementasi Normalisasi Data Latih

Proses normalisasi data digunakan agar data latih berada pada proses normal yang artinya bahwa *range* antara data latih satu dengan lainnya sama-sama berada pada kisaran 0 sampai 1. Kode program untuk proses normalisasi merujuk pada Persamaan(2-11). Penerapan untuk proses normalisasi terdapat pada *method* normalisasi() seperti yang terlihat pada Source code 4.2.

```

public void normalisasi() {
    for (int i = 0; i < jmlData; i++) {
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++) {
            matriksData[i, j] = (matriksData[i, j]-xMin[j]) /
                (xMax[j]- xMin[j]);
        }
    }
}

```

Source code 4.2 Listing program proses normalisasi



c. Implementasi Menentukan Potensi Awal Tiap Titik Data

Pada proses penentuan potensi awal tiap titik data akan dicari nilai potensi awal (D) sebagai bahan pertimbangan pertama untuk menentukan apakah suatu titik data bisa menjadi pusat *cluster* atau tidak. Untuk itu, prosesnya akan diterapkan kedalam sebuah *method* `potensiAwal()` yang alur algoritmanya merujuk pada Persamaan (2-12) sampai Persamaan (2-15). Struktur penulisan kode program untuk proses perhitungan potensi awal tiap titik data ditunjukkan pada *Source code 4.3*.

```
public void potensiAwal(){
    double[] T = new double[jmlAtribut];
    double[,] dist = new double[jmlData, jmlAtribut];
    D = new double[jmlData];

    for (int i = 0; i < jmlData; i++){
        double[] DS = new double[jmlData];
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++)
            T[j] = matriksData[i, j];

        for (int k = 0; k < jmlData; k++)
            for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++)
                dist[k, j] = (T[j] - matriksData[k, j]) / jari;

        for (int k = 0; k < jmlData; k++){
            for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++)
                DS[k] = DS[k] + Math.Pow(dist[k, j], 2);
        }

        for (int k = 0; k < jmlData; k++)
            D[i] = D[i] + Math.Exp((-4) * DS[k]);
    }
    M = D[findDmax(D)];
}
```

Source code 4. 3 Listing code penentuan potensi awal tiap titik data

d. Implementasi Pencarian Titik dengan Potensi Tertinggi

Proses pencarian titik dengan potensi tertinggi merupakan proses untuk menentukan titik data dengan nilai potensi tertinggi yang nantinya digunakan sebagai acuan untuk penentuan pusat *cluster*. Dalam implementasinya, proses ini diterapkan ke dalam sebuah *method* `findDmax()` dimana proses ini adalah menampung nilai potensi tertinggi kedalam variabel *max* pada tiap kali iterasi sesuai jumlah data latih. Implementasi untuk proses pencarian titik dengan potensi tertinggi dapat dilihat pada *Source code 4.4*.



```
public int findDmax(double[] arr) {  
    int idx = 0;  
    double max = 0;  
    for (int i = 0; i < arr.Length; i++) {  
        if (arr[i] > max) {  
            max = arr[i];  
            idx = i;  
        }  
    }  
    return idx;  
}
```

Source code 4.4 Listing code pencarian titik dengan potensi tertinggi

e. Implementasi Penentuan Pusat Cluster

Proses penentuan pusat *cluster* merupakan proses untuk menentukan apakah suatu titik data dengan potensi tertinggi pada suatu iterasi dapat dijadikan sebagai pusat *cluster* atau tidak. Setelah titik data tersebut bisa dijadikan sebagai pusat *cluster* dengan kondisi tertentu, maka akan dilakukan pengurangan potensi titik data tersebut sehingga pada iterasi selanjutnya potensi titik data tersebut tidak diperhitungkan pada proses pencarian titik dengan potensi tertinggi.

Secara umum proses penentuan pusat *cluster* yang telah dibangun pada subbab 3.3 sebelumnya akan diterapkan kedalam sebuah *method* tentukanPusatCluster(), dimana dalam *method* ini berisi runtutan algoritma sesuai dengan proses yang telah dibangun sebelumnya. Untuk lebih jelasnya, implementasi pada proses penentuan pusat *cluster* dapat dilihat pada Source code 4.5.

```
public void tentukanPusatCluster() {  
    V = new double[jmlAtribut];  
    int iterasi = 1;  
  
    Z = M;  
    C = 0;  
    kondisi = 1;  
  
    while (kondisi != 0 && Z != 0) {  
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++) {  
            V[j] = matriksData[idxTitikPotensiTertinggi, j];  
        }  
        double rasio = Z / M;  
        kondisi = 0;  
  
        if (rasio > aratio) {  
            kondisi = 1; //ada calon pusat baru  
        }  
        else{  
            if (rasio > rratio) {  
                ...  
            }  
        }  
    }  
}
```



```
        double Md = -1;
        double[] Sd = new double[C];
        double Smd;
        double[,] G = new double[C, jmlAtribut];
        for (int i = 0; i < C; i++){
            for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
                G[i,j] = Math.Pow((V[j] - pusatCluster[i,j]) / jari , 2);
            }
            for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
                Sd[i] = Sd[i] + G[i, j] ;
            }
            if (Md < 0 || Sd[i] < Md)
                Md = Sd[i];
        }
        Smd = Math.Sqrt(Md);
        double rSmd = rasio + Smd;
        if (rSmd >= 1)
            kondisi = 1;
        else
            kondisi = 2;
    }
    else{
        rich.richTextBox1.AppendText ("Iterasi Dihentikan");
    }
}
if (kondisi == 1) {
    C++;
    if (pusatCluster == null)
        pusatCluster = new double[C, jmlAtribut];
    else
        pusatCluster = ResizeArray<double>(pusatCluster, C, jmlAtribut);

    for (int i = C-1; i < C; i++){
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
            pusatCluster[i, j] = V[j];
        }
    }

    double[,] S = new double[jmlData, jmlAtribut];
    double[] ST = new double[jmlData];
    double[] Dc = new double[jmlData];

    for (int i = 0; i < jmlData; i++){
        double temp = 0;
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
            S[i, j] = (V[j] - matriksData[i, j]) / (jari * q);
            temp = temp + Math.Pow(S[i, j], 2);
        }
        ST[i] = temp;
    }

    for (int i = 0; i < jmlData; i++){
        Dc[i] = M * Math.Exp((-4) * ST[i]);
    }
}
```

```

for (int i = 0; i < jmlData; i++){
    D[i] = D[i] - Dc[i];
    if (D[i] < 0) {
        D[i] = 0;
    }
}
titikPotensiTertinggi();
}

if (kondisi == 2) {
    D[idxTitikPotensiTertinggi] = 0;
    titikPotensiTertinggi();
}
iterasi++;
}
}

```

Source code 4.5 Listing code proses penentuan pusat cluster

f. Implementasi Pengembalian Pusat Cluster

Proses pengembalian pusat *cluster* atau bisa dikatakan sebagai proses denormalisasi merupakan kebalikan dari proses normalisasi data, yaitu mengembalikan pusat *cluster* yang awalnya ada pada keadaan normal berubah menjadi kondisi semula atau nilai sebenarnya. Penerapan untuk proses denormalisasi data adalah dengan membuat *method* denormalisasi() yang alur proses programnya sesuai dengan Persamaan (2-22). Kode program untuk proses denormalisasi ditunjukkan pada *Source code 4.6*.

```

public void denormalisasi(){
    for (int i = 0; i < C; i++){
        for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
            pusatCluster[i,j] = (pusatCluster[i,j] *
                (xMax[j] - xMin[j])) + xMin[j];
        }
    }
}

```

Source code 4.6 Listing program proses pengembalian pusat cluster

g. Implementasi Perhitungan Nilai Sigma Cluster

Implementasi untuk proses perhitungan nilai sigma mengacu pada Persamaan (2-23). Pada implementasinya, proses perhitungan nilai sigma *cluster* diterapkan kedalam sebuah *method* hitungSigmaCluster(). Untuk lebih jelas terkait *method* hitungSigmaCluster() dapat dilihat pada *Source code 4.7*.

```

public void hitungSigmaCluster(){
    sigma = new double[jmlAtribut];
    for (int j = 0; j < jmlAtribut; j++){
        sigma[j] = jari * ((xMax[j] - xMin[j]) / Math.Sqrt(8));
    }
}

```



```

    tampilSigmaCluster();
}

```

Source code 4.7 Listing program proses perhitungan sigma cluster

4.2.2 Implementasi Proses Perhitungan Varian

Proses perhitungan varian terbagi menjadi 3 jenis, yaitu proses perhitungan varian tiap *cluster*, proses perhitungan *varian within cluster*, dan proses perhitungan *varian between cluster*. Proses dari perhitungan varian adalah untuk mendapatkan nilai batasan varian dari hasil *cluster* yang terbentuk. Lewat nilai batasan varian inilah yang nantinya bisa dijadikan acuan untuk memilih hasil *cluster* mana yang efektif guna dijadikan bahan bagi proses ekstraksi aturan *fuzzy*. Pada implementasinya, proses perhitungan varian dibagi menjadi 4 *method* utama, yaitu `varianTiapCluster()`, `varianWithinCluster()`, `varianBetweenCluster()`, dan `batasanVarian()`. Sedangkan untuk lebih lengkapnya terkait *method* pembentuk kelas `varian.cs` ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 *Method-method* pembentuk kelas `varian.cs`

Nama <i>method</i>	Deskripsi
<code>jumlahDataTiapCluster(int indexCluster)</code>	<i>Method</i> yang digunakan untuk menghitung jumlah data pada tiap <i>cluster</i> yang terbentuk.
<code>rataRataAtribut(int indexCluster, int indexAtribut)</code>	Sebuah <i>method</i> yang digunakan menghitung nilai rata – rata pada tiap atribut data pada suatu <i>cluster</i> yang terbentuk.
<code>varianTiapAtribut(int x, int y)</code>	<i>Method</i> yang digunakan untuk mencari nilai varian tiap atribut pada suatu <i>cluster</i> .
<code>varianTiapCluster(int x)</code>	<i>Method</i> yang digunakan untuk proses perhitungan varian tiap <i>cluster</i> .
<code>varianWithinCluster()</code>	Sebuah <i>method</i> yang digunakan untuk proses perhitungan <i>variance within cluster</i> .
<code>varianAntarAtribut(int x, int y)</code>	Sebuah <i>method</i> yang digunakan untuk menghitung nilai varian antar atribut pada suatu <i>cluster</i> .
<code>varianAntarCluster(int x)</code>	<i>Method</i> untuk menghitung nilai varian antar <i>cluster</i> .
<code>varianBetweenCluster()</code>	Sebuah <i>method</i> yang digunakan untuk menghitung nilai <i>variance</i>



	<i>between cluster.</i>
batasanVarian()	<i>Method</i> yang diperlukan untuk mengitung nilai batasan varian.

a. Implementasi Proses Perhitungan Varian Tiap Cluster

Proses perhitungan varian tiap *cluster* diterapkan dengan membuat *method* varianTiapCluster(), dimana dalam *method* tersebut perlu untuk memanggil *method* tambahan lainnya untuk membantu proses perhitungan, diantaranya adalah *method* jumlahDataTiapCluster(), rataRataAtribut(), dan varianTiapAtribut(). Alur proses untuk *method* varianTiapCluster() mengacu pada Persamaan (2-25). Implementasi untuk proses perhitungan varian tiap *cluster* ditunjukkan pada *Source code 4.8*.

```
public double varianTiapCluster(int x) {
    double temp = 0, varian = 0;
    int[] idHasilCluster = sc.tentukanIDcluster(sc.tabelMiu);
    for (int i = 0; i < sc.jmlAtribut; i++) {
        temp = varianTiapAtribut(x, i);
        varian = varian + temp;
    }
    return varian;
}
```

Source code 4.8 Listing program proses perhitungan varian tiap cluster

b. Implementasi Proses Perhitungan Varian Within Cluster

Proses perhitungan *varian within cluster* nantinya melibatkan hasil dari *method* varianTiapCluster(). Dalam implementasinya, proses perhitungan *varian within cluster* diterapkan dengan membuat *method* varianWithinCluster(). Proses pada *method* ini mengacu pada Persamaan (2-24). Variabel *temp* digunakan untuk menampung jumlah total nilai varian tiap cluster yang terbentuk. Implementasi untuk proses perhitungan *varian within cluster* ditunjukkan pada *Source code 4.9*.

```
public double varianWithinCluster(){
    double vw = 0, temp = 0, temp2 = 0;
    for (int i = 0; i < sc.C; i++) {
        temp = temp + ((jmlDataTiapCluster(i) - 1) *
                        varianTiapCluster(i));
    }
    temp2 = (sc.jmlData - sc.C);
    vw = (1/temp2) * temp;
    return vw;
}
```

Source code 4.9 Listing program proses perhitungan varian within cluster



c. Implementasi Proses Perhitungan Varian Between Cluster

Proses perhitungan varian tiap *cluster* diterapkan dengan membuat *method* *varianBetweenCluster()*, dimana dalam *method* tersebut perlu untuk memanggil *method* tambahan lainnya untuk membantu proses perhitungan, diantaranya adalah *method* *jumlahDataTiapCluster()*, *rataRataAtribut()*, dan *varianAntarAtribut()*. Implementasi untuk proses perhitungan varian tiap *cluster* ditunjukkan pada *Source code 4.10*.

```
public double varianBetweenCluster(){
    double VB = 0, temp = 0, temp2 = 0;
    for (int i = 0; i < sc.C; i++){
        temp = temp + varianAntarCluster(i);
    }
    temp2 = (sc.C - 1);
    VB = (1/temp2) * temp;
    return VB;
}
```

Source code 4.10 Listing program proses perhitungan varian between cluster

d. Implementasi Proses Perhitungan Batasan Varian

Perhitungan nilai batasan varian merupakan proses terakhir pada proses perhitungan varian. Nilai batasan varian didapatkan dari hasil bagi antara nilai *varian within cluster* dengan *varian between cluster* sesuai dengan Persamaan (2-27). Pada implementasinya, proses perhitungan batasan varian diterapkan pada sebuah *method* *batasanVarian()* sama seperti pada *Source code 4.11*.

```
public double batasanVarian(){
    double batasanVarian = 0;
    batasanVarian = varianWithinCluster() /
    varianBetweenCluster();
    return batasanVarian;
}
```

Source code 4.11 Listing program proses perhitungan batasan varian

4.2.3 Implementasi Proses Ekstraksi Aturan Fuzzy

Proses ekstraksi aturan *fuzzy* merupakan proses untuk mendapatkan nilai koefisien *output* pada konsekuensi sistem inferensi *fuzzy* model sugeno. Implementasi ekstraksi aturan *fuzzy* pada kelas *ekstraksiAturan.cs* mengacu pada sub-subbab 3.3.2.4. Pada kelas *ekstraksiAturanFuzzy()* terdapat dua *method* utama, yaitu *method* *derajatKeanggotaan()* dan *matriksKoefisienOutput()*.

a. Implementasi Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan

Proses perhitungan nilai derajat keanggotaan untuk tiap data terhadap pusat *cluster* dan sigma dengan menggunakan fungsi *gauss* sama seperti pada Persamaan (2-29). Pada implementasinya, proses ini diterapkan ke dalam *method* *derajatKeanggotaan()*. Implementasi proses perhitungan derajat keanggotaan ditunjukkan pada *Source code 4.12*.

```
public void derajatKeanggotaan(){
    tabelMiu = new double[jmlData, C];
    matriksData = new double[jmlData, jmlAtribut];

    DataLatih();
    double[] v = new double[jmlAtribut];
    for(int i = 0; i < jmlData; i++){
        for(int j = 0; j < C; j++){
            double sigma1 = 0;

            for(int k = 0; k < jmlAtribut; k++){
                v[k] = pusatCluster[j, k];
                sigma1 = sigma1 + Math.Pow((matriksData[i, k] -
v[k]) /
sigma[k]), 2);
            }

            tabelMiu[i, j] = Math.Exp((-0.5) * sigma1);
        }
    }
    int[] idCluster = tentukanIDcluster(tabelMiu);
    printHasilCluster(idCluster);
}
```

Source code 4.12 Listing program proses perhitungan derajat keanggotaan

b. Implementasi Proses Perhitungan Koefisien Output

Implementasi proses perhitungan koefisien *output* diterapkan pada *method* *matriksKoefisienOutput()* yang alur algoritmanya sesuai pada Gambar 3.16. Proses perhitungan koefisien *output* memerlukan operasi matriks yang cukup kompleks, diantaranya seperti perkalian matriks, *transpose*, dan *inverse*. Oleh karena itulah perlu adanya sebuah *library* tambahan, yaitu *Accord.Math* untuk memudahkan operasi matriks dengan dimensi yang cukup panjang. Implementasi untuk proses perhitungan koefisien *output* ditunjukkan pada *Source code 4.13*.

```
public double[,] matriksUT(){
    double[,] ut = matriksUnormalisasi();
    ut = transpose(ut);

    return ut;
}
public double[,] matriksUTxU() {
```



```

        double[,] xy = matriksUT();
        double[,] ab = matriksUnormalisasi();
        double[,] multi = mult(xy, ab);
        return multi;
    }

    public double[,] matriksInverse(){
        double[,] xy = matriksUTxU();
        double[,] mInv = invers(xy);

        int x = mInv.GetLength(0);
        int y = mInv.GetLength(1);
        double[,] temp = new double[x, y];
        for (int i = 0; i < x; i++) {
            for (int j = 0; j < y; j++) {
                temp[i, j] = mInv[i, j];
            }
        }
        return temp;
    }

    public double[,] matriksPnxUT() {
        double[,] pn = matriksInverse();
        double[,] ut = matriksUT();
        double[,] PnxUT = mult(pn, ut);
        return PnxUT;
    }

    public double[,] matriksKoefisienOutput(){
        double[,] PnxUT = matriksPnxUT();
        double[,] KO = new double[sc.jmlData, 1];

        for (int i = 0; i < sc.jmlData; i++) {
            double sRisiko = sc.matriksData[i, 9];
            KO[i, 0] = sRisiko;
        }

        mKO = mult(PnxUT, KO);
        mKO = ResizeArray<double>(mKO, sc.C, sc.jmlAtribut);
        return mKO;
    }
}

```

Source code 4.13 Listing program proses perhitungan koefisien output

4.2.4 Implementasi Proses Sistem Inferensi *Fuzzy Model Sugeno*

Proses sistem inferensi *fuzzy* merupakan bagian pengujian terhadap data uji menggunakan *fuzzy inference system* model sugeno dengan aturan yang telah dibangkitkan pada proses *clustering* dan ekstraksi aturan *fuzzy*. Sebelum dilakukan pengujian terhadap data uji, dilakukan proses penentuan *range* dengan menggunakan data latih untuk mendapatkan nilai *range* dari masing-masing status risiko. Implementasi proses penentuan *range* diterapkan ke dalam kelas pengujianrange.cs, dimana di dalamnya terdapat 5 buah *method* diantaranya

adalah `derajatKeanggotaan()`, `alfaPredikat()`, `nilaiZ()`, `defuzzy()`, dan `tentukanRange()`. Setelah didapatkan *range* dilakukan proses pengujian terhadap data uji. Implementasi pada proses ini diterapkan ke dalam kelas `sugeno.cs`, dimana di dalamnya terdapat 6 buah *method* diantaranya adalah `DataUji()`, `derajatKeanggotaan()`, `alfaPredikat()`, `nilaiZ()`, dan `defuzzy()`.

a. Implementasi Proses Penentuan Range

Pada kelas `pengujianrange.cs`, *method* `derajatKeanggotaan()`, `alfaPredikat()`, `nilaiZ()`, dan `defuzzy()` sama dengan pada kelas `sugeno.cs`, maka berikut hanya ditampilkan proses penentuan *range* pada *method* `tentukanRange()`. Proses penentuan *range* dilakukan terhadap 109 data latih. Langkah pertama pada penetuan *range* ini yaitu menghitung jumlah total data pada masing-masing *output* atau status risiko untuk menentukan panjang array yang akan digunakan untuk menampung nilai Z dari masing-masing status risiko. Dari masing-masing array tersebut akan dicari nilai minimum dan maksimum nya, nilai tersebutlah yang digunakan sebagai *range* dari masing-masing status risiko. Implementasi program untuk proses penentuan *range* ditunjukkan pada *Source code 4.14*.

```
public void tentukanRange() {
    int jumRendah = 0;
    int jumSedang = 0;
    int jumTinggi = 0;
    double[] z = pengujian();
    double output = 0;

    for (int i=0; i < jmlData; i++){
        output = matriksData[i, 9];

        if (output == 0.0) {
            jumRendah++;
        }
        else if (output == 50.0) {
            jumSedang++;
        }
        else if (output == 100.0) {
            jumTinggi++;
        }
    }
    sRendah = new double[jumRendah];
    sSedang = new double[jumSedang];
    sTinggi = new double[jumTinggi];

    int T = 0;
    int R = 0;
```



```
int S = 0;
for (int i = 0; i < jmlData; i++) {
    output = matriksData[i, 9];
    double zi = z[i];

    if (output == 0.0) {
        sRendah[R] = zi;
        R++;
    }
    else if (output == 50.0) {
        sSedang[S] = zi;
        S++;
    }
    else if (output == 100.0) {
        sTinggi[T] = zi;
        T++;
    }
}
Rmin = sRendah.Min();
Rmax = sRendah.Max();
Smin = sSedang.Min();
Smax = sSedang.Max();
Tmin = sTinggi.Min();
Tmax = sTinggi.Max();
```

Source code 4.14 Listing program proses penentuan range

b. Implementasi Proses Pembacaan Data Uji

Langkah pertama dalam proses pengujian adalah memasukkan data uji. Data uji disimpan ke dalam sebuah database yang nantinya dipanggil menggunakan *method* `DataUji()`. Untuk dapat membaca data uji diperlukan sebuah object dari class `MysqlConnection` untuk mengoneksikan antara program dengan *database*. Implementasi program untuk proses baca data uji ditunjukkan pada *Source code 4.15*.

```
public void DataUji(){
    try{
        koneksi.Open();
        matriksDataUji = new double[jmlDataUji, 12];
        string query = "select * from data_uji_modif2";
        comm = new MySqlCommand(query, koneksi);
        comm.ExecuteNonQuery();
        adapter = new MySqlDataAdapter(comm);
        read = comm.ExecuteReader();
        int i = 0;
        while(read.Read()){
            int id = Convert.ToInt16(read["id_uji"]);
            int tdarah = Convert.ToInt16(read["td"]);
            int kadarGula = Convert.ToInt16(read["kg"]);
            int kolesterol = Convert.ToInt16(read["kt"]);
            int LDL = Convert.ToInt16(read["ldl"]);
            int usia = Convert.ToInt16(read["usia"]);
```

```

        int JK = Convert.ToInt16(read["jk"]);
        double asamUrat = Convert.ToDouble(read["au"]);
        double BUN = Convert.ToDouble(read["bun"]);
        double kreatinin = Convert.ToDouble(read["kreatinin"]);
        int statusRisiko = Convert.ToInt16(read["risiko"]);

        matriksDataUji[i, 0] = tdarah;
        matriksDataUji[i, 1] = kadarGula;
        matriksDataUji[i, 2] = kolesterol;
        matriksDataUji[i, 3] = LDL;
        matriksDataUji[i, 4] = usia;
        matriksDataUji[i, 5] = JK;
        matriksDataUji[i, 6] = asamUrat;
        matriksDataUji[i, 7] = BUN;
        matriksDataUji[i, 8] = kreatinin;
        matriksDataUji[i, 9] = statusRisiko;
        i++;
    }
}
catch(Exception er) {
    Console.WriteLine("Error : " + er);
}
finally{
    koneksi.Close();
}
}

```

Source code 4.15 Listing program proses membaca data uji

c. Implementasi Proses Perhitungan Derajat Keanggotaan

Proses perhitungan derajat keanggotaan dilakukan terhadap data uji yang memiliki 4 parameter. Nantinya 4 parameter tersebut dicari derajat keanggotaannya menggunakan fungsi *gauss*. Implementasi untuk proses perhitungan derajat keanggotaan diterapkan pada *method* *derajatKeanggotaan()* yang struktur programnya ditunjukkan pada *Source code 4.16*.

```

public double[,] derajatKeanggotaan(double[,] dataUji, int x) {
{
    double[,] pCluster = new double[sc.C, sc.jmlAtribut];
    double[,] dk = new double[sc.C, sc.jmlAtribut - 1];

    for (int i = 0; i < sc.C; i++) {
        for (int j = 0; j < sc.jmlAtribut - 1; j++) {
            double s = sc.sigma[j];
            pCluster[i, j] = sc.pusatCluster[i, j];
            dk[i, j] = Math.Exp(-0.5 * Math.Pow(((dataUji[x, j] -
                pCluster[i, j]) / s), 2));
        }
    }
    return dk;
}

```

Source code 4.16 Lisitng program proses perhitungan derajat keanggotaan



d. Implementasi Proses Perhitungan Alpha Predikat

Implementasi proses perhitungan *alpha predikat* diterapkan pada sebuah *method* `alfaPredikat()`. Struktur program untuk proses perhitungan *alpha predikat* ditunjukkan pada *Source code 4.17*.

```
public double[] alfaPredikat(double[,] dataUji, int x) {
    double[] alfa = new double[sc.C];
    double[,] dk = derajatKeanggotaan(dataUji, x);

    for (int i = 0; i < sc.C; i++) {
        double k = 1;
        for (int j = 0; j < sc.jmlAtribut - 1; j++) {
            k *= dk[i, j];
        }
        alfa[i] = k;
    }
    return alfa;
}
```

Source code 4.17 Listing program proses perhitungan alpha predikat

e. Implementasi Proses Perhitungan Nilai Z

Implementasi proses perhitungan nilai *z* untuk tiap aturan diterapkan pada sebuah *method* `nilaiZ()` yang struktur programnya terlihat seperti pada *Source code 4.18*.

```
public double[] nilaiZ(double[,] dataUji, int x) {
    double[] zi = new double[sc.C];
    double[,] mko = ea.matriksKoefisienOutput();
    for (int i = 0; i < sc.C; i++) {
        zi[i] = 1;
        for (int j = 0; j < sc.jmlAtribut; j++) {
            if (j < sc.jmlAtribut - 1) {
                zi[i] += (mko[i, j] * dataUji[x, j]);
            }
            else {
                zi[i] = zi[i] + mko[i, j];
            }
        }
    }
    return zi;
}
```

Source code 4.18 Listing code proses perhitungan nilai Z

f. Implementasi Proses *Defuzzy*

Proses *defuzzy* merupakan proses terakhir pada fase pengujian. Proses *defuzzy* merupakan proses merubah nilai *fuzzy* menjadi bentuk *crisp*. Pada implementasinya, proses *defuzzy* diterapkan ke dalam *method* `defuzzy()`. Untuk memudahkan alur penulisan kode program, maka diperlukan variabel *temp* untuk



menampung jumlah total antara perkalian *alpha predikat* dengan nilai *z*, sedangkan variabel *temp2* digunakan untuk menampung nilai total dari hasil penjumlahan setiap *alpha predikat* pada masing – masing aturan. Struktur program untuk *method defuzzy()* ditunjukkan pada *Source code 4.19*.

```
public double defuzzy(double[,] dataUji, int x) {
    double z = 0;
    double[] alfa = alfaPredikat(dataUji, x);
    double[] zi = nilaiZ(dataUji, x);
    double sumAlfa = 0;
    for (int i = 0; i < sc.C; i++){
        sumAlfa += alfa[i];
        z += (zi[i] * alfa[i]);
    }
    z = z / sumAlfa;
    return z;
}
```

Source code 4.19 Listing code proses defuzzy

4.3 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka mengacu berdasarkan subbab 3.3.4 yang telah dibangun sebelumnya. Tampilan antarmuka pada sistem terbagi menjadi 2 form, diantaranya adalah form pembelajaran sebagai form utama sekaligus antarmuka untuk proses *clustering*, proses perhitungan varian, dan proses ekstraksi aturan *fuzzy*. Sedangkan form kedua yaitu form hasil pengujian sistem terhadap data uji berdasarkan aturan yang telah didapatkan dari proses sebelumnya.

4.3.1 Antarmuka Proses Pembelajaran

Antarmuka proses pembelajaran merupakan antarmuka yang muncul pada saat pertama kali program dijalankan. Fungsi antarmuka ini adalah untuk untuk menjembatani *user* dengan sistem dalam melakukan proses pembelajaran menggunakan *subtractive clustering* terhadap data latih. Ada beberapa *field* dan tombol yang digunakan, diantaranya adalah *field* untuk memasukkan jumlah data latih yang sebelumnya telah disimpan pada *database*, *field* untuk memasukkan batas bawah jari – jari, *accept ratio*, dan *reject ratio*. Nilai batas bawah jari – jari merupakan nilai awal untuk proses pengujian pembentukan aturan yang kemudian akan bertambah 0,1 pada setiap iterasi. Tombol “Proses Cluster” merupakan tombol untuk memproses data latih berdasarkan parameter yang ditentukan sebelumnya. Sedangkan tombol “Ulang” merupakan tombol untuk mengosongkan

seluruh *field* masukan serta mengosongkan hasil *clustering* agar dapat memulai proses *clustering* lagi.

Pada form ini disediakan informasi hasil dari proses setiap pengujian sebanyak 9 kali, diantaranya adalah nilai batasan varian dan jumlah *cluster*. Sistem juga akan memilih secara otomatis hasil *cluster* mana yang akan dipakai pada proses ekstraksi aturan *fuzzy* berdasarkan analisa varian. Dari proses analisa varian, diberikan informasi terkait jari – jari terpilih, jumlah *cluster* terpilih, batasan varian terpilih, pusat *cluster* terpilih, sigma *cluster* terpilih, dan aturan *fuzzy* beserta koefisien *output* yang terbentuk. Secara keseluruhan antarmuka proses pembelajaran dapat dilihat pada Gambar 4.1.

Jari-jari	Batasan Varian	Jumlah Cluster
0.5	0.0088617102967	13
0.6	0.0061896924185	10
0.7	0.0033019876484	7
0.8	0.0025011339823	6
0.9	0.0021296164702	6
1	0.0004358923353	3

TD	KG	KT	LDL	Usia	AU	Jenis Kelamin	BUN	Kreatinin	Status Risiko
170	130	207	137	52	0	3.6	10.4	1.2	50
150	155	195	127	60	1	6.2	20	1.5	50
200	138	267	188	63	0	6.4	13	0.9	100

TD	KG	KT	LDL	Usia	Jenis Kelamin	AU	BUN	Kreatinin	Status Risiko
49.497	126.219	98.288	54.094	18.385	0.354	3.606	26.092	2.263	35.355

[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17
 $Z_1 = (0.29436 \times TD) + (0.05404 \times KG) + (-0.03825 \times KT) + (0.39780 \times LDL) + (0.23670 \times Usia) + (-1238.34401 \times JK) + (-5.83571 \times AU) + (-0.3571 \times BUN)$

[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27
 $Z_2 = (0.96730 \times TD) + (0.09220 \times KG) + (0.07310 \times KT) + (0.46391 \times LDL) + (0.49239 \times Usia) + (-487.56128 \times JK) + (-2.92829 \times AU) + (0.20102 \times BUN)$

Gambar 4.1 Antarmuka proses pembelajaran atau *clustering*



4.3.2 Antarmuka Hasil Pengujian

Form pengujian merupakan antarmuka untuk menampilkan hasil status risiko stroke berdasarkan ekstraksi aturan *fuzzy* pada proses pembelajaran sebelumnya. Dalam form ini juga ditampilkan parameter-parameter terpilih dari hasil proses pembelajaran dengan *subtractive clustering* berdasarkan analisa varian. Selain itu juga terdapat *filed* untuk pengujian secara manual beserta hasil status risikonya. Antarmuka hasil pengujian ditampilkan pada Gambar 4.2.

The screenshot shows a Windows application window titled "Hasil Pengujian".

Hasil Pengujian

No.	TD	KG	KT	LDL	Usia	Jenis Kelamin	AU	BUN	Kreatinin	Status Risiko	Z	Hasil Uji
1	160	130	303	132	52	1	9.6	13.9	0.8	Tinggi	66.861	Sedang
2	160	106	145	106	58	1	8.3	7.6	0.9	Sedang	48.553	Sedang
3	190	151	298	202	51	0	4.2	11.8	0.8	Tinggi	95.654	Tinggi
4	160	168	181	109	64	0	4.6	11.7	0.7	Sedang	62.648	Sedang
5	140	120	153	93	46	1	9.3	12.8	1	Rendah	19.731	Rendah
6	160	127	168	119	68	0	3.7	10	1.1	Sedang	68.038	Sedang
7	120	97	148	94	58	1	6.8	20.8	1	Rendah	13.587	Rendah
8	150	135	297	206	57	0	6.3	20.5	0.8	Tinggi	89.140	Tinggi
9	190	135	195	143	85	1	6.3	10.8	1.2	Tinggi	115.459	Tinggi
10	170	101	228	152	71	0	6.1	9.9	0.7	Tinggi	92.501	Tinggi

Parameter

Jumlah data latih : 109	Reject ratio : 0.25
Jari-jari terpilih : 1	Jumlah cluster : 3
Accept ratio : 0.5	Benar : 28
	Salah : 2

AKURASI
93.33 %

Pengujian Manual

Tekanan Darah	LDL	Asam Urat	Proses	Nilai Z :
Kadar Gula	Usia	BUN	Ulang	Status Risiko :
Kolesterol Total	Jenis Kelamin	Kreatinin		
<input type="button" value="Default"/>				

Gambar 4.2 Antarmuka Hasil Pengujian

5.1 Skenario Pengujian

Skenario pengujian pada penelitian ini mengacu pada subbab 3.5. Skenario pengujian dibagi menjadi dua tahap, yaitu pengujian tahap pertama dan pengujian tahap kedua. Pengujian tahap pertama dilakukan proses *clustering* menggunakan metode *subtractive clustering*. Pengujian dilakukan dengan parameter-parameter yang berbeda, yaitu jumlah data latih yang digunakan adalah 79, 89 , 99, dan 109 data, jari-jari berkisar antara 0.5 sampai 1.3, *accept ratio* berkisar antara 0.5 sampai 0.9, dan *reject ratio* berkisar antara 0.15 sampai 0.5. dengan parameter-parameter yang berbeda tersebut nantinya akan menghasilkan jumlah *cluster*, batasan varian, dan pusat *cluster*. Tujuan dari pengujian tahap pertama ini adalah untuk menentukan jumlah aturan *fuzzy* yang ideal dari jumlah *cluster* yang terbentuk berdasarkan analisa varian.

Pengujian tahap kedua merupakan pengujian untuk mengetahui akurasi sistem berdasarkan aturan yang terbentuk sebelumnya. Dari pengujian tahap pertama akan diambil aturan terbaik berdasarkan parameter jari-jari, *accept ratio*, dan *reject ratio* tertentu dari data latih 79, 89 , 99, dan 109 data. Dari masing-masing data latih tersebut akan digunakan dalam pengujian. Selain menggunakan data latih, dalam pengujian akurasi ini juga menggunakan data uji sebanyak 30 data.

5.2 Hasil Pengujian dan Analisa Hasil

5.2.1 Pengujian Tahap Pertama (Pengujian Jumlah Aturan Fuzzy)

Pengujian tahap pertama dilakukan sebanyak empat kali berdasarkan jumlah data latih yang berbeda. Nilai parameter jari-jari, *accept ratio*, dan *reject ratio* bervariasi pada tiap pengujian berdasarkan parameter.



5.2.1.1 Pengujian Satu (79 Data Latih)

Pada pengujian ini proses pembentukan aturan dipecah menjadi 6 jenis kumpulan aturan berdasarkan *reject ratio*, yaitu 0.15, 0.25, 0.35, 0.4, 0.45, dan 0.5 sebagai analisa varian. Nantinya setiap kumpulan aturan berisi 9 aturan yang nilai jari-jarinya berbeda namun nilai *accept ratio* dan *reject rationya* sama. Dari pengujian satu ini sekaligus dilakukan pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter *accept ratio* dan *reject ratio* terhadap pembentukan aturan. Hasil selengkapnya untuk pengujian satu ditunjukkan pada Tabel 5.1 sampai Tabel 5.5.

Tabel 5.1 Tabel hasil pengujian satu dengan *accept ratio* 0,5

Jumlah Data Latih = 79													
r	ar 0.5 rr 0.15		ar 0.5 rr 0.25		ar 0.5 rr 0.35		ar 0.5 rr 0.4		ar 0.5 rr 0.45		ar 0.5 rr 0.5		
	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	
0.5	0.8284	55	0.6693	53	0.4867	49	0.3959	45	0.2554	38	0.0760	23	
0.6	0.2312	39	0.0987	29	0.0458	19	0.0109	10	0.0075	8	0.0075	8	
0.7	0.0688	24	0.0360	17	0.0068	8	0.0057	7	0.0057	7	0.0046	6	
0.8	0.0226	14	0.0057	7	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	
0.9	0.0061	8	0.0040	6	0.0040	6	0.0026	5	0.0026	5	0.0018	4	
1	0.0040	6	0.0040	6	0.0025	5	0.0018	4	0.0008	3	0.0008	3	
1.1	0.0041	6	0.0014	4	0.0008	3	0.0008	3	0.0008	3	0.0003	2	
1.2	0.0014	4	0.0014	4	0.0008	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	
1.3	0.0013	4	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	

Tabel 5.2 Tabel hasil pengujian satu dengan *accept ratio* 0,6

Jumlah Data Latih = 79													
r	ar 0.6 rr 0.15		ar 0.6 rr 0.25		ar 0.6 rr 0.35		ar 0.6 rr 0.4		ar 0.6 rr 0.45		ar 0.6 rr 0.5		
	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	
0.5	0.8284	55	0.6693	53	0.4867	49	0.3959	45	0.2554	38	0.0760	23	
0.6	0.2312	39	0.0987	29	0.0458	19	0.0109	10	0.0075	8	0.0075	8	
0.7	0.0688	24	0.0360	17	0.0068	8	0.0057	7	0.0057	7	0.0046	6	
0.8	0.0226	14	0.0057	7	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	
0.9	0.0061	8	0.0040	6	0.0040	6	0.0026	5	0.0026	5	0.0018	4	
1	0.0040	6	0.0040	6	0.0025	5	0.0018	4	0.0008	3	0.0008	3	
1.1	0.0041	6	0.0014	4	0.0008	3	0.0008	3	0.0008	3	0.0003	2	
1.2	0.0014	4	0.0014	4	0.0008	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	
1.3	0.0013	4	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	

Tabel 5.5 Tabel hasil pengujian satu dengan *accept ratio* 0,7

r	Jumlah Data Latih = 79											
	ar 0.7 rr 0.15		ar 0.7 rr 0.25		ar 0.7 rr 0.35		ar 0.7 rr 0.4		ar 0.7 rr 0.45		ar 0.7 rr 0.5	
varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	
0.5	0.8284	55	0.6693	53	0.4867	49	0.3959	45	0.2554	38	0.0760	23
0.6	0.2312	39	0.0987	29	0.0458	19	0.0109	10	0.0075	8	0.0075	8
0.7	0.0688	24	0.0360	17	0.0068	8	0.0057	7	0.0057	7	0.0046	6
0.8	0.0226	14	0.0057	7	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6
0.9	0.0061	8	0.0040	6	0.0040	6	0.0026	5	0.0026	5	0.0018	4
1	0.0040	6	0.0040	6	0.0025	5	0.0018	4	0.0008	3	0.0008	3
1.1	0.0041	6	0.0014	4	0.0008	3	0.0008	3	0.0008	3	0.0003	2
1.2	0.0014	4	0.0014	4	0.0008	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2
1.3	0.0013	4	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2

Tabel 5.4 Tabel hasil pengujian satu dengan *accept ratio* 0,8

r	Jumlah Data Latih = 79											
	ar 0.8 rr 0.15		ar 0.8 rr 0.25		ar 0.8 rr 0.35		ar 0.8 rr 0.4		ar 0.8 rr 0.45		ar 0.8 rr 0.5	
varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	
0.5	0.8284	55	0.6693	53	0.4867	49	0.3959	45	0.2554	38	0.0760	23
0.6	0.2312	39	0.0987	29	0.0458	19	0.0109	10	0.0075	8	0.0075	8
0.7	0.0688	24	0.0360	17	0.0068	8	0.0057	7	0.0057	7	0.0046	6
0.8	0.0226	14	0.0057	7	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6
0.9	0.0061	8	0.0040	6	0.0040	6	0.0026	5	0.0026	5	0.0018	4
1	0.0040	6	0.0040	6	0.0025	5	0.0018	4	0.0008	3	0.0008	3
1.1	0.0041	6	0.0014	4	0.0008	3	0.0008	3	0.0008	3	0.0003	2
1.2	0.0014	4	0.0014	4	0.0008	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2
1.3	0.0013	4	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2

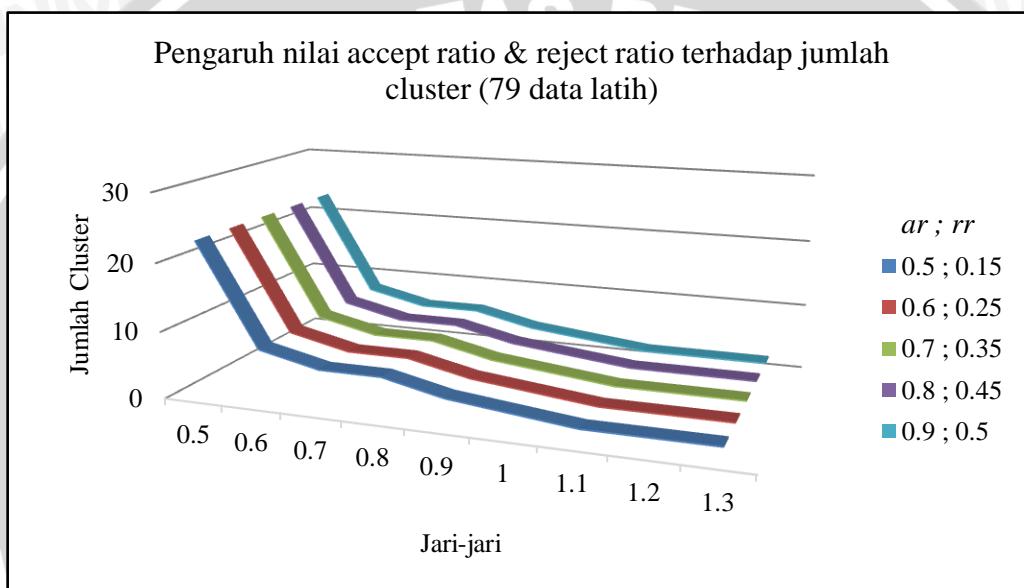
Tabel 5.3 Tabel hasil pengujian satu dengan *accept ratio* 0,9

r	Jumlah Data Latih = 79											
	ar 0.9 rr 0.15		ar 0.9 rr 0.25		ar 0.9 rr 0.35		ar 0.9 rr 0.4		ar 0.9 rr 0.45		ar 0.9 rr 0.5	
varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	
0.5	0.8284	55	0.6693	53	0.4867	49	0.3959	45	0.2554	38	0.0760	23
0.6	0.2312	39	0.0987	29	0.0458	19	0.0109	10	0.0075	8	0.0075	8
0.7	0.0688	24	0.0360	17	0.0068	8	0.0057	7	0.0057	7	0.0046	6
0.8	0.0226	14	0.0057	7	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6	0.0046	6
0.9	0.0061	8	0.0040	6	0.0040	6	0.0026	5	0.0026	5	0.0018	4
1	0.0040	6	0.0040	6	0.0025	5	0.0018	4	0.0008	3	0.0008	3
1.1	0.0041	6	0.0014	4	0.0008	3	0.0008	3	0.0008	3	0.0003	2
1.2	0.0014	4	0.0014	4	0.0008	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2
1.3	0.0013	4	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2

Dari hasil pengujian satu pada Tabel 5.1 sampai Tabel 5.5 terlihat bahwa untuk *accept ratio* 0,5 – 0,9 pada *reject ratio* dan jari-jari yang sama menghasilkan jumlah *cluster* yang sama. Hal tersebut berarti bahwa parameter *accept ratio* tidak memberikan pengaruh terhadap pembentukan hasil *cluster*.



Parameter yang berpengaruh yaitu nilai *reject ratio* dan nilai jari-jari. *Accept ratio* tidak berpengaruh dikarenakan *accept ratio* sebagai batas bawah diperbolehkannya suatu data menjadi pusat *cluster* lebih besar dibandingkan *reject ratio* sebagai batas atas. Parameter *reject ratio* dan jari-jari berbanding terbalik dengan batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Semakin besar nilai *reject ratio* dan jari-jari, maka semakin kecil batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Bukti parameter *accept ratio* tidak berpengaruh terhadap pembentukan hasil *cluster* ditunjukkan pada Gambar 5.1.



Gambar 5.1 Grafik pengaruh nilai *accept ratio* & *reject ratio* terhadap jumlah *cluster* pada pengujian satu tahap satu dengan 79 data latih

Jumlah *cluster* minimal yang digunakan untuk pengujian disesuaikan dengan jumlah variabel *output* pada data latih yaitu 3. Sehingga hasil akhir pada pengujian satu menghasilkan 6 aturan terpilih dari proses pembentukan aturan yang dilakukan sebanyak 54 kali. Aturan-aturan yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 5.6.

Tabel 5.6 Tabel aturan hasil pengujian satu

Jenis Aturan (<i>r</i> , <i>rr</i>)	Batasan Varian	Jumlah <i>cluster</i>
Aturan 1 (1.3 ; 0.15)	0.0013	4
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = (Z1 = (0.25603 x TD) + (0.04289 x KG) + (0.21276 x KT) + (-0.26803 x LDL) + (0.98594 x Usia) + (110.10101 x JK) + (-8.28227 x AU) + (0.13280 x		



<p>BUN) + (15.77092 x Kreatinin) + -51.15594)</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.57293 \times TD) + (0.16550 \times KG) + (0.11492 \times KT) + (-0.06854 \times LDL) + (1.25989 \times Usia) + (29.47551 \times JK) + (2.60349 \times AU) + (0.78748 \times BUN) + (11.64294 \times Kreatinin) + -203.96309)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.65141 \times TD) + (-0.06409 \times KG) + (0.14406 \times KT) + (-1.53489 \times LDL) + (-0.24157 \times Usia) + (-130.53347 \times JK) + (0.13635 \times AU) + (-0.63112 \times BUN) + (-9.19984 \times Kreatinin) + 539.87014)$</p> <p>[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-1.42743 \times TD) + (0.12300 \times KG) + (-3.87152 \times KT) + (2.44026 \times LDL) + (-0.55877 \times Usia) + (14.41626 \times JK) + (0.81003 \times AU) + (2.10784 \times BUN) + (-12.04815 \times Kreatinin) + 411.75414)$</p>		
Aturan 2 (1.1 ; 0.25)	0.0014	4
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.43493 \times TD) + (0.05635 \times KG) + (0.11112 \times KT) + (-0.52529 \times LDL) + (0.95692 \times Usia) + (-414.15073 \times JK) + (-6.97825 \times AU) + (-0.31345 \times BUN) + (21.16046 \times Kreatinin) + -45.81821)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.49868 \times TD) + (0.05833 \times KG) + (0.00065 \times KT) + (-0.22833 \times LDL) + (1.22994 \times Usia) + (29.23412 \times JK) + (-3.65762 \times AU) + (0.99562 \times BUN) + (-2.31272 \times Kreatinin) + -63.03912)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.16918 \times TD) + (-0.00694 \times KG) + (-0.15809 \times KT) + (-0.87885 \times LDL) + (0.41500 \times Usia) + (199.14377 \times JK) + (3.62591 \times AU) + (-0.36131 \times BUN) + (0.94633 \times Kreatinin) + 251.74164)$</p> <p>[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-1.70723 \times TD) + (0.31667 \times KG) + (-3.03767 \times KT) + (1.93645 \times LDL) + (-0.18281 \times Usia) + (11.40318 \times JK) + (-5.67687 \times AU) + (0.27194 \times BUN) + (-2.34671 \times Kreatinin) + 424.29549)$</p>		
Aturan 3 (1.1 ; 0.35)	0.0008	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.55922 \times TD) + (0.08574 \times KG) + (-0.27934 \times KT) + (-0.03468 \times LDL) + (1.04217 \times Usia) + (-124.40852 \times JK) + (-3.04169 \times AU) + (-0.90748 \times BUN) + (26.58450 \times Kreatinin) + -73.97965)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.96772 \times TD) + (0.05474 \times KG) + (-0.14672 \times KT) + (0.45739 \times LDL) + (0.76764 \times Usia) + (75.17611 \times JK) + (0.36127 \times AU) + (-0.04533 \times BUN) + (-0.52874 \times Kreatinin) + -251.06571)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.06031 \times TD) + (0.02953 \times KG) + (0.12584 \times KT) + (-1.08787 \times LDL) + (0.38036 \times Usia) + (123.64353 \times JK) + (0.65491 \times AU) + (0.66727 \times BUN) + (-15.94152 \times Kreatinin) + 267.87646)$</p>		



Aturan 4 (1.1 ; 0.4)	0.0008	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.55922 \times TD) + (0.08574 \times KG) + (-0.27934 \times KT) + (-0.03468 \times LDL) + (1.04217 \times Usia) + (-124.40852 \times JK) + (-3.04169 \times AU) + (-0.90748 \times BUN) + (26.58450 \times Kreatinin) + -73.97965)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.96772 \times TD) + (0.05474 \times KG) + (-0.14672 \times KT) + (0.45739 \times LDL) + (0.76764 \times Usia) + (75.17611 \times JK) + (0.36127 \times AU) + (-0.04533 \times BUN) + (-0.52874 \times Kreatinin) + -251.06571)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.06031 \times TD) + (0.02953 \times KG) + (0.12584 \times KT) + (-1.08787 \times LDL) + (0.38036 \times Usia) + (123.64353 \times JK) + (0.65491 \times AU) + (0.66727 \times BUN) + (-15.94152 \times Kreatinin) + 267.87646)$</p>		
Aturan 5 (1 ; 0.45)	0.0008	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.50871 \times TD) + (0.10433 \times KG) + (-0.07516 \times KT) + (-0.10469 \times LDL) + (0.69698 \times Usia) + (-406.08074 \times JK) + (-4.55084 \times AU) + (-0.78841 \times BUN) + (18.01995 \times Kreatinin) + -62.43244)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.96453 \times TD) + (0.01322 \times KG) + (-0.35783 \times KT) + (0.55520 \times LDL) + (0.53677 \times Usia) + (-19.60971 \times JK) + (-0.07432 \times AU) + (-0.07006 \times BUN) + (-1.72884 \times Kreatinin) + -105.40390)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.14966 \times TD) + (0.06825 \times KG) + (0.22498 \times KT) + (-1.02030 \times LDL) + (-0.18234 \times Usia) + (485.52746 \times JK) + (-0.45405 \times AU) + (0.41368 \times BUN) + (-10.20832 \times Kreatinin) + 268.10395)$</p>		
Aturan 6 (1 ; 0.5)	0.0008	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.50871 \times TD) + (0.10433 \times KG) + (-0.07516 \times KT) + (-0.10469 \times LDL) + (0.69698 \times Usia) + (-406.08074 \times JK) + (-4.55084 \times AU) + (-0.78841 \times BUN) + (18.01995 \times Kreatinin) + -62.43244)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.96453 \times TD) + (0.01322 \times KG) + (-0.35783 \times KT) + (0.55520 \times LDL) + (0.53677 \times Usia) + (-19.60971 \times JK) + (-0.07432 \times AU) + (-0.07006 \times BUN) + (-1.72884 \times Kreatinin) + -105.40390)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.14966 \times TD) + (0.06825 \times KG) + (0.22498 \times KT) + (-1.02030 \times LDL) + (-0.18234 \times Usia) + (485.52746 \times JK) + (-0.45405 \times AU) + (0.41368 \times BUN) + (-10.20832 \times Kreatinin) + 268.10395)$</p>		



5.2.1.2 Pengujian Dua (89 Data Latih)

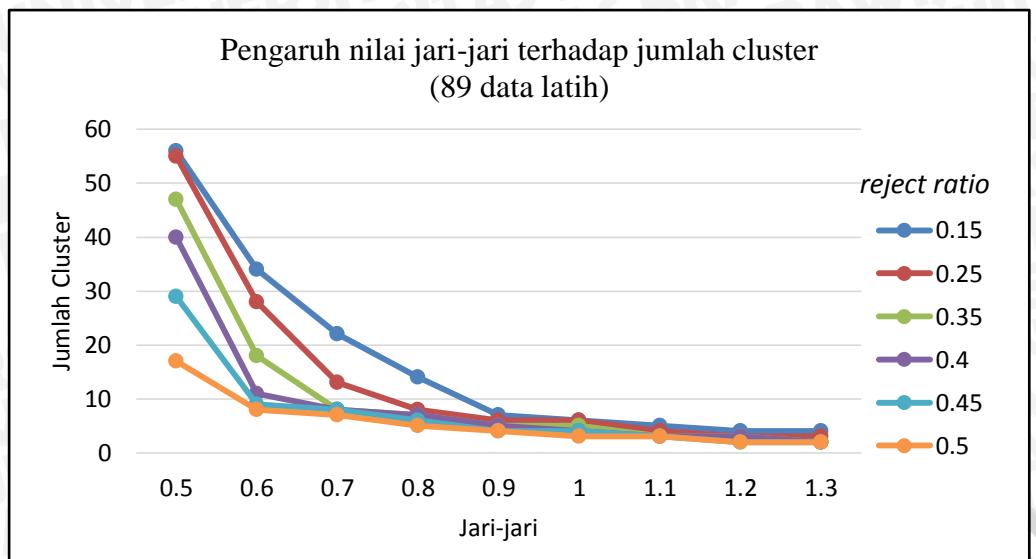
Dari hasil pengujian satu telah dibuktikan bahwa *accept ratio* tidak berpengaruh, maka *accept ratio* yang digunakan yaitu 0.5, dan pada pengujian dua pembentukan aturan dilakukan berdasarkan parameter *reject ratio* dan jari-jari. Sehingga nantinya tiap 1 kumpulan aturan berisi 9 jenis aturan yang nilai jari-jarinya berbeda namun nilai *accept ratio* dan *reject rationya* sama. Hasil selengkapnya untuk pengujian dua ditunjukkan pada Tabel 5.7.

Tabel 5.7 Tabel hasil pengujian dua

r	Jumlah Data Latih = 89											
	ar 0.5 rr 0.15		ar 0.5 rr 0.25		ar 0.5 rr 0.35		ar 0.5 rr 0.4		ar 0.5 rr 0.45		ar 0.5 rr 0.5	
	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster
0.5	0.4884	56	0.4598	55	0.2696	47	0.1790	40	0.0870	29	0.0353	17
0.6	0.1096	34	0.0733	28	0.0318	18	0.0094	11	0.0068	9	0.0053	8
0.7	0.0447	22	0.0160	13	0.0053	8	0.0053	8	0.0053	8	0.0044	7
0.8	0.0160	14	0.0053	8	0.0044	7	0.0044	7	0.0036	6	0.0023	5
0.9	0.0040	7	0.0032	6	0.0021	5	0.0021	5	0.0014	4	0.0014	4
1	0.0032	6	0.0032	6	0.0021	5	0.0014	4	0.0014	4	0.0006	3
1.1	0.0021	5	0.0012	4	0.0006	3	0.0006	3	0.0006	3	0.0006	3
1.2	0.0011	4	0.0006	3	0.0006	3	0.0006	3	0.0003	2	0.0003	2
1.3	0.0011	4	0.0007	3	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2	0.0003	2

Parameter *reject ratio* dan jari-jari berbanding terbalik dengan batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Semakin besar nilai *reject ratio* dan jari-jari, maka semakin kecil batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Pengaruh jari-jari dan *reject ratio* terhadap jumlah *cluster* yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 5.2.





Gambar 5.2 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah *cluster* dengan 89 data latih

Dari hasil pengujian dua terpilih 6 jenis aturan dengan parameter-parameter yang berbeda yang dihasilkan berdasarkan nilai batasan varian terkecil dengan jumlah *cluster* sama dengan 3. Aturan-aturan yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 5.8

Tabel 5.8 Tabel aturan hasil pengujian dua

Jenis Aturan (r, rr)	Batasan Varian	Jumlah <i>cluster</i>
Aturan 1 (1.2 ; 0.15)	0.0011	4
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.52076 \times TD) + (0.07618 \times KG) + (-0.10291 \times KT) + (-0.35468 \times LDL) + (1.30106 \times Usia) + (337.83389 \times JK) + (-6.04593 \times AU) + (0.77414 \times BUN) + (-6.11194 \times Kreatinin) + -293.15450)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.28565 \times TD) + (0.03943 \times KG) + (0.03095 \times KT) + (-0.30476 \times LDL) + (1.03920 \times Usia) + (-872.47115 \times JK) + (1.24909 \times AU) + (0.41783 \times BUN) + (14.77151 \times Kreatinin) + -72.54905)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.18483 \times TD) + (-0.02443 \times KG) + (-0.19202 \times KT) + (-0.95252 \times LDL) + (0.61299 \times Usia) + (351.82791 \times JK) + (1.02697 \times AU) + (0.09159 \times BUN) + (-5.87953 \times Kreatinin) + 281.53153)$		
[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-2.09248 \times TD) + (0.41543 \times KG) + (-1.83678 \times KT) + (1.04466 \times LDL) + (-0.07864 \times Usia) + (22.87326 \times JK) + (-5.45277 \times AU) + (0.66348 \times BUN) + (2.07204 \times Kreatinin) + 320.78813)$		

Aturan 2 (1.2 ; 0.25)	0.0006	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.97693 \times TD) + (0.04302 \times KG) + (-0.05146 \times KT) + (0.25285 \times LDL) + (0.98807 \times Usia) + (380.13222 \times JK) + (-5.01228 \times AU) + (-0.63618 \times BUN) + (-2.57971 \times Kreatinin) + -486.39426)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.37069 \times TD) + (0.06514 \times KG) + (-0.34051 \times KT) + (0.10261 \times LDL) + (1.13075 \times Usia) + (-714.10066 \times JK) + (5.14282 \times AU) + (-0.20888 \times BUN) + (21.27012 \times Kreatinin) + -89.02627)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.00618 \times TD) + (0.01855 \times KG) + (0.03141 \times KT) + (-1.24471 \times LDL) + (0.61948 \times Usia) + (271.86119 \times JK) + (-2.86672 \times AU) + (0.86111 \times BUN) + (-16.63830 \times Kreatinin) + 321.47408)$</p>		
Aturan 3 (1.1 ; 0.35)	0.0006	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.95493 \times TD) + (0.05110 \times KG) + (-0.02048 \times KT) + (0.27913 \times LDL) + (1.01602 \times Usia) + (458.36147 \times JK) + (-4.35814 \times AU) + (-0.50285 \times BUN) + (-1.91529 \times Kreatinin) + -588.34929)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.42172 \times TD) + (0.07206 \times KG) + (-0.26480 \times KT) + (0.16505 \times LDL) + (1.07168 \times Usia) + (-844.63436 \times JK) + (3.89661 \times AU) + (-0.14012 \times BUN) + (18.33952 \times Kreatinin) + -102.69125)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.00834 \times TD) + (0.02409 \times KG) + (0.06790 \times KT) + (-1.04246 \times LDL) + (0.47037 \times Usia) + (282.65050 \times JK) + (-2.10077 \times AU) + (0.71961 \times BUN) + (-13.31647 \times Kreatinin) + 268.98673)$</p>		
Aturan 4 (1.1 ; 0.4)	0.0006	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.95493 \times TD) + (0.05110 \times KG) + (-0.02048 \times KT) + (0.27913 \times LDL) + (1.01602 \times Usia) + (458.36147 \times JK) + (-4.35814 \times AU) + (-0.50285 \times BUN) + (-1.91529 \times Kreatinin) + -588.34929)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.42172 \times TD) + (0.07206 \times KG) + (-0.26480 \times KT) + (0.16505 \times LDL) + (1.07168 \times Usia) + (-844.63436 \times JK) + (3.89661 \times AU) + (-0.14012 \times BUN) + (18.33952 \times Kreatinin) + -102.69125)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.00834 \times TD) + (0.02409 \times KG) + (0.06790 \times KT) + (-1.04246 \times LDL) + (0.47037 \times Usia) + (282.65050 \times JK) + (-2.10077 \times AU) + (0.71961 \times BUN) + (-13.31647 \times Kreatinin) + 268.98673)$</p>		
Aturan 5 (1.1 ; 0.45)	0.0006	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is</p>		

center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.95493 \times TD) + (0.05110 \times KG) + (-0.02048 \times KT) + (0.27913 \times LDL) + (1.01602 \times Usia) + (458.36147 \times JK) + (-4.35814 \times AU) + (-0.50285 \times BUN) + (-1.91529 \times Kreatinin) + -588.34929)$ [R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.42172 \times TD) + (0.07206 \times KG) + (-0.26480 \times KT) + (0.16505 \times LDL) + (1.07168 \times Usia) + (-844.63436 \times JK) + (3.89661 \times AU) + (-0.14012 \times BUN) + (18.33952 \times Kreatinin) + -102.69125)$ [R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.00834 \times TD) + (0.02409 \times KG) + (0.06790 \times KT) + (-1.04246 \times LDL) + (0.47037 \times Usia) + (282.65050 \times JK) + (-2.10077 \times AU) + (0.71961 \times BUN) + (-13.31647 \times Kreatinin) + 268.98673)$	Aturan 6 (1 ; 0.5)	
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.87224 \times TD) + (0.05963 \times KG) + (-0.24890 \times KT) + (0.39448 \times LDL) + (0.70369 \times Usia) + (402.24247 \times JK) + (-2.83224 \times AU) + (-0.44622 \times BUN) + (-3.20610 \times Kreatinin) + -494.40182)$ [R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.40633 \times TD) + (0.09877 \times KG) + (-0.06528 \times KT) + (0.07571 \times LDL) + (0.74060 \times Usia) + (-1195.28074 \times JK) + (1.05750 \times AU) + (-0.26966 \times BUN) + (14.00746 \times Kreatinin) + -95.48752)$ [R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.12644 \times TD) + (0.06170 \times KG) + (0.15340 \times KT) + (-0.94068 \times LDL) + (-0.10347 \times Usia) + (706.43611 \times JK) + (-1.90420 \times AU) + (0.50079 \times BUN) + (-9.08890 \times Kreatinin) + 267.86105)$	0.0006	3

5.2.1.3 Pengujian Tiga (99 Data)

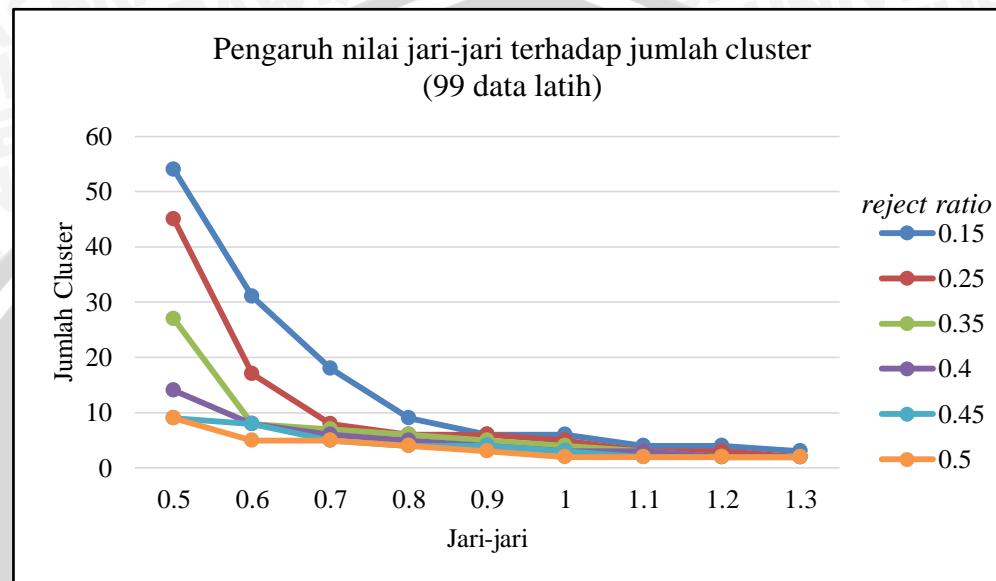
Pada pengujian ketiga pembentukan aturan dilakukan berdasarkan parameter *reject ratio* 0.15 – 0.5. Sehingga nantinya tiap 1 kumpulan aturan berisi 9 jenis aturan yang nilai jari-jarinya berbeda namun nilai *accept ratio* dan *reject rationya* sama. Nilai *accept ratio* yang digunakan yaitu 0.5. Hasil selengkapnya untuk pengujian dua ditunjukkan pada Tabel 5.9.

Tabel 5.9 Tabel hasil pengujian tiga

Jumlah Data Latih = 99												
r	ar 0.5 rr 0.15		ar 0.5 rr 0.25		ar 0.5 rr 0.35		ar 0.5 rr 0.4		ar 0.5 rr 0.45		ar 0.5 rr 0.5	
	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster
0.5	0.2596	54	0.1732	45	0.0599	27	0.0142	14	0.0056	9	0.0056	9
0.6	0.0667	31	0.0216	17	0.0044	8	0.0044	8	0.0044	8	0.0021	5
0.7	0.0194	18	0.0044	8	0.0036	7	0.0029	6	0.0021	5	0.0021	5
0.8	0.0062	9	0.0031	6	0.0031	6	0.0019	5	0.0013	4	0.0013	4
0.9	0.0031	6	0.0031	6	0.0019	5	0.0013	4	0.0013	4	0.0005	3
1	0.0028	6	0.0017	5	0.0012	4	0.0005	3	0.0005	3	0.0002	2
1.1	0.0010	4	0.0005	3	0.0005	3	0.0005	3	0.0002	2	0.0002	2
1.2	0.0009	4	0.0005	3	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2
1.3	0.0005	3	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2



Parameter *reject ratio* dan jari-jari berbanding terbalik dengan batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Semakin besar nilai *reject ratio* dan jari-jari, maka semakin kecil batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Pengaruh jari-jari dan *reject ratio* terhadap jumlah *cluster* yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 5.3.



Gambar 5.3 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah *cluster* dengan 99 data latih

Dari hasil pengujian tiga didapat 6 jenis aturan dengan parameter-parameter yang berbeda yang dihasilkan berdasarkan nilai batasan varian terkecil dengan jumlah *cluster* sama dengan 3. Aturan-aturan yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 5.10.

Tabel 5.10 Tabel aturan pengujian tiga

Jenis Aturan (r, rr)	Batasan Varian	Jumlah <i>cluster</i>
Aturan 1 (1.3 ; 0.15)	0.0005	3
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.97345 \times TD) + (0.11323 \times KG) + (0.06336 \times KT) + (0.42529 \times LDL) + (0.76621 \times Usia) + (518.55400 \times JK) + (4.74859 \times AU) + (0.51876 \times BUN) + (2.51679 \times Kreatinin) + -815.08477)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.06116 \times TD) + (0.01931 \times KG) + (-0.16783 \times KT) + (0.32358 \times LDL) + (1.13080 \times Usia) + (418.11354 \times JK) + (5.74887 \times AU) + (0.25506 \times BUN) + (14.83920 \times Kreatinin) + -51.81990)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is		

$\text{center39 and StatusRisiko} = (Z3 = (-0.50322 \times TD) + (-0.10959 \times KG) + (0.30669 \times KT) + (-2.11682 \times LDL) + (-0.23552 \times Usia) + (-231.30668 \times JK) + (-6.45994 \times AU) + (0.01589 \times BUN) + (-2.39306 \times Kreatinin) + 593.74607)$		
Aturan 2 (1.1 ; 0.25)	0.0005	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.93343 \times TD) + (0.04141 \times KG) + (-0.02814 \times KT) + (0.27986 \times LDL) + (0.96477 \times Usia) + (434.00438 \times JK) + (-4.33739 \times AU) + (-0.55214 \times BUN) + (-2.43891 \times Kreatinin) + -552.44417)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.34500 \times TD) + (0.07387 \times KG) + (-0.22497 \times KT) + (0.13822 \times LDL) + (1.24225 \times Usia) + (-870.35984 \times JK) + (4.63302 \times AU) + (-0.57234 \times BUN) + (24.35246 \times Kreatinin) + -110.20985)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.05170 \times TD) + (0.00616 \times KG) + (0.06303 \times KT) + (-1.11206 \times LDL) + (0.57778 \times Usia) + (303.19902 \times JK) + (-2.68755 \times AU) + (1.02815 \times BUN) + (-18.87042 \times Kreatinin) + 272.63024)$</p>		
Aturan 3 (1.1 ; 0.35)	0.0005	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.93343 \times TD) + (0.04141 \times KG) + (-0.02814 \times KT) + (0.27986 \times LDL) + (0.96477 \times Usia) + (434.00438 \times JK) + (-4.33739 \times AU) + (-0.55214 \times BUN) + (-2.43891 \times Kreatinin) + -552.44417)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.34500 \times TD) + (0.07387 \times KG) + (-0.22497 \times KT) + (0.13822 \times LDL) + (1.24225 \times Usia) + (-870.35984 \times JK) + (4.63302 \times AU) + (-0.57234 \times BUN) + (24.35246 \times Kreatinin) + -110.20985)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.05170 \times TD) + (0.00616 \times KG) + (0.06303 \times KT) + (-1.11206 \times LDL) + (0.57778 \times Usia) + (303.19902 \times JK) + (-2.68755 \times AU) + (1.02815 \times BUN) + (-18.87042 \times Kreatinin) + 272.63024)$</p>		
Aturan 4 (1 ; 0.4)	0.0006	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.90544 \times TD) + (0.04913 \times KG) + (0.00043 \times KT) + (0.29938 \times LDL) + (0.98506 \times Usia) + (591.33828 \times JK) + (-3.54657 \times AU) + (-0.43430 \times BUN) + (-1.84682 \times Kreatinin) + -730.43963)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.37526 \times TD) + (0.08021 \times KG) + (-0.14588 \times KT) + (0.18926 \times LDL) + (1.20529 \times Usia) + (-1133.19720 \times JK) + (3.60384 \times AU) + (-0.57224 \times BUN) + (23.01133 \times Kreatinin) + -124.44915)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.05329 \times TD) + (0.00988 \times KG) + (0.09783 \times KT) + (-0.92163 \times LDL) + (0.47656 \times Usia) + (333.13487 \times JK) + (-2.04115 \times AU) + (0.92840 \times BUN) + (-16.48650 \times Kreatinin) + 223.35438)$</p>		



Aturan 5 (1 ; 0.45)	0.0005	3
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.90544 \times TD) + (0.04913 \times KG) + (0.00043 \times KT) + (0.29938 \times LDL) + (0.98506 \times Usia) + (591.33828 \times JK) + (-3.54657 \times AU) + (-0.43430 \times BUN) + (-1.84682 \times Kreatinin) + -730.43963)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.37526 \times TD) + (0.08021 \times KG) + (-0.14588 \times KT) + (0.18926 \times LDL) + (1.20529 \times Usia) + (-1133.19720 \times JK) + (3.60384 \times AU) + (-0.57224 \times BUN) + (23.01133 \times Kreatinin) + -124.44915)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.05329 \times TD) + (0.00988 \times KG) + (0.09783 \times KT) + (-0.92163 \times LDL) + (0.47656 \times Usia) + (333.13487 \times JK) + (-2.04115 \times AU) + (0.92840 \times BUN) + (-16.48650 \times Kreatinin) + 223.35438)$		
Aturan 6 (0.9 ; 0.5)	0.0005	3
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.86514 \times TD) + (-0.00403 \times KG) + (-0.32514 \times KT) + (0.49369 \times LDL) + (0.60091 \times Usia) + (1223.64132 \times JK) + (-1.57495 \times AU) + (-0.14303 \times BUN) + (-2.97493 \times Kreatinin) + -1317.87159)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.44757 \times TD) + (0.09828 \times KG) + (-0.05308 \times KT) + (0.31507 \times LDL) + (1.10289 \times Usia) + (-975.15294 \times JK) + (1.59737 \times AU) + (-0.73994 \times BUN) + (27.37163 \times Kreatinin) + -152.81052)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (0.03934 \times TD) + (0.00929 \times KG) + (0.10144 \times KT) + (-0.35695 \times LDL) + (0.14335 \times Usia) + (672.10747 \times JK) + (-0.93174 \times AU) + (0.67915 \times BUN) + (-8.37475 \times Kreatinin) + 123.96557)$		

5.2.1.4 Pengujian Empat (109 Data)

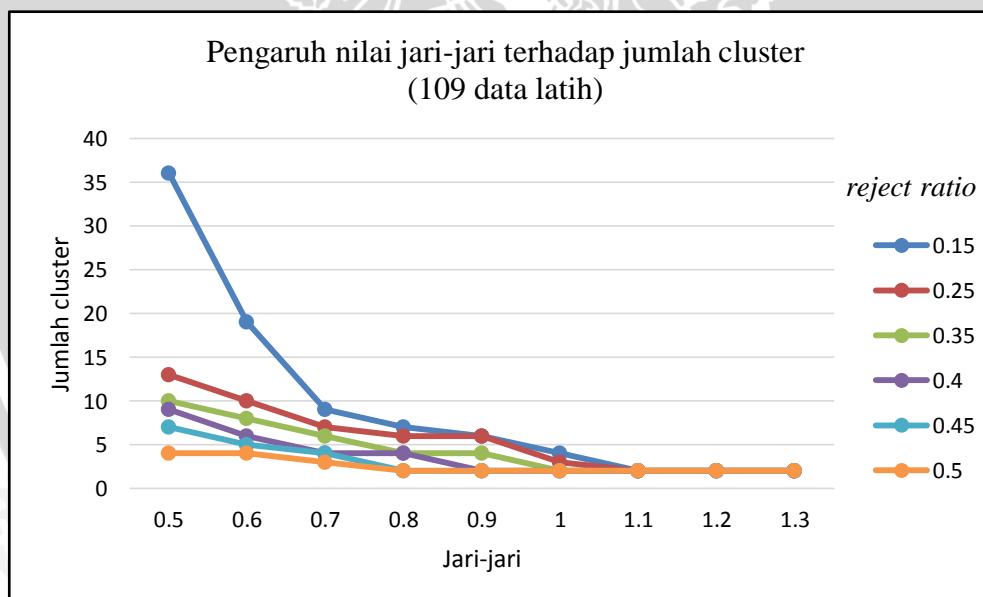
Pada pengujian ketiga pembentukan aturan dilakukan berdasarkan parameter *reject ratio* 0.15 – 0.5. Sehingga nantinya tiap 1 kumpulan aturan berisi 9 jenis aturan yang nilai jari-jarinya berbeda namun nilai *accept ratio* dan *reject rationya* sama. Nilai *accept ratio* yang digunakan yaitu 0.5. Hasil selengkapnya untuk pengujian dua ditunjukkan pada Tabel 5.11.



Tabel 5.11 Tabel hasil pengujian empat

r	ar 0.5 rr 0.15		ar 0.5 rr 0.25		ar 0.5 rr 0.35		ar 0.5 rr 0.4		ar 0.5 rr 0.45		ar 0.5 rr 0.5	
	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster	varian	cluster
0.5	0.0629	36	0.0089	13	0.0065	10	0.0048	9	0.0033	7	0.0010	4
0.6	0.0171	19	0.0062	10	0.0041	8	0.0025	6	0.0018	5	0.0010	4
0.7	0.0051	9	0.0033	7	0.0025	6	0.0010	4	0.0010	4	0.0004	3
0.8	0.0033	7	0.0025	6	0.0010	4	0.0010	4	0.0002	2	0.0002	2
0.9	0.0021	6	0.0021	6	0.0010	4	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2
1	0.0008	4	0.0004	3	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2
1.1	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2
1.2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2
1.3	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2	0.0002	2

Parameter *reject ratio* dan jari-jari berbanding terbalik dengan batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Semakin besar nilai *reject ratio* dan jari-jari, maka semakin kecil batasan varian dan jumlah *cluster* yang dihasilkan. Pengaruh jari-jari dan *reject ratio* terhadap jumlah *cluster* yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 5.4.

Gambar 5.4 Grafik pengaruh nilai jari-jari terhadap jumlah *cluster* dengan 109 data latih

Dari hasil pengujian dua terpilih 6 jenis aturan dengan parameter-parameter yang berbeda yang dihasilkan berdasarkan nilai batasan varian terkecil pada masing-masing *reject ratio*. Aturan-aturan yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 5.12.

Tabel 5.12 Tabel aturan pengujian empat

Jenis Aturan (r , rr)	Batasan Varian	Jumlah cluster
Aturan 1 (1 ; 0.15)	0.0008	4
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.27432 \times TD) + (0.04227 \times KG) + (0.17356 \times KT) + (0.16382 \times LDL) + (0.34714 \times Usia) + (1032.11404 \times JK) + (-6.41037 \times AU) + (-0.40063 \times BUN) + (5.88008 \times Kreatinin) + -66.07494)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.12275 \times TD) + (0.14073 \times KG) + (0.02247 \times KT) + (-0.18146 \times LDL) + (1.46121 \times Usia) + (-471.87316 \times JK) + (3.30354 \times AU) + (0.34789 \times BUN) + (0.85894 \times Kreatinin) + 398.27398)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.29925 \times TD) + (-0.06834 \times KG) + (0.03634 \times KT) + (-0.83205 \times LDL) + (-1.13095 \times Usia) + (95.79481 \times JK) + (-4.40762 \times AU) + (0.11784 \times BUN) + (0.59057 \times Kreatinin) + 404.65784)$		
[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-1.38522 \times TD) + (-0.02545 \times KG) + (-2.25698 \times KT) + (1.01978 \times LDL) + (0.38416 \times Usia) + (-26.34379 \times JK) + (1.15886 \times AU) + (-0.95701 \times BUN) + (-1.98022 \times Kreatinin) + 382.91264)$		
Aturan 2 (1 ; 0.25)	0.0004	3
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.29436 \times TD) + (0.05404 \times KG) + (-0.03825 \times KT) + (0.39780 \times LDL) + (0.23670 \times Usia) + (-1238.34401 \times JK) + (-5.83571 \times AU) + (-0.35775 \times BUN) + (6.89534 \times Kreatinin) + -59.72639)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.96730 \times TD) + (0.09220 \times KG) + (0.07310 \times KT) + (0.46391 \times LDL) + (0.49239 \times Usia) + (-487.56128 \times JK) + (-2.92829 \times AU) + (0.20102 \times BUN) + (-0.92648 \times Kreatinin) + 317.90119)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.33501 \times TD) + (-0.08950 \times KG) + (0.21952 \times KT) + (-1.10603 \times LDL) + (-0.89940 \times Usia) + (-212.23181 \times JK) + (-5.74084 \times AU) + (0.27614 \times BUN) + (-6.91438 \times Kreatinin) + 415.29194)$		
Aturan 3 (0.9 ; 0.35)	0.0010	4
[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.54587 \times TD) + (0.15028 \times KG) + (-0.19602 \times KT) + (0.52286 \times LDL) + (-0.20565 \times Usia) + (-349.02857 \times JK) + (-0.61452 \times AU) + (0.49069 \times BUN) + (-0.64725 \times Kreatinin) + 265.62901)$		
[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.26347 \times TD) + (0.05257 \times KG) + (0.03992 \times KT) + (0.36244 \times LDL) + (0.36837 \times Usia) + (-1344.90817 \times JK) + (-4.66117 \times AU) + (-0.19146 \times BUN) + (4.93073 \times Kreatinin) + -66.39431)$		
[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is		



<p>center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.28760 \times TD) + (-0.07323 \times KG) + (0.20512 \times KT) + (-0.21495 \times LDL) + (-1.02302 \times Usia) + (1095.84934 \times JK) + (-2.62070 \times AU) + (-0.25245 \times BUN) + (0.00204 \times Kreatinin) + 223.10360)$</p> <p>[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-0.44686 \times TD) + (-0.05541 \times KG) + (0.08214 \times KT) + (-0.25342 \times LDL) + (-0.29447 \times Usia) + (-2967.52394 \times JK) + (1.58426 \times AU) + (-0.23811 \times BUN) + (-0.04123 \times Kreatinin) + 3198.52383)$</p>		
Aturan 4 (0.7 ; 0.4)	0.0010	4
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.69790 \times TD) + (0.16599 \times KG) + (-0.13990 \times KT) + (0.48379 \times LDL) + (-0.07749 \times Usia) + (-1255.22744 \times JK) + (0.24361 \times AU) + (0.57331 \times BUN) + (-0.18944 \times Kreatinin) + 1131.20970)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.37875 \times TD) + (0.10023 \times KG) + (0.04867 \times KT) + (0.31835 \times LDL) + (0.56461 \times Usia) + (-15229.28110 \times JK) + (-2.90432 \times AU) + (-0.07009 \times BUN) + (6.42211 \times Kreatinin) + -102.62757)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.13213 \times TD) + (-0.00986 \times KG) + (0.06128 \times KT) + (-0.14396 \times LDL) + (-0.01765 \times Usia) + (1427.19440 \times JK) + (0.92841 \times AU) + (-0.11477 \times BUN) + (0.42235 \times Kreatinin) + -1295.53898)$</p> <p>[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-0.09101 \times TD) + (0.02710 \times KG) + (0.08244 \times KT) + (-0.63423 \times LDL) + (-0.45385 \times Usia) + (29826.06029 \times JK) + (-0.93352 \times AU) + (0.23099 \times BUN) + (-3.92105 \times Kreatinin) + 238.64964)$</p>		
Aturan 5 (0.7 ; 0.45)	0.0010	4
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.69790 \times TD) + (0.16599 \times KG) + (-0.13990 \times KT) + (0.48379 \times LDL) + (-0.07749 \times Usia) + (-1255.22744 \times JK) + (0.24361 \times AU) + (0.57331 \times BUN) + (-0.18944 \times Kreatinin) + 1131.20970)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.37875 \times TD) + (0.10023 \times KG) + (0.04867 \times KT) + (0.31835 \times LDL) + (0.56461 \times Usia) + (-15229.28110 \times JK) + (-2.90432 \times AU) + (-0.07009 \times BUN) + (6.42211 \times Kreatinin) + -102.62757)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.13213 \times TD) + (-0.00986 \times KG) + (0.06128 \times KT) + (-0.14396 \times LDL) + (-0.01765 \times Usia) + (1427.19440 \times JK) + (0.92841 \times AU) + (-0.11477 \times BUN) + (0.42235 \times Kreatinin) + -1295.53898)$</p> <p>[R4] IF TD is center41 and KG is center42 and KT is center43 and LDL is center44 and Usia is center45 and JK is center46 and AU is center47 and BUN is center48 and Kreatinin is center49 and StatusRisiko = $(Z4 = (-0.09101 \times TD) + (0.02710 \times KG) + (0.08244 \times KT) + (-0.63423 \times LDL) + (-0.45385 \times Usia) + (29826.06029 \times JK) + (-0.93352 \times AU) + (0.23099 \times BUN) + (-3.92105 \times Kreatinin) + 238.64964)$</p>		



Aturan 6 (0.7 ; 0.5)	0.0004	3
<p>[R1] IF TD is center11 and KG is center12 and KT is center13 and LDL is center14 and Usia is center15 and JK is center16 and AU is center17 and BUN is center18 and Kreatinin is center19 and StatusRisiko = $(Z1 = (0.68381 \times TD) + (0.17116 \times KG) + (-0.12841 \times KT) + (0.48519 \times LDL) + (-0.02275 \times Usia) + (-4969.05049 \times JK) + (0.56609 \times AU) + (0.54557 \times BUN) + (0.01531 \times Kreatinin) + 4838.32205)$</p> <p>[R2] IF TD is center21 and KG is center22 and KT is center23 and LDL is center24 and Usia is center25 and JK is center26 and AU is center27 and BUN is center28 and Kreatinin is center29 and StatusRisiko = $(Z2 = (0.34435 \times TD) + (0.06811 \times KG) + (0.12985 \times KT) + (0.40604 \times LDL) + (0.43179 \times Usia) + (-8119.98445 \times JK) + (-0.96738 \times AU) + (-0.25606 \times BUN) + (-6.61348 \times Kreatinin) + -97.97279)$</p> <p>[R3] IF TD is center31 and KG is center32 and KT is center33 and LDL is center34 and Usia is center35 and JK is center36 and AU is center37 and BUN is center38 and Kreatinin is center39 and StatusRisiko = $(Z3 = (-0.20588 \times TD) + (-0.02254 \times KG) + (0.05335 \times KT) + (-0.05073 \times LDL) + (-0.07991 \times Usia) + (-1743.81466 \times JK) + (1.03574 \times AU) + (-0.20585 \times BUN) + (-1.14238 \times Kreatinin) + 1889.66415)$</p>		

5.2.1.5 Analisa Hasil Pengujian Tahap Pertama

Berdasarkan Gambar 5.1 sampai Gambar 5.4 dapat dilihat bahwa jari-jari dan *reject ratio* berpengaruh terhadap jumlah *cluster*. Jumlah *cluster* berbanding terbalik dengan jari-jari dan *reject ratio*, semakin besar nilai jari-jari dan nilai *reject ratio* maka semakin kecil jumlah *cluster* yang dihasilkan. Selain dipengaruhi oleh nilai jari-jari dan *reject ratio*, jumlah *cluster* yang dihasilkan juga dipengaruhi oleh jumlah data latih. Hal tersebut dikarenakan pada awal proses *clustering* diperlukan batas bawah dan batas atas tiap parameter yang berpengaruh pada nilai normalisasi data. Dengan jumlah data latih yang berbeda, diasumsikan bahwa nilai normalisasi data yang dihasilkan bervariasi.

Dalam setiap kali pengujian, nilai *reject ratio* yang kecil, nilai batasan varian terkecil didapat pada nilai jari-jari yang besar. Sedangkan pada nilai *reject ratio* yang besar, nilai batasan varian terkecil didapat pada nilai jari-jari yang kecil. Nilai batasan varian terkecil dalam pengujian tahap pertama berkisar antara 0,0013 sampai 0,0004. Semakin kecil nilai batasan varian maka semakin ideal / semakin baik *cluster* tersebut. Artinya semakin baik pula aturan yang dihasilkan. Jumlah *cluster* atau aturan terbaik didapat pada pengujian dengan 109 data pada batasan varian 0,0004 dengan jumlah aturan sebanyak 3.

Jumlah *cluster* yang dihasilkan pada pengujian tahap pertama akan dilanjutkan pada pengujian tahap kedua. Batasan jumlah *cluster* yang digunakan pada pengujian tahap kedua minimal adalah tiga aturan, yaitu disesuaikan dengan jumlah variabel *output* pada data latih. Jika pada pengujian tahap pertama didapatkan jumlah cluster yang kurang dari tiga, maka batasan jumlah *cluster* tersebut tidak digunakan.

5.2.2 Pengujian Tahap Kedua (Pengujian Akurasi)

Pada pengujian tahap pertama, masing-masing hasil pengujian menghasilkan 6 aturan terpilih. Dari aturan-aturan terpilih tersebut akan dijadikan aturan pada proses inferensi menggunakan sistem inferensi *fuzzy* model Sugeno orde-1 untuk mengetahui tingkat akurasi sistem.

5.2.2.1 Hasil Pengujian Satu (79 data latih)

Pada tahap pengujian pertama, pengujian satu dengan 79 data latih menghasilkan 6 jenis aturan terpilih. Hasil akurasi untuk masing-masing jenis aturan pada pengujian satu dengan 30 data uji dan 79 data latih ditunjukkan pada Tabel 5.13.

Tabel 5.13 Tabel akurasi hasil pengujian satu

Jenis Aturan (batasan varian)	Jumlah Aturan	30 Data Uji			79 Data Latih		
		Diagnosa Risiko Stroke		Akurasi	Diagnosa Risiko Stroke		Akurasi
		Benar	Salah		Benar	Salah	
Aturan 1 (0,0013)	4	22	8	73,33%	59	20	74,68 %
Aturan 2 (0,0014)	4	18	12	60 %	42	37	53,16 %
Aturan 3 (0,0008)	3	17	13	56,67%	49	30	62,03%
Aturan 4 (0,0008)	3	17	13	56,67%	49	30	62,03%
Aturan 5 (0,0008)	3	20	10	66,67%	53	26	67,09%
Aturan 6 (0,0008)	3	20	10	66,67%	53	26	67,09%

Pada Tabel 5.13 terlihat bahwa akurasi tertinggi pada data latih didapat pada aturan ke-1 yaitu 74,68% dengan jumlah aturan sebanyak 3. Sedangkan pada 30 data uji akurasi tertinggi yaitu 73,33% yang terdapat pada aturan 1 dengan jumlah aturan sebanyak 4. Namun akurasi terlihat stabil pada nilai batasan varian 0,0008 yaitu pada aturan ke-3 sampai aturan ke-6. Perubahan hasil tingkat akurasi dipengaruhi oleh jumlah aturan yang terbentuk.

5.2.2.2 Hasil Pengujian Dua (89 Data Latih)

Pada tahap pengujian pertama, pengujian dua dengan 89 data latih menghasilkan 6 jenis aturan terpilih. Hasil akurasi untuk masing-masing jenis aturan pada pengujian satu dengan 30 data uji dan 89 data latih ditunjukkan pada Tabel 5.14.

Tabel 5.14 Tabel akurasi hasil pengujian dua

Jenis Aturan (batasan varian)	Jumlah Aturan	30 Data Uji		89 Data Latih			
		Diagnosa Risiko Stroke		Akurasi	Diagnosa Risiko Stroke		
		Benar	Salah		Benar	Salah	
Aturan 1 (0,0011)	4	16	14	53,33%	41	48	46,07%
Aturan 2 (0,0006)	3	15	15	50%	52	37	58,43%
Aturan 3 (0,0006)	3	17	13	56,67%	54	35	60,67%
Aturan 4 (0,0006)	3	17	13	56,67%	54	35	60,67%
Aturan 5 (0,0006)	3	17	13	56,67%	54	35	60,67%
Aturan 6 (0,0006)	3	19	11	63,33%	58	31	65,17%

Pada Tabel 5.14 terlihat bahwa akurasi tertinggi dari pengujian dua yaitu 63,33% yang terdapat pada aturan 6 dengan jumlah aturan sebanyak 3. Akurasi terlihat stabil pada nilai batasan varian 0,0006 pada aturan ke-2 sampai aturan ke-6. Begitu pula pada 89 data latih, terlihat hasil akurasi konvergen didapat pada nilai batasan varian 0,0006 dengan jumlah aturan

sebanyak 3. Pada pengujian dua ini hasil tingkat akurasi berbanding lurus dengan nilai batasan varian. Semakin kecil nilai batasan varian semakin baik *cluster* tersebut, maka semakin besar tingkat akurasi yang didapat.

5.2.2.3 Hasil Pengujian Tiga (99 data latih)

Pada tahap pengujian pertama, pengujian dua dengan 99 data latih menghasilkan 6 jenis aturan terpilih. Hasil akurasi untuk masing-masing jenis aturan pada pengujian satu ditunjukkan pada Tabel 5.15.

Tabel 5.15 Tabel akurasi hasil pengujian tiga

Jenis Aturan (batasan varian)	Jumlah Aturan	30 Data Uji		Akurasi	99 Data Latih		Akurasi	
		Diagnosa Risiko Stroke			Diagnosa Risiko Stroke	Benar		
		Benar	Salah					
Aturan 1 (0,0005)	3	22	8	73,33%	73	26	73,74%	
Aturan 2 (0,0005)	3	18	12	60 %	61	38	61,62%	
Aturan 3 (0,0005)	3	18	12	60 %	61	38	61,62%	
Aturan 4 (0,0005)	3	18	12	60 %	65	34	65,66%	
Aturan 5 (0,0005)	3	18	12	60 %	65	34	65,66%	
Aturan 6 (0,0005)	3	23	7	76,67%	76	23	76,77%	

Pada Tabel 5.15 terlihat bahwa akurasi stabil pada aturan ke-2 sampai aturan ke-5 dengan nilai batasan varian 0,0005. Tingkat akurasi tertinggi pada 30 data uji yaitu 76,67% yang terdapat pada aturan 6. Sedangkan pada 99 data latih akurasi tertinggi yaitu 76,77%.

5.2.2.4 Hasil Pengujian Empat (109 data latih)

Pada tahap pengujian pertama, pengujian dua dengan 109 data latih menghasilkan 6 jenis aturan terpilih. Hasil akurasi untuk masing-masing jenis aturan pada pengujian satu dengan 30 data uji dan 109 data latih ditunjukkan pada Tabel 5.16.



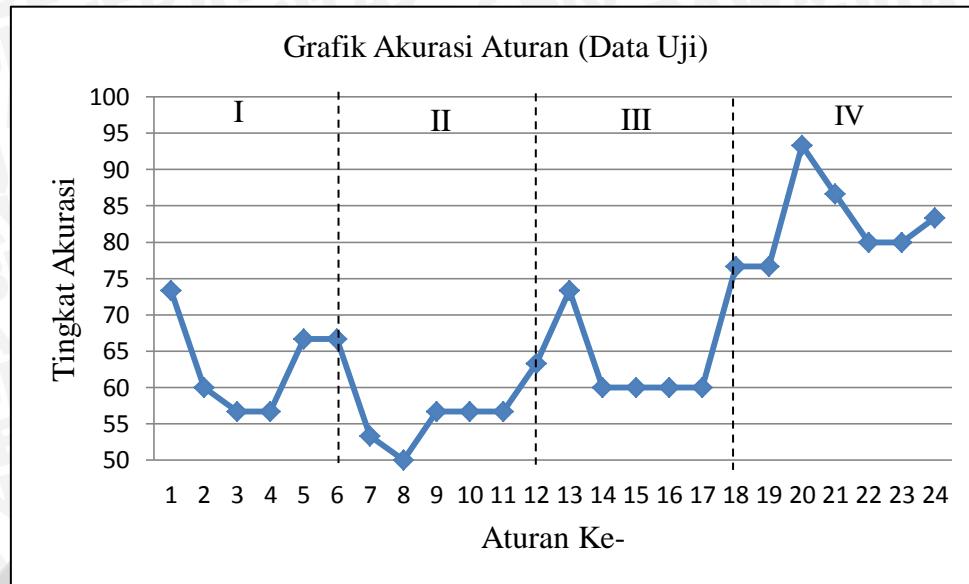
Tabel 5.16 Tabel akurasi hasil pengujian empat

Jenis Aturan (batasan varian)	Jumlah Aturan	30 Data Uji			109 Data Latih		
		Diagnosa Risiko Stroke		Akurasi	Diagnosa Risiko Stroke		Akurasi
		Benar	Salah		Benar	Salah	
Aturan 1 (0,0008)	4	23	7	76,67%	76	33	69,72%
Aturan 2 (0,0004)	3	28	2	93,33%	91	18	83,49%
Aturan 3 (0,0010)	4	26	4	86,67%	90	19	82,57%
Aturan 4 (0,0010)	4	24	6	80 %	90	19	82,57%
Aturan 5 (0,0010)	4	24	6	80 %	90	19	82,57%
Aturan 6 (0,0004)	3	25	5	83,33%	85	24	77,98%

Pada Tabel 5.16 terlihat bahwa tingkat akurasi tertinggi pada 30 data uji yaitu 93,33% yang terdapat pada aturan 2 dengan nilai batasan varian 0,0004 dengan jumlah aturan sebanyak 3. Sedangkan pada 109 data latih akurasi tertinggi yaitu 83,49% pada aturan 2 dengan nilai batasan varian 0,0004 dengan jumlah aturan sebanyak 3.

5.2.2.5 Analisa Hasil Pengujian Tahap Kedua (Pengujian Akurasi)

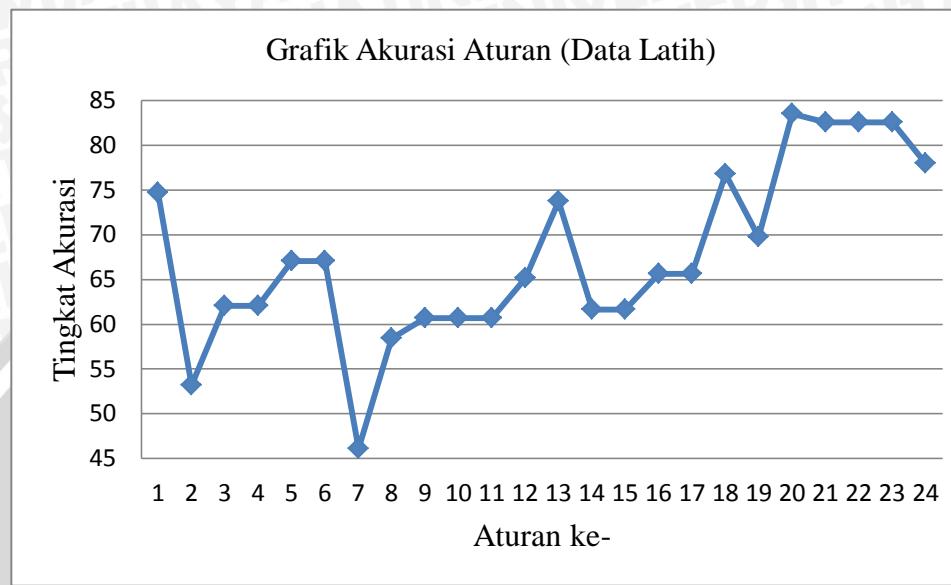
Pada pengujian tahap dua terdapat empat tahap pengujian dengan 24 jenis aturan. Pada beberapa kali pengujian, terbentuk jumlah aturan yang sama namun tingkat akurasinya berbeda. Jumlah aturan yang terbentuk rata-rata sebanyak 3 dan 4. Namun ada pula terbentuk jumlah aturan yang berbeda namun tingkat akurasinya sama atau bahkan pada jumlah aturan 4 tingkat akurasinya lebih baik daripada jumlah aturan sebanyak 3. Proses uji akurasi dilakukan dengan memperhatikan data uji yang benar kemudian dibagi banyaknya data uji. Grafik akurasi pada pengujian tahap dua dengan 30 data uji ditunjukkan pada Gambar 5.5.



Gambar 5.5 Grafik akurasi aturan pengujian tahap dua dengan data uji

Dari Gambar 5.5 diatas dapat dilihat bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan tidak stabil. Pada pengujian I dengan 79 data latih tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung menurun, berkisar antara 56,67% hingga 73,33%. Akurasi tertinggi didapat pada aturan ke-1 yaitu 73,33% dengan jumlah aturan sebanyak 4. Pada pengujian II dengan 89 data latih tingkat akurasi yang dihasilkan meningkat, dengan akurasi tertinggi pada aturan ke-12, yaitu 63,33% dengan jumlah aturan sebanyak 3. Pada pengujian III dengan 99 data latih tingkat akurasi yang dihasilkan menurun setelah didapat akurasi tertinggi pada aturan ke-13 yaitu 73,33%, kemudian konvergen pada aturan ke-14 sampai aturan ke-17, yaitu 60%. Kemudian pada pengujian IV dengan 109 data latih tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung menurun setelah didapat akurasi tertinggi pada aturan ke-20 yaitu 93,33% dengan jumlah aturan sebanyak 3, kemudian pada aturan ke-3 hingga aturan ke-5 nilai akurasi berkisar antara 80% hingga 86,67% dengan jumlah aturan sebanyak 4. Namun pada aturan ke-6 yang menghasilkan jumlah aturan sebanyak 3 akurasi yang dihasilkan lebih rendah yaitu 83,33%. Hal ini menandakan bahwa hasil akurasi selain dipengaruhi oleh data latih juga dipengaruhi oleh jumlah *cluster*. Dalam kasus ini, hasil akurasi berbanding lurus dengan jumlah data uji.

Proses uji akurasi juga dilakukan pada data latih. Berikut grafik akurasi pada pengujian tahap dua dengan 79, 89, 99 dan 109 data latih ditunjukkan pada Gambar 5.6.



Gambar 5.6 Grafik akurasi aturan pengujian tahap dua dengan data latih

Aturan ke-1 hingga ke-6 menunjukkan grafik akurasi dengan 79 data latih, akurasi yang dihasilkan tidak stabil. Berbeda dengan grafik akurasi pada 89 data latih yang semakin meningkat,yaitu pada aturan ke-7 hingga ke-12, sama halnya dengan grafik akurasi pada data uji yang semakin meningkat. Akurasi yang dihasilkan lebih baik dari akurasi pada data uji. Kemudian pada 99 data latih,yaitu aturan ke-13 hingga ke 18, akurasi tertinggi didapat pada aturan ke-13. Sama dengan grafik akurasi data uji diatas, akurasi yang dihasilkan menurun setelah didapat akurasi tertinggi pada aturan ke-13. Demikian pula pada 109 data latih, grafik akurasi yang dihasilkan meningkat, sama halnya dengan grafik akurasi data uji. Namun hasil akurasi yang dihasilkan lebih rendah dari akurasi yang dihasilkan data uji. Terlihat pada aturan ke-20, pada data latih akurasi yang dihasilkan 83,49%, lebih rendah dari akurasi yang dihasilkan pada data uji yaitu 93,33%.

Dari analisa diatas, ada beberapa hal yang mengakibatkan hasil akurasi tidak stabil. Pertama yaitu jumlah *cluster* atau jumlah aturan yang terbentuk. Pada beberapa kali pengujian, terbentuk jumlah aturan yang sama

dengan nilai varian yang sama pula, namun tingkat akurasinya berbeda-beda. Hal tersebut dikarenakan pusat *cluster* yang terbentuk dan nilai sigma yang dihasilkan juga berbeda. Pusat. Pusat *cluster* dan nilai sigma mempengaruhi nilai derajat keanggotaan masing-masing atribut data. Sehingga nilai derajat keanggotaan pada data uji yang sama akan berbeda tergantung pusat *cluster* yang terbentuk. Selain itu, pusat *cluster* dan nilai sigma juga mempengaruhi nilai koefisien *output* yang berguna untuk menentukan nilai Z. Nilai Z inilah yang digunakan untuk menentukan status risiko terkena stroke. Untuk nilai varian yang dihasilkan, semakin kecil nilai varian maka semakin sedikit jumlah *cluster* yang dihasilkan, yang berarti bahwa semakin baik *cluster* tersebut. Sehingga dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* atau jumlah aturan berbanding lurus dengan nilai varian namun tidak berpengaruh dengan nilai akurasi yang dihasilkan.

Kedua yaitu jumlah data latih, karena minimnya jumlah data latih yang digunakan pada penelitian ini, maka dalam proses pembelajaran, pengetahuan yang dipelajari oleh sistem pun terbatas, sehingga akurasi yang dihasilkan kurang optimal. Hal tersebut terlihat dari analisa Grafik 5.6 diatas, dimana tingkat akurasi data latih cenderung lebih rendah daripada tingkat akurasi data uji. Untuk mendapatkan akurasi yang stabil, seharusnya tingkat akurasi pada data latih lebih tinggi daripada tingkat akurasi data uji. Ketiga yaitu variasi data (variabel *output* rendah, sedang dan tinggi) pada data latih. Pada 109 data latih terdapat 23 data status rendah, 47 data status sedang, dan 39 data pada tinggi. Jumlah data dengan *output* rendah, sedang dan tinggi seharusnya seimbang. Hal tersebut juga akan mempengaruhi proses pembelajaran sistem, apabila jumlah variasi datanya seimbang maka pengetahuan sistem terhadap data kelompok rendah, sedang maupun tinggi juga seimbang. Sehingga dapat disimpulkan bahwa semakin banyak data latih dengan variasi data yang seimbang, maka semakin baik tingkat akurasi yang dihasilkan. Hubungan akurasi dengan jumlah data latih adalah berbanding lurus. Aturan terbaik yang didapat yaitu 3 aturan dengan nilai varian 0,0004. Tingkat akurasi terbaik didapat pada pengujian data uji aturan ke-20 dengan nilai 93,33%, yaitu dengan jumlah aturan sebanyak 3.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari hasil penelitian ini diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Metode *subtractive clustering* dapat diimplementasikan dalam pembangkitan aturan *fuzzy* pada deteksi dini risiko penyakit stroke. Pembangkitan aturan dimulai dari proses *clustering* yang kemudian dilakukan analisa varian. Hasil batasan varian terkecil yang digunakan dalam proses pengujian. Semakin kecil nilai batasan varian suatu *cluster*, maka semakin ideal *cluster* tersebut.
2. Pada pengujian dengan data latih, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung lebih rendah daripada tingkat akurasi yang dihasilkan oleh pengujian dengan data uji. Hal tersebut dikarenakan faktor jumlah *cluster*, jumlah data latih dan variasi data. Karena minimnya jumlah data latih yang digunakan pada penelitian ini, maka dalam proses pembelajaran, pengetahuan yang dipelajari oleh sistem pun terbatas, sehingga akurasi yang dihasilkan kurang optimal. Kemudian yaitu variasi data (variabel *output* rendah, sedang dan tinggi) pada data latih. Jumlah data dengan *output* rendah, sedang dan tinggi seharusnya seimbang. Apabila jumlah variasi datanya seimbang maka pengetahuan sistem terhadap data kelompok rendah, sedang maupun tinggi juga seimbang. Akurasi terbaik adalah 93,33% didapat pada pengujian data uji dengan jumlah data latih 109 data, dengan jumlah aturan terbaik yaitu 3 aturan. Semakin banyak data latih dengan variasi data yang seimbang, maka semakin baik tingkat akurasi yang dihasilkan.
3. Dalam pembangkitan aturan *fuzzy* parameter *reject ratio* dan jari-jari berpengaruh pada jumlah *cluster* yang dihasilkan sedangkan parameter *accept ratio* tidak. *Accept ratio* tidak berpengaruh dikarenakan *accept ratio* sebagai batas bawah diperbolehkannya suatu data menjadi pusat *cluster* lebih besar dibandingkan *reject ratio* sebagai batas atas. Jumlah *cluster* atau jumlah aturan mempengaruhi akurasi sistem, dimana nilai akurasi terbaik didapat pada jumlah *cluster* atau jumlah aturan terbaik sebanyak 3.

6.2 Saran

Untuk pengembangan sistem lebih lanjut dari hasil penelitian ini, berikut saran-saran yang dapat diberikan :

1. Data latih serta variasi data yang digunakan lebih banyak agar semakin banyak pengetahuan sistem dalam proses pembelajaran sehingga tingkat akurasi yang dihasilkan stabil.
2. Dilakukan pengujian untuk penentuan *range* status risiko stroke untuk mencari *range* terbaik agar tingkat akurasi yang dihasilkan semakin baik pula.
3. Dilakukan penelitian untuk menentukan apakah pasien terkena stroke iskemik atau hemoragik.



DAFTAR PUSTAKA

- [AKH-10] Arapoglou, Roi.Kolomvatos, Kostas dan Hadjiefthymiades, Stathes."Buye Agent Decision Process Based on Automatic Fuzzy Rules Generation Mehods".
http://pcomp.di.uoa.gr/pubs/WCCI_f427.pdf. [10 April 2014].
- [ANN-13] Annathassia, Cindy.2013."Faktor Risiko terjadinya Stroke".
<http://www.pilihdkter.com/id/blog/Faktor-Resiko-Terjadinya-Stroke>. [05 Mei 2014].
- [ANO-94] Anonymous. "Subclust". <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/subclust.html>. [31 Oktober 2014].
- [BEI-11] Ilham, B.Priyambodo.2011."Impelementasi Metode Single Lingkage untuk Menentukan Kinerja Agen pada Call Centre Berbasis Asterisk for Java".
<http://www.eepis-its.edu/uploadta/downloadmk.php?id=1374>.[11 April 2014].
- [BAD-05] Badriyah, T.2005."Clustering Analysis". <http://lecturer.eepis-its.edu/~iwanarif/kuliah/dm/5Clustering.pdf>.[11 April 2014].
- [CHS-97] Chiu, Stephen I. "An Efficient Method for Extracting FuzzyClassification Rules from High Dimensional Data".
<http://chius.homestead.com/files/fuzzyclassif.pdf>. [2 April 2014].
- [DAT-05] Larose, Daniel T.2005.Discovering Knowledge in Data: an Introduction to Data Mining.John & Wiley & Sons, Inc.New Jersey.
- [ELN-98] Elneihoum, A.M., Goranssun, M., Falke, P., Janzon, L., Three-Year Survival and Recurrence After Stroke in Malmo Sweden : An Analysis of Stroke Registry Data. Stroke, 1998.



- [IHM-13] IHME. 2013. GBD Profile : Indonesia. http://www.healthdata.org/sites/default/files/files/country_profiles/GBD /ihme_gbd_country_report_indonesia.pdf. [21 Mei 2014].
- [IRF-10] Irfan, Muhammad. 2010. "Fisioterapi Bagi Insan Stroke". Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [JAN-97] Jang, J.S., Sun, C.T., dan Mizutani, E. 1997. "*Neuro Fuzzy and Soft Computing*". Prentice Hall, New York.
- [JEP-13] Jeperson,Hendra.2013."Memahami Apa Itu Kadar Gula Darah". <http://www.deherba.com/memahami-apa-itu-kadar-gula-darah.html>. [05 Mei 2014].
- [KER-09] Kertia, Nyoman.2009."Asam Urat". Bentang Pustaka, Yogyakarta.
- [KUP-10] Kusumadewi, Sri dan Purnomo, Hari. 2010. "Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan". Edisi kedua.Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [KUS-08] Kusrini. 2008, Aplikasi Sistem Pakar Menentuan Faktor Kepastian Pengguna dengan Metode Kuantitatif Pertanyaan, Andi, Yogyakarta.
- [LIP-07] Lipska, K., et al., 2007. "Risk Factors for Acute Ischaemic Stroke in Young Adults in South India". *J Neurol Neurosurg Psychiatry*.
- [MUH-13] Muhlisin, Ahmad.2013."Tekanan Darah". <http://mediskus.com/penyakit/tekanan-darah.html>. [05 Mei 2014].
- [NUG-06] Nugraha, Dany.dkk.2006."Diagnosis Gangguan Sistem Urinari pada Anjing dan Kucing Menggunakan VFI 5".Institut Pertanian Bogor, Bogor.

- [PIN-06] Ping, K.S, dan Salim, N. 2006. “*Optimized Subtractive Clustering for Cluster-Based Compound Selection*”. Proceedings of the 1st International Conference on Natural Engineering & Technology 2006, Malaysia.
- [QAD-13] Qadariah Arief, Ria.2013.”Kolesterol Total”. <http://www.konsultankolesterol.com/kolesterol-total.html>. [05 Mei 2014].
- [RCA-14] Ramadhan, Cahya Arief. 2014. “Pembangkitan Aturan *Fuzzy* Menggunakan Metode *Subtractive Clustering* Untuk Diagnosa Tingkat Keganasan Kanker Payudara dari Hasil Mammografi”. Universitas Brawijaya, Malang.
- [SAS-10] Santoso, Singgih.2010. “Statistika Multivariat”.PT Gramedia.Jakarta.
- [SHE-13] Shernend.2013. “Kreatinin Darah (Serum)”. <http://www.amazine.co/27032/apa-itu-rasio-bun-kreatinin-prosedur-membaca-hasilnya/>. [05 Mei 2014]
- [SHO-13] Sholeh, Ahmad Fashel. 2013. “Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Deteksi Dini Risiko Penyakit Stroke Menggunakan Logika *Fuzzy* Mamdani : Studi Kasus di RS XYZ”. Insitut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [SUT-07] Sutrisno, A., 2007. “Stroke???: You must know before you get it!”. PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- [WAP-13] Widiyanto, Agung Putra. 2013. “Implementasi Algoritma *Subtractive Clustering* Untuk Pembangkitan Aturan *Fuzzy* Pada Rekomendasi Penerima Beasiswa”. Universitas Brawijaya, Malang.
- [YAS-11] Yastroki.2011.“Sekilas Tentang Stroke”. <http://www.yastroki.or.id/file/strokesekilas.pdf>. [02 April 2014].

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Data Latih

Id latih	T. Darah	Kadar Gula	Kolesterol Total	LDL	Usia	JK	Asam Urat	BUN	Kreatinin	Risiko
1	190	173	147	80	70	1	6.6	21.5	0.9	100
2	130	326	138	88	56	0	3.4	21.1	1.4	50
3	130	391	176	86	66	0	6	20.4	1.2	50
4	130	108	187	123	63	1	6.7	20	1.5	0
5	160	98	176	106	52	1	10.2	14.4	1.1	50
6	140	228	195	127	30	1	6.2	20	1.5	50
7	130	106	189	128	57	0	6.2	20	1.5	50
8	180	117	191	117	46	0	4	6.1	0.8	50
9	180	96	229	162	45	0	5.4	5.4	0.8	50
10	150	220	168	106	47	0	3	7.4	0.5	50
11	160	104	192	112	72	1	8.2	15.1	1.1	100
12	170	146	208	109	61	0	5	8.6	1	50
13	120	106	195	127	55	1	6.2	9.6	1	0
14	210	204	229	162	49	0	7.2	23.1	0.7	100
15	140	116	159	92	75	0	4.2	12	0.8	50
16	160	128	175	102	42	1	8	10.5	0.9	50
17	110	86	153	105	72	1	6.2	27.4	1.7	0
18	140	111	207	168	80	1	7.9	31.7	2	100
19	180	421	277	165	56	1	4.7	14.9	1.5	100
20	230	136	294	195	40	0	4.8	16.2	0.8	100
21	140	200	122	80	62	1	7.7	25.5	1.3	50
22	110	102	137	90	47	1	5.4	11.3	6.9	0
23	240	167	263	158	58	1	8	15.8	1.4	100
24	140	92	161	102	50	0	4	12.8	1	50
25	110	135	113	63	80	1	8.1	39.4	2.9	0
26	160	192	285	183	63	0	7.5	10.7	0.8	100
27	120	196	218	160	62	0	2.8	13.5	0.6	50
28	120	147	139	78	61	1	9	13.2	1.3	0
29	140	64	193	122	44	0	7.5	30.7	1.8	0
30	150	111	249	190	48	0	4.6	10.7	0.8	100
31	160	188	208	170	62	1	6.4	14.3	1.3	100
32	130	92	221	164	48	0	4.1	6.9	0.6	50
33	200	253	249	187	49	0	5.2	14.1	1	100
34	110	117	111	52	73	1	7.3	31.6	2.1	0
35	160	136	143	84	71	1	8.9	23.4	1.9	50



36	170	240	264	163	52	1	6.9	15.3	2.5	100
37	140	328	269	108	50	0	6.6	9.5	0.6	100
38	150	181	186	137	75	0	3.5	6.2	0.5	50
39	130	119	150	108	40	0	4.9	7.4	1	0
40	170	86	152	106	80	1	2.8	9.6	0.8	100
41	130	128	237	154	50	0	4.5	12.4	0.7	50
42	190	100	190	124	62	0	6	14.8	1.2	50
43	160	163	221	148	52	1	8.4	11.1	0.8	100
44	120	163	132	75	73	1	6.5	24.1	1.4	0
45	160	105	157	102	56	0	4.5	11.6	0.7	50
46	140	137	244	187	40	1	6	9.3	0.8	50
47	170	107	138	93	65	1	6.8	9.5	1.1	100
48	170	192	209	150	59	1	8.2	34.7	1.9	100
49	110	95	210	153	62	1	5.2	7.7	1	0
50	180	206	270	184	70	0	3.8	19.5	1.3	100
51	180	257	195	137	56	0	3	14.7	0.7	100
52	110	109	137	92	65	1	8.8	38.7	3.6	0
53	130	115	229	173	71	1	5.5	12.3	1.1	50
54	120	405	252	166	57	1	3.9	13	1.2	100
55	120	117	198	113	36	1	9	9.8	1.1	0
56	192	231	183	134	76	1	9.8	17.9	1.2	100
57	180	140	194	134	69	1	8.6	28.7	1.7	100
58	180	107	215	150	65	0	5.4	14.6	0.9	100
59	120	97	159	103	80	0	3.4	12	0.9	50
60	150	178	252	135	72	1	4.4	10.9	0.9	100
61	200	138	267	188	63	0	6.4	13	0.9	100
62	160	102	187	117	60	1	8	14.4	1.1	50
63	150	132	167	95	75	0	4.8	39.2	1.5	50
64	120	91	162	91	55	0	4.8	20.2	1	0
65	130	100	148	96	59	1	5	10.3	1	0
66	140	120	257	178	64	0	7.5	44.1	2.6	100
67	170	70	205	151	43	0	10	26.5	3	50
68	110	155	115	90	52	0	5.2	11.7	0.5	0
69	160	78	243	182	59	0	4.9	11.7	0.6	100
70	180	136	177	136	51	1	7.3	13.5	1.2	50
71	160	79	238	157	50	0	4.4	11.9	0.7	100
72	100	155	195	127	35	0	6.2	20	1.5	0
73	200	169	195	127	65	1	6.2	19.9	1.6	100
74	220	174	195	127	56	1	6.2	12.9	0.9	100
75	180	247	195	127	55	0	6.2	20.6	1.1	50

76	106	121	161	56	69	0	4.4	29.5	1.5	0
77	130	129	141	78	73	1	2.3	8.8	0.6	0
78	140	108	222	146	40	0	3.3	11.6	0.5	50
79	170	98	147	95	52	1	2.8	21.5	1.5	50
80	160	110	194	108	60	1	10	20.4	1.5	50
81	140	101	269	195	58	0	5.1	21.4	0.8	100
82	140	188	195	127	60	1	6.2	10.5	1	50
83	190	156	154	63	52	1	7.8	14.6	1.3	50
84	150	115	122	70	62	0	2	7.5	0.7	0
85	190	119	195	127	63	1	6.2	13.2	0.7	100
86	240	305	232	167	40	1	12.2	25.8	2.4	100
87	200	243	282	182	54	0	6.2	11.5	0.7	100
88	200	186	195	127	64	0	6.2	13.6	0.9	100
89	150	155	195	127	66	0	6.2	30.6	1	50
90	154	175	219	162	48	0	6.2	19.8	1.1	50
91	190	127	133	86	43	0	3.8	18.2	0.5	0
92	130	110	153	95	78	1	6.5	20	1.5	50
93	130	118	195	127	47	1	6.2	10.4	1.2	50
94	150	87	167	107	60	1	6.7	20	1.5	50
95	170	155	195	127	60	1	6.2	20	1.5	50
96	180	82	130	84	72	0	4.7	12.7	0.5	50
97	190	120	197	117	50	0	7.8	13.3	0.9	50
98	140	155	195	127	46	0	6.2	20	1.5	50
99	160	386	260	168	55	0	3.1	6	1	100
100	150	155	195	127	60	1	6.2	20	1.5	50
101	100	100	195	127	28	1	6.2	16.2	0.6	0
102	170	130	207	137	52	0	3.6	10.4	1.2	50
103	100	155	173	133	56	1	7.2	31.6	1.9	50
104	170	152	195	127	55	1	6.2	14.9	1.2	50
105	110	85	97	53	35	0	6.2	48.9	2.2	0
106	170	223	375	205	60	0	6.2	79.2	3.8	100
107	130	155	195	127	61	0	6.2	11.6	0.5	50
108	190	260	172	128	39	0	2.2	10	0.5	100
109	170	112	189	121	47	0	5.2	11.1	0.8	100

Lampiran 2 : Data Uji

Id uji	T. Darah	Kadar Gula	Kolesterol Total	LDL	Usia	JK	Asam Urat	BUN	Krea-tin	Risiko
1	160	130	303	132	52	1	9.6	13.9	0.8	100
2	160	106	145	106	58	1	8.3	7.6	0.9	50
3	190	151	298	202	51	0	4.2	11.8	0.8	100
4	160	168	181	109	64	0	4.6	11.7	0.7	50
5	140	120	153	93	46	1	9.3	12.8	1	0
6	160	127	168	119	68	0	3.7	10	1.1	50
7	120	97	148	94	58	1	6.8	20.8	1	0
8	150	135	297	206	57	0	6.3	20.5	0.8	100
9	190	135	195	143	85	1	6.3	10.8	1.2	100
10	170	101	228	152	71	0	6.1	9.9	0.7	100
11	190	251	180	130	54	1	6.3	16.6	1.3	100
12	190	131	164	114	48	1	6.1	10.4	1.1	50
13	140	529	195	127	67	0	6.2	16.7	0.9	100
14	150	144	166	118	70	0	6.5	11.3	1.1	50
15	140	171	165	113	46	1	8	20	1.5	50
16	160	108	146	98	50	1	7	13.1	1.2	50
17	190	85	272	153	63	1	5.6	11	1.1	100
18	150	203	179	124	75	1	4.7	13.3	1.3	100
19	140	92	158	121	52	1	6.7	11.8	1.3	50
20	180	150	148	108	70	1	7.5	36.3	1.9	100
21	140	128	214	127	70	1	4.9	12.7	1.1	50
22	130	101	160	109	70	1	4	14.9	0.6	50
23	100	81	155	84	56	0	4.7	7.5	0.7	0
24	180	186	205	87	51	0	13.8	37.1	3.5	100
25	160	169	174	118	58	1	5.4	14	1.4	50
26	130	243	202	141	66	0	8.5	54.9	1.5	100
27	150	128	176	116	71	1	5.6	14	1.1	50
28	140	98	154	98	69	1	8	35	1.9	50
29	155	149	200	161	49	1	5.2	9.1	0.9	50
30	110	155	195	127	54	0	6.2	20	1.5	50

Lampiran 3 : Hasil Wawancara

Narasumber : Dr. Farhad Bal'afif, Sp.BS.

Waktu : Rabu, 16 Juli 2014

1. Dari 9 faktor risiko tersebut, faktor apa yang paling berpengaruh?

Faktor yang paling berpengaruh pada stroke penyumbatan yaitu kadar gula, sedangkan pada stroke pendarahan yaitu tekanan darah. Namun pada penelitian Anda disini merupakan stroke secara umum, maka faktor-faktor yang berpengaruh yaitu kadar gula, tekanan darah, LDL, usia, dan jenis kelamin.

2. Bagaimana cara menganalisa dan menentukan tingkat risiko stroke dari faktor-faktor tersebut?

Dalam menganalisa dan menentukan tingkat risiko stroke sebenarnya tidak hanya faktor medis saja, namun faktor non medis juga diperhatikan. Faktor non medis disini yaitu riwayat stroke, obesitas, dan merokok. Namun karena pada penelitian anda tidak ada faktor non medis, maka untuk faktor medis cara menganalisanya pertama yang dilihat terlebih dahulu yaitu kadar gula, tekanan darah dan LDL.

- Jika ketiga faktor tersebut normal, usia muda-parobaya dan dia wanita atau laki-laki berusia muda maka status risiko stroke rendah. Namun jika dia laki-laki berusia parobaya – tua, dan wanita berusia tua maka status risiko stroke sedang.
- Jika kadar gula dan tekanan darah tinggi, faktor lainnya normal, dan dia adalah wanita berusia muda maka status risiko rendah, namun jika dia laki-laki berusia muda maka status risiko sedang. Kemudian jika dia laki-laki berusia parobaya – tua maka status risiko tinggi.
- Jika kadar gula dan tekanan darah tinggi, faktor lainnya sedang, dan dia adalah wanita berusia muda maka status risiko sedang. Kemudian jika dia wanita atau laki-laki berusia parobaya – tua maka status risiko tinggi.

3. Seberapa besar pengaruh BUN, asam urat dan kreatinin terhadap risiko stroke?

Tidak berpengaruh sama sekali, faktor yang berpengaruh hanya faktor medis dan non medis yang telah disebutkan sebelumnya.



Lampiran 4 : Hasil Pengujian dan Manualisasi Perhitungan Akurasi

a. Hasil Pengujian

No	TD	KG	KT	LDL	U	JK	AU	BUN	Krea-tin	Status Risiko	Nilai Z	Hasil Uji	Benar Salah
1	160	130	303	132	52	1	9.6	13.9	0.8	Tinggi	66.861	Sedang	SALAH
2	160	106	145	106	58	1	8.3	7.6	0.9	Sedang	48.553	Sedang	BENAR
3	190	151	298	202	51	0	4.2	11.8	0.8	Tinggi	95.654	Tinggi	BENAR
4	160	168	181	109	64	0	4.6	11.7	0.7	Sedang	62.648	Sedang	BENAR
5	140	120	153	93	46	1	9.3	12.8	1	Rendah	19.731	Rendah	BENAR
6	160	127	168	119	68	0	3.7	10	1.1	Sedang	68.038	Sedang	BENAR
7	120	97	148	94	58	1	6.8	20.8	1	Rendah	13.587	Rendah	BENAR
8	150	135	297	206	57	0	6.3	20.5	0.8	Tinggi	89.14	Tinggi	BENAR
9	190	135	195	143	85	1	6.3	10.8	1.2	Tinggi	115.459	Tinggi	BENAR
10	170	101	228	152	71	0	6.1	9.9	0.7	Tinggi	92.501	Tinggi	BENAR
11	190	251	180	130	54	1	6.3	16.6	1.3	Tinggi	101.192	Tinggi	BENAR
12	190	131	164	114	48	1	6.1	10.4	1.1	Sedang	69.863	Sedang	BENAR
13	140	529	195	127	67	0	6.2	16.7	0.9	Tinggi	88.581	Tinggi	BENAR
14	150	144	166	118	70	0	6.5	11.3	1.1	Sedang	69.25	Sedang	BENAR
15	140	171	165	113	46	1	8	20	1.5	Sedang	37.966	Sedang	BENAR
16	160	108	146	98	50	1	7	13.1	1.2	Sedang	41.541	Sedang	BENAR
17	190	85	272	153	63	1	5.6	11	1.1	Tinggi	93.068	Tinggi	BENAR
18	150	203	179	124	75	1	4.7	13.3	1.3	Tinggi	77.109	Sedang	SALAH
19	140	92	158	121	52	1	6.7	11.8	1.3	Sedang	34.196	Sedang	BENAR
20	180	150	148	108	70	1	7.5	36.3	1.9	Tinggi	90.321	Tinggi	BENAR
21	140	128	214	127	70	1	4.9	12.7	1.1	Sedang	59	Sedang	BENAR
22	130	101	160	109	70	1	4	14.9	0.6	Sedang	38.442	Sedang	BENAR
23	100	81	155	84	56	0	4.7	7.5	0.7	Rendah	14.336	Rendah	BENAR
24	180	186	205	87	51	0	13.8	37.1	3.5	Tinggi	99.297	Tinggi	BENAR
25	160	169	174	118	58	1	5.4	14	1.4	Sedang	64.889	Sedang	BENAR
26	130	243	202	141	66	0	8.5	54.9	1.5	Tinggi	94.675	Tinggi	BENAR
27	150	128	176	116	71	1	5.6	14	1.1	Sedang	62.107	Sedang	BENAR

28	140	98	154	98	69	1	8	35	1.9	Sedang	43.002	Sedang	BENAR
29	155	149	200	161	49	1	5.2	9.1	0.9	Sedang	62.625	Sedang	BENAR
30	110	155	195	127	54	0	6.2	20	1.5	Sedang	48.505	Sedang	BENAR

b. Manualisasi Perhitungan Akurasi

$$\begin{aligned} \text{Akurasi}(\%) &= \frac{\sum \text{dataUjiBenar}}{\sum \text{totalDataUji}} \times 100\% \\ &= \frac{28}{30} \times 100\% \\ &= 0,9333 \times 100\% \\ &= 93,33\% \end{aligned}$$

