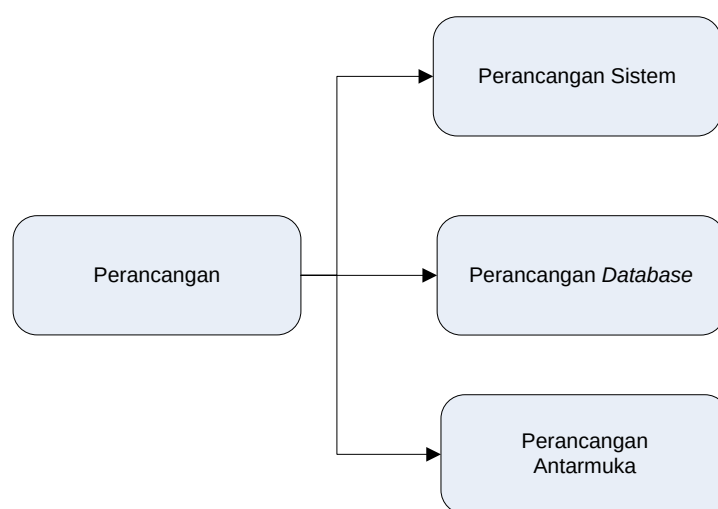


BAB IV PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan tentang perancangan sistem pengelompokan tingkat risiko penyakit kanker payudara dengan menggunakan algoritma *fuzzy c-means* dan metode Sugeno orde-satu. Diagram perancangan sebagai gambaran umum pokok bahasan pada bab 4 ditunjukkan pada Gambar (4.1).

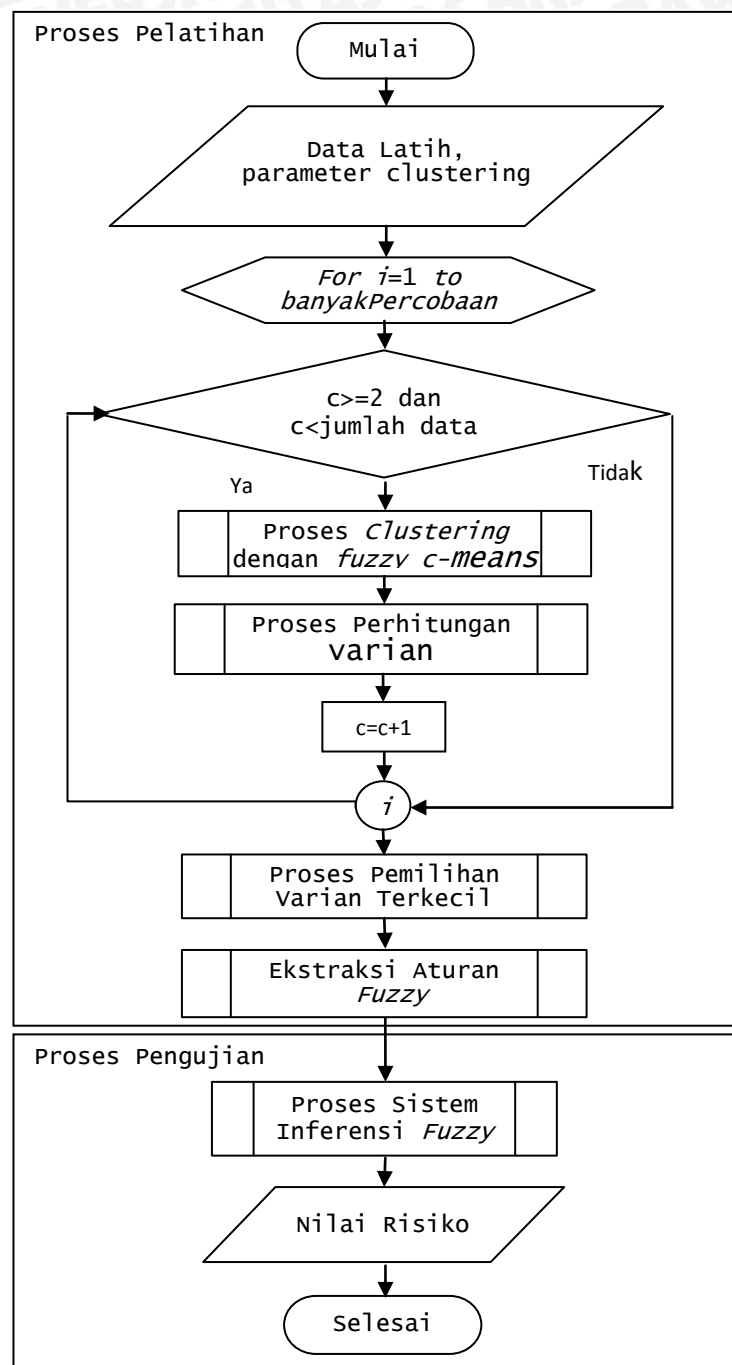


Gambar 4.1 Diagram Perancangan
Sumber : Perancangan

Perancangan terdiri dari perancangan sistem (perancangan diagram alir, perancangan kelas program, perancangan penentuan kelas tingkat risiko kanker payudara, perhitungan manual), perancangan database, dan perancangan antarmuka. Sistem pengelompokan penyakit kanker payudara ini dibangun mengacu pada pemodelan menggunakan metode *fuzzy c-means clustering* dan metode *fuzzy inference system* sugeno orde-satu.

4.1 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan sebagai dasar untuk proses implementasi. Secara garis besar, sistem terdiri dari dua proses utama. Dua proses utama pada sistem ini adalah proses pembangkitan aturan *fuzzy* (terdiri dari proses *clustering*, perhitungan standar deviasi, sampai dihasilkan jumlah *cluster* ideal), dan proses pengujian akurasi aturan *fuzzy* menggunakan *fuzzy inferensi* sistem sugeno orde-satu. Gambaran umum perancangan sistem ditunjukkan pada Gambar (4.2).



Gambar 4.2 Gambaran umum perancangan sistem
Sumber : Perancangan

Tahapan pada perancangan sistem berdasarkan Gambar (4.2) adalah sebagai berikut:

1. Proses pelatihan dari data mamografi sebagai upaya untuk membangkitkan aturan *fuzzy* secara otomatis dengan menggunakan metode *fuzzy c-means clustering*.

2. Input pada proses ini adalah data mamografi sebagai data latih dan parameter *clustering*. Parameter *clustering* terdiri atas jumlah *cluster* (c), jumlah data (n), eror terkecil yang diharapkan (ξ) dan iterasi maksimum. Hasil dari algoritma *fuzzy c-means clustering* adalah pusat *cluster* dan standar deviasi yang nantinya digunakan untuk menghitung derajat keanggotaan menggunakan fungsi *gauss*. Proses *clustering* ini akan dilakukan sebanyak jumlah percobaan dengan inisialisasi parameter *clustering* yang berbeda untuk mendapatkan jumlah *cluster* ideal.
3. Proses perhitungan varian adalah upaya untuk mengetahui nilai varian tiap *cluster*.
4. Proses pemilihan jumlah *cluster* dengan nilai varian terkecil digunakan untuk mengetahui berapa jumlah *cluster* yang tepat guna diterapkan pada proses selanjutnya.
5. Hasil *cluster* yang akan dipilih untuk digunakan pada proses selanjutnya merupakan hasil *cluster* dengan nilai varian terkecil.
6. Proses pembangkitan aturan *fuzzy* bisa memanfaatkan jumlah *cluster* yang didapatkan pada proses sebelumnya. Jumlah aturan yang terbentuk sama dengan jumlah *cluster*.
7. Tahap terakhir adalah proses pengujian, dimana pada proses ini menggunakan data mamografi uji dan aturan *fuzzy* yang terbentuk dari proses sebelumnya. Pada proses ini nilai risiko akan dihitung menggunakan sistem inferensi *fuzzy* sugeno orde-satu. Nilai risiko penyakit kanker payudara antara 0 dan 1, dengan nilai risiko 0 sampai $\leq 0,5$ untuk jinak dan $> 0,5$ sampai 1 adalah ganas.

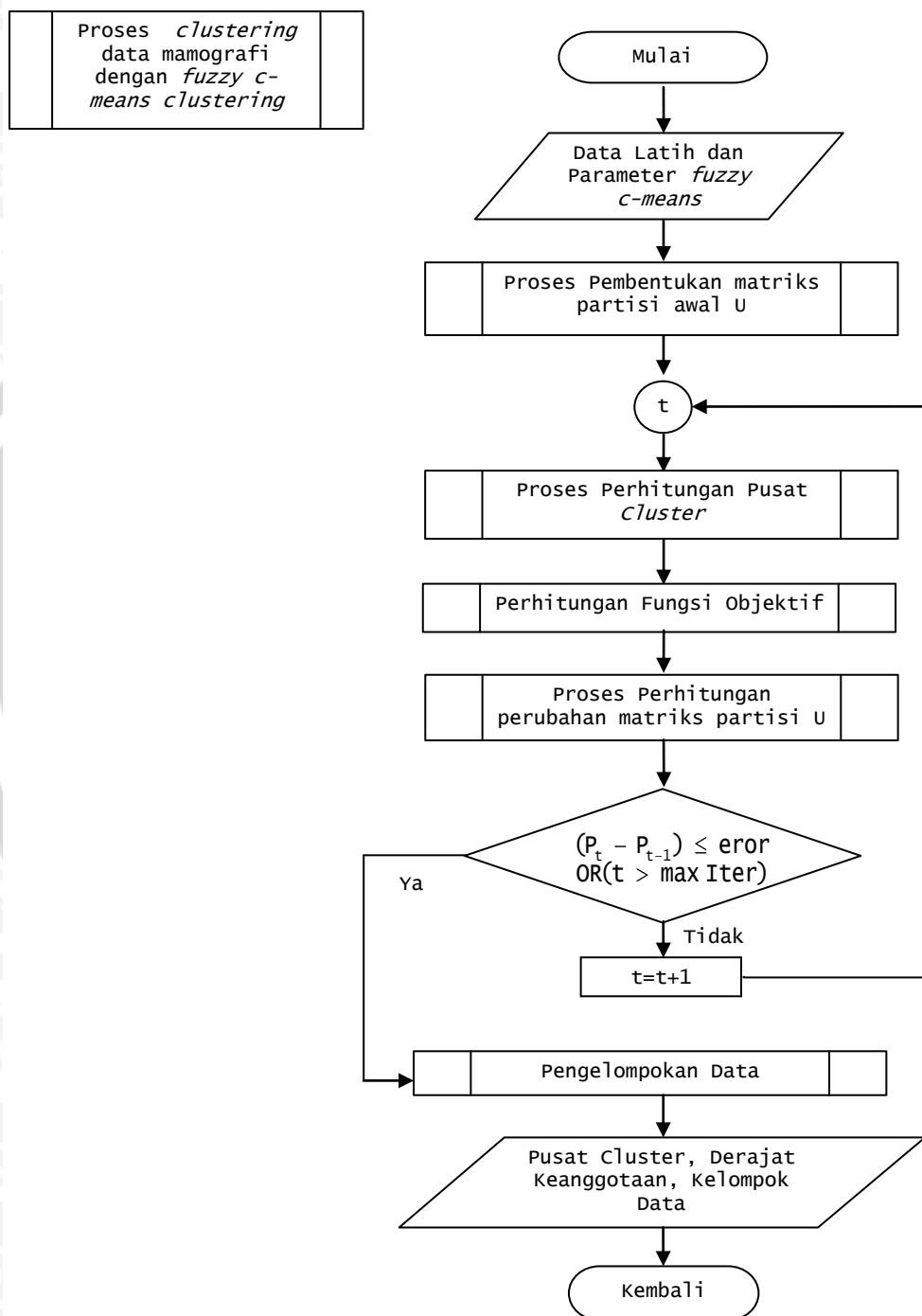
4.1.1 Perancangan Diagram Alir Algoritma

Perancangan diagram alir algoritma bertujuan untuk memudahkan proses implementasi algoritma-algoritma yang digunakan untuk membangun sistem pengelompokan tingkat risiko penyakit kanker payudara.

4.1.1.1 Proses Clustering dengan Fuzzy C-Means Clustering

Proses *clustering* dengan *fuzzy c-means clustering* adalah proses pelatihan terhadap data latih untuk pengelompokan data yang hasilnya digunakan untuk

pembangkitan aturan fuzzy menggunakan algoritma *fuzzy c-means clustering*. Alur proses *clustering* dengan *fuzzy c-means clustering* digambarkan oleh diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar (4.3).



Gambar 4.3 Alur Proses *Fuzzy C-Means clustering*

Sumber : Perancangan

Alur proses *clustering* data mamografi terdiri atas 5 subproses, yaitu pembentukan matriks partisi awal U , perhitungan pusat *cluster*, perhitungan fungsi objektif, perhitungan perubahan matriks partisi U , dan pengelompokan data.

Input proses *fuzzy c-means clustering* berupa data latih dan parameter *clustering*, sedangkan *output* proses ini berupa matriks pusat *cluster*, matriks partisi U , dan kelompok data. Matriks pusat *cluster* berisi pusat data atribut pada setiap *cluster* (V_{kj}), matriks partisi U berisi kecenderungan data latih pada semua *cluster* (μ_{ik}) dan kelompok data berisi hasil pengelompokan data latih berdasarkan kecenderungan data terhadap suatu *cluster*.

1. Proses pembentukan matriks partisi awal

Proses pembentukan matriks partisi awal U menggunakan masukan parameter jumlah data latih dan jumlah *cluster* yang akan dibentuk. *Output* proses ini adalah matriks derajat keanggotaan data terhadap *cluster* (μ_{ik}) dengan dimensi jumlah data x jumlah *cluster*. Rincian alur proses pembentukan matriks partisi awal U adalah sebagai berikut:

1. Pembangkitkan bilangan random

Bilangan random yang dibangkitkan berguna untuk merepresentasikan derajat keanggotaan suatu data ke- i ke dalam *cluster* ke- k (μ_{ik}). Rentang bilangan random yang ditentukan yaitu bilangan antara 0 sampai 1.

2. Penjumlahan elemen setiap kolom

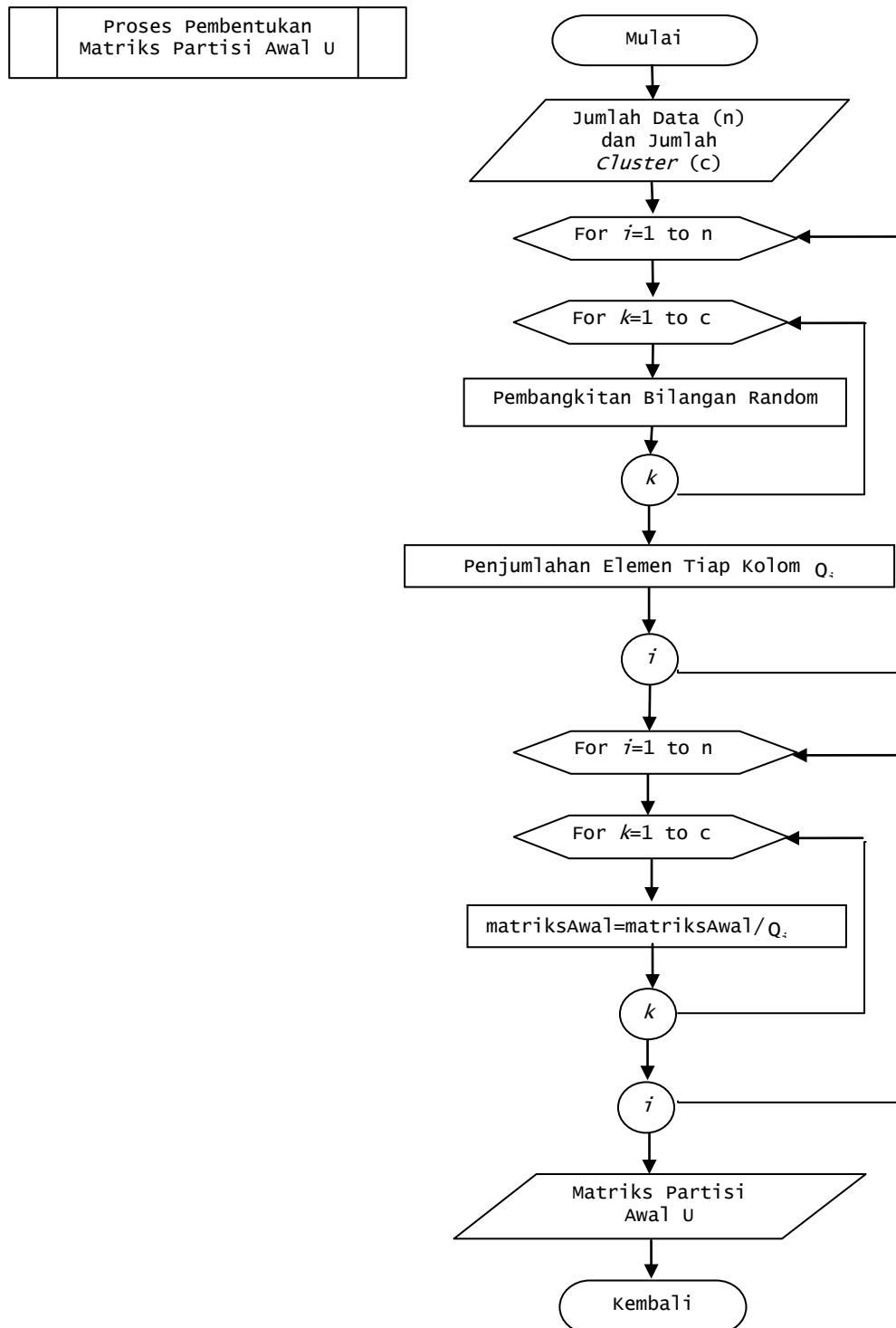
Proses ini menjumlah bilangan random μ_{ik} setiap iterasi ke- i ($Q_i = \mu_{i1} + \mu_{i2} + \mu_{i3} + \dots + \mu_{ik}$) berdasarkan Persamaan (2-1) sehingga didapatkan Q_i satu dimensi berukuran n .

3. Perhitungan nilai elemen matriks

Setelah perhitungan nilai Q_i , dilakukan perhitungan dengan Persamaan (2-2) untuk matriks partisi awal U sehingga menghasilkan derajat keanggotaan (μ_{ik}). Jumlah μ_{ik} pada setiap iterasi ke- i harus sama dengan 1 ($\mu_{i1} + \mu_{i2} + \mu_{i3} + \dots + \mu_{ik} \neq 1$) apabila tidak bernilai 1 maka terjadi kesalahan selama perhitungan derajat keanggotaan μ_{ik} .

Alur proses pembentukan matriks partisi awal U ditunjukkan oleh Gambar

(4.4).

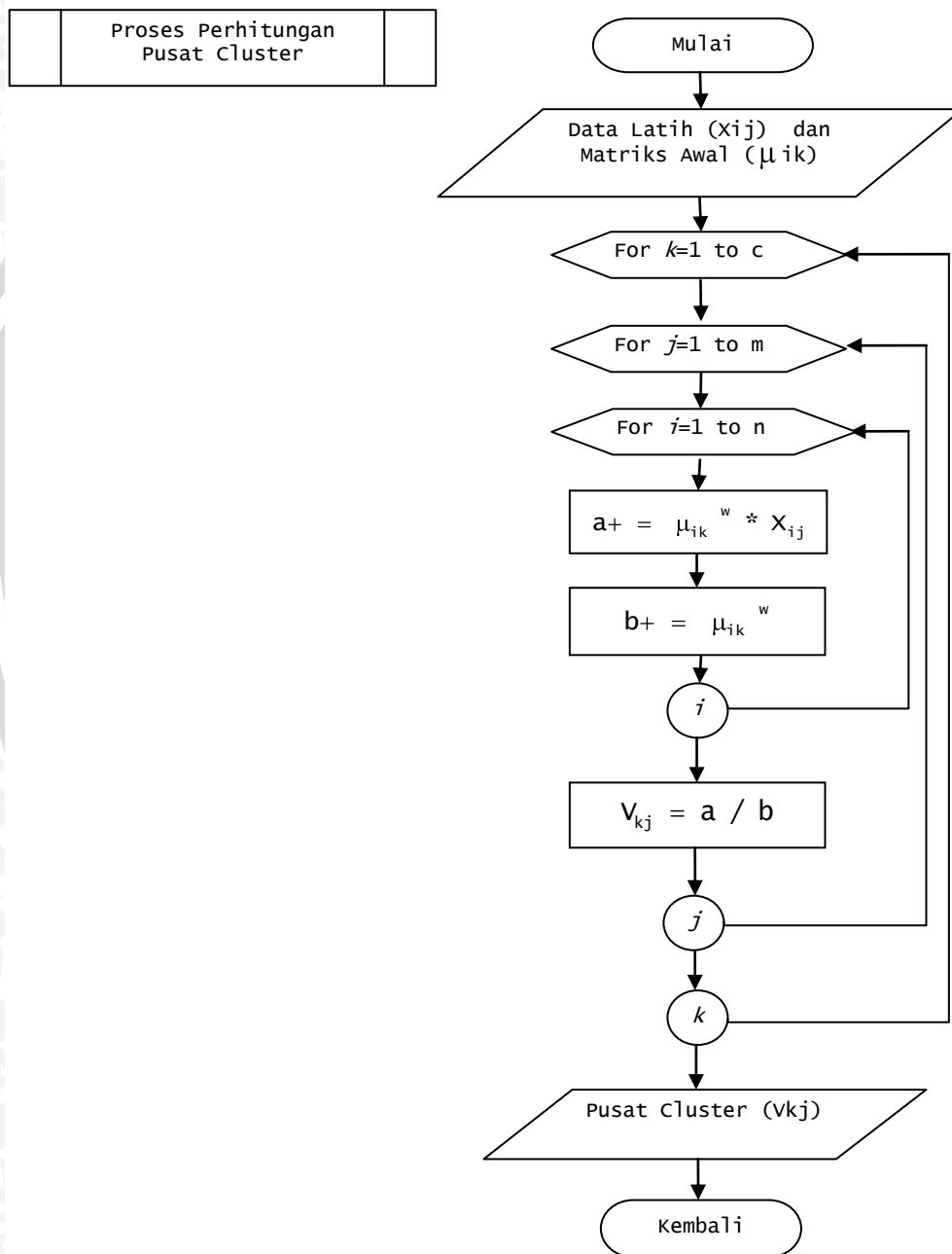


Gambar 4.4 Alur proses pembentukan matriks partisi awal U

Sumber : Perancangan

2. Proses perhitungan pusat cluster

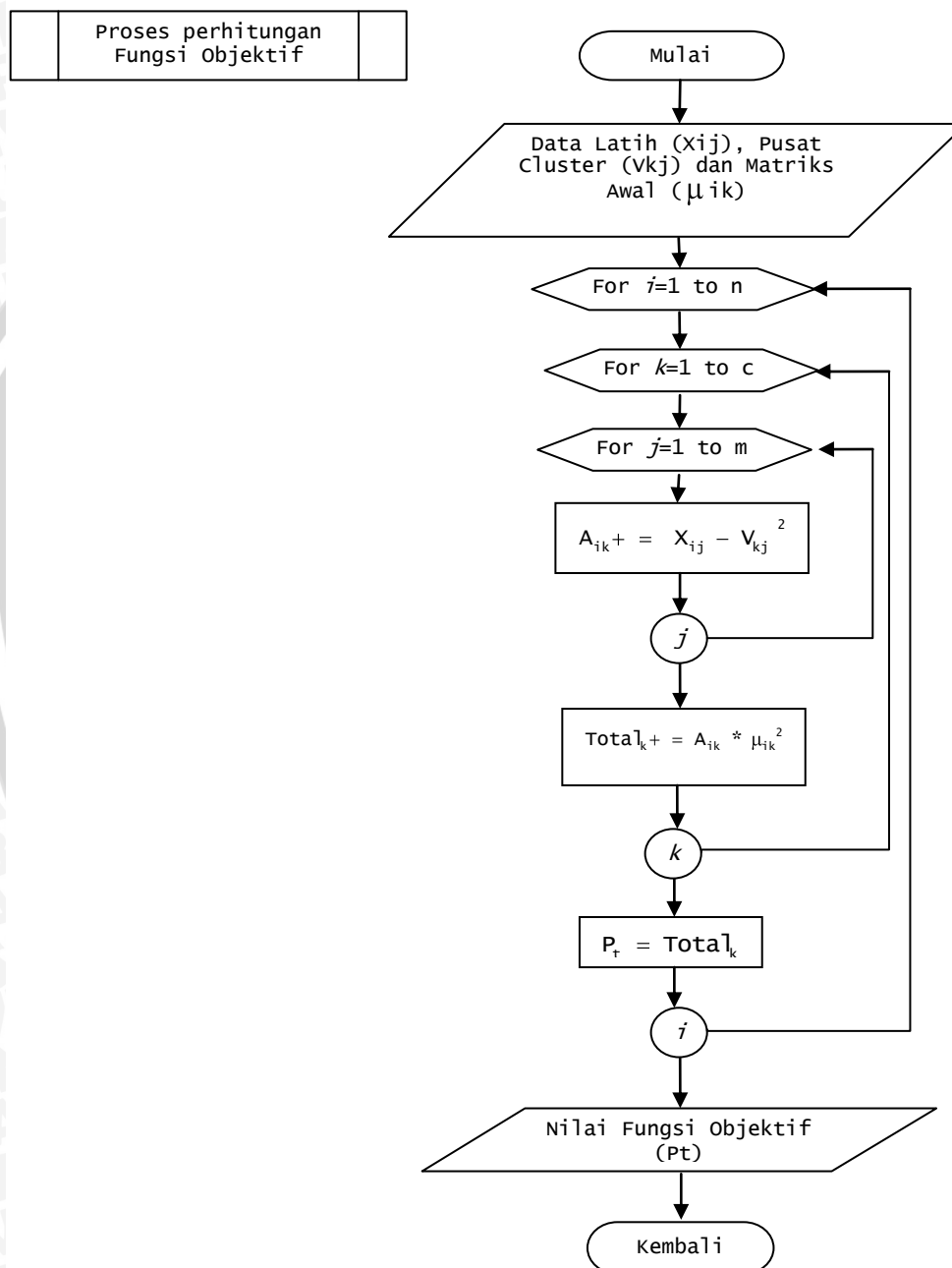
Input dari proses perhitungan pusat cluster adalah data latih (X_{ij}) dan matriks partisi awal U (μ_{ik}). Perhitungan pusat cluster dilakukan menurut persamaan (2-3). *Output* dari proses perhitungan pusat cluster adalah pusat cluster (V_{kj}). Alur proses perhitungan pusat cluster ditunjukkan oleh Gambar (4.5).



Gambar 4.5 Alur Proses Perhitungan Pusat Cluster
Sumber : Perancangan

3. Proses perhitungan fungsi objektif

Proses perhitungan fungsi objektif menggunakan *inputan* data latih (X_{ij}), pusat *cluster* (V_{kj}) dan matriks awal (μ_{ik}). Perhitungan fungsi objektif dilakukan berdasarkan persamaan (2-4). Alur proses perhitungan fungsi objektif ditunjukkan pada Gambar (4.6).



Gambar 4.6 Alur Proses Perhitungan Fungsi Objektif.

Sumber : Perancangan

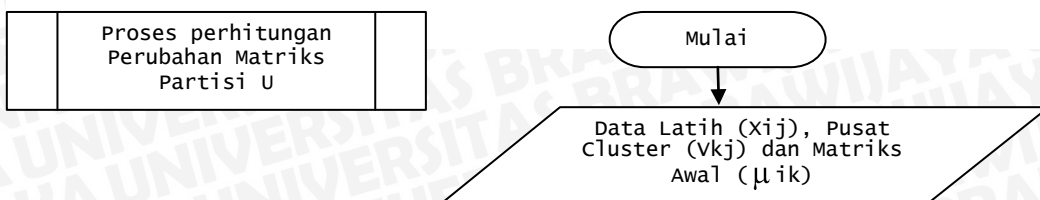
Rincian alur proses perhitungan fungsi objektif adalah sebagai berikut:

- Pada setiap iterasi ke- i dilakukan iterasi k sebanyak c (jumlah *cluster* yang akan dibentuk) untuk melakukan perhitungan total jarak atribut (A_{ik}). Total jarak (A_{ik}) didapatkan dari penjumlahan jarak semua atribut ($A_{ik} = (X_{i1} - V_{k1})^2 + (X_{i2} - V_{k2})^2 + (X_{i3} - V_{k3})^2 + \dots + (X_{ij} - V_{kj})^2$)
- Nilai A_{ik} dikalikan dengan derajat keanggotaan (μ_{ik}) kemudian ditotal untuk setiap iterasi i . Pada akhirnya, semua total perhitungan akan dijumlah sehingga menghasilkan satu nilai fungsi objektif (P_t).
- Selisih Nilai P_t dengan nilai P_{t-1} dihitung kemudian dibandingkan dengan nilai kesalahan minimum (ξ) yang telah ditentukan untuk pemeriksaan kondisi berhenti pada proses *clustering* data. Jika $|P_t - (P_{t-1})| < \xi$ atau $t > \text{maxIter}$ maka perulangan pada proses *clustering* dihentikan.

4. Proses perubahan matriks partisi U

Proses perubahan matriks partisi U dilakukan untuk memperbaiki nilai derajat keanggotaan (μ_{ik}) berdasarkan nilai pusat *cluster*. Seperti pada perhitungan fungsi objektif, proses perubahan matriks partisi U memiliki *input* berupa data latih mamografi (X_{ij}), pusat *cluster* (V_{kj}), dan matriks awal (μ_{ik}). *Output* proses ini adalah perbaikan derajat keanggotaan μ_{ik} yang merupakan hasil perubahan matriks partisi U . Perhitungan perubahan matriks partisi U dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2-5) .

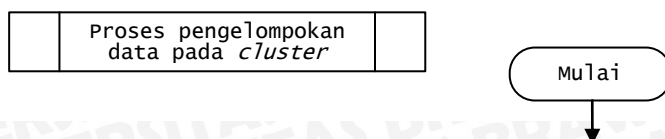
Sama seperti perhitungan nilai elemen matriks pada matriks partisi awal, jumlah μ_{ik} pada setiap iterasi ke- i adalah 1 ($\mu_{i1} + \mu_{i2} + \mu_{i3} + \dots + \mu_{ik} = 1$). Apabila jumlah μ_{ik} pada setiap iterasi ke- i tidak sama dengan 1 ($\mu_{i1} + \mu_{i2} + \mu_{i3} + \dots + \mu_{ik} \neq 1$), maka terjadi kesalahan selama proses *clustering* data. Alur proses perubahan matriks partisi U ditunjukkan oleh Gambar (4.7).

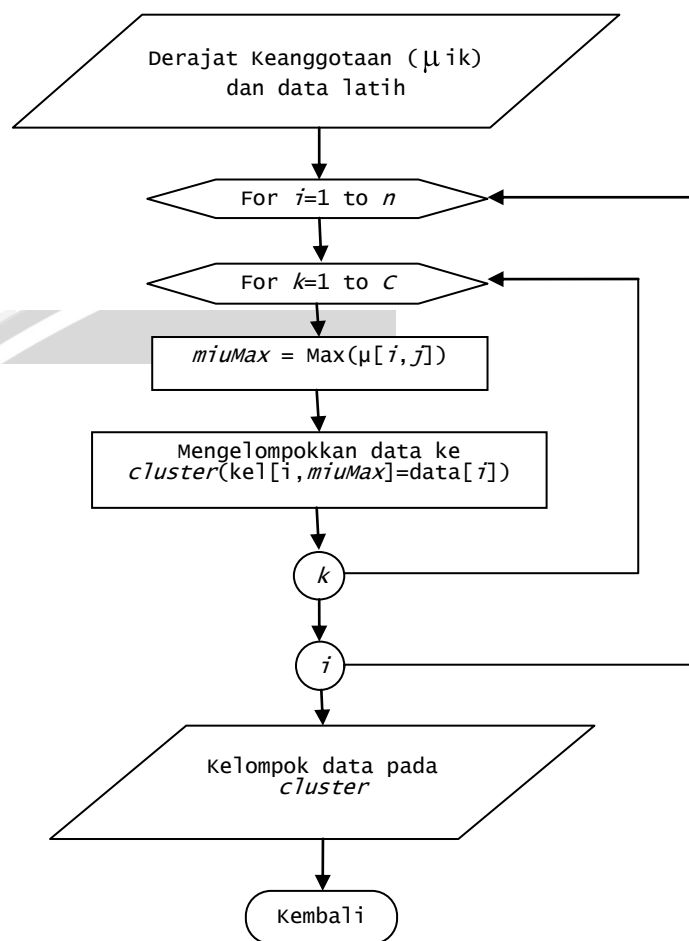


Gambar 4.7 Alur proses perubahan matriks partisi U
Sumber : Perancangan

5. Proses pengelompokan data

Proses pengelompokan data pada *cluster* merupakan proses untuk mengelompokkan data latih ke dalam *cluster* yang terbentuk berdasarkan derajat keanggotaan masing – masing titik data terhadap pusat *cluster*. Alur proses pengelompokan data pada *cluster* ditunjukkan pada Gambar (4.8).





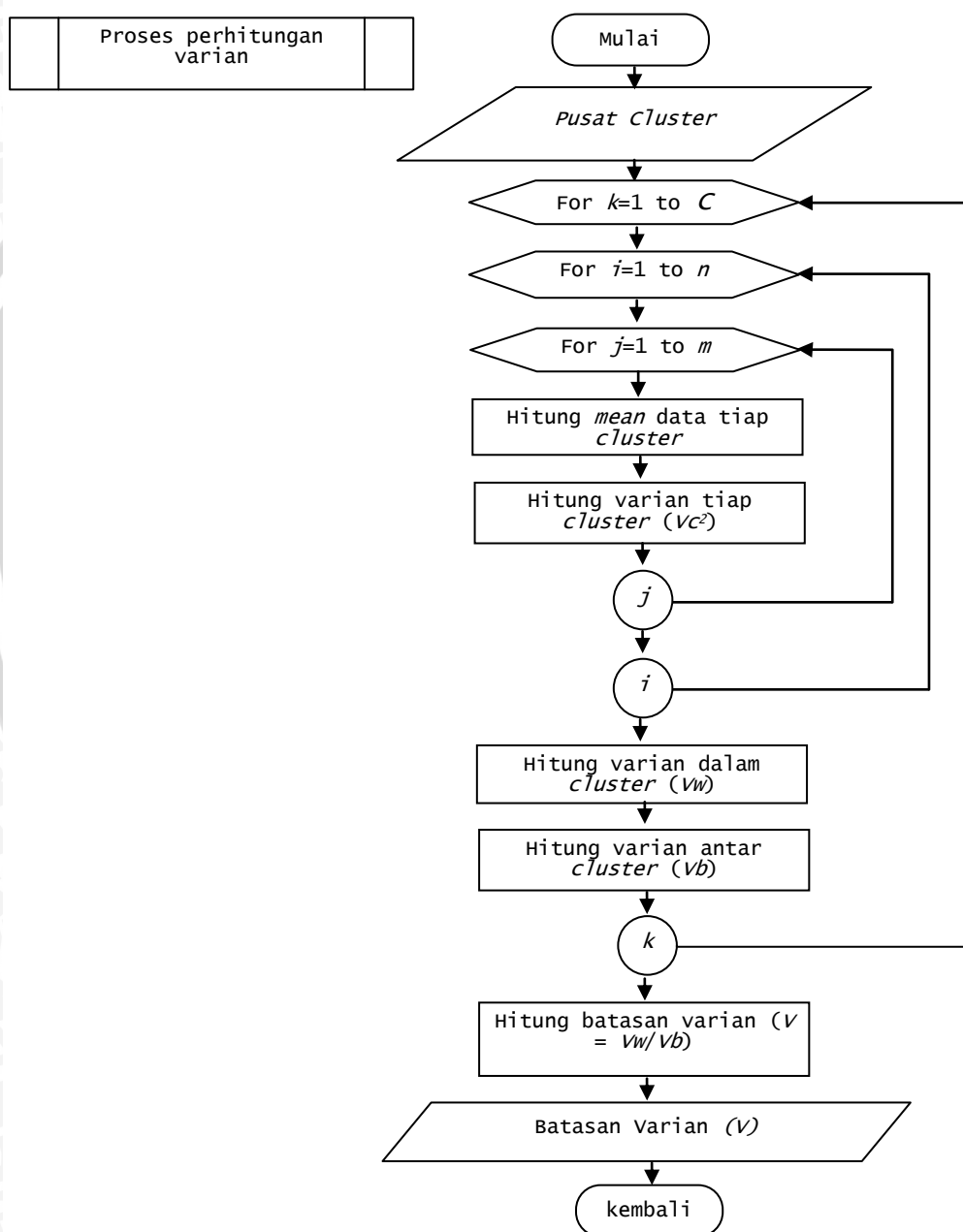
Gambar 4.8 Alur proses pengelompokan data
Sumber : Perancangan

Berikut ini penjelasan langkah-langkah pengelompokan data pada Gambar (4.8):

1. Masukan pada proses ini adalah derajat keanggotaan dan data latih.
2. Iterasi dari $i = 1$ sampai n , dilakukan langkah berikut:
 - a. Iterasi dari $j = 1$ sampai C , dilakukan pemilihan nilai derajat keanggotaan tertinggi pada setiap titik data, sehingga dapat disimpulkan bahwa titik data menempati *cluster* dengan derajat keanggotaan tertinggi.
3. Hasil akhir dari proses ini adalah kelompok data yang masuk sesuai dengan *cluster*-nya masing – masing.

4.1.1.2 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. Alur proses perhitungan varian dapat dilihat pada diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar (4.9).



Gambar 4.9 Alur Proses Perhitungan Varian
Sumber : Perancangan

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 (2-8). Nilai dari varian ini akan digunakan untuk menghitung nilai *variance within cluster*.
3. Menghitung nilai *variance within cluster* seperti pada persamaan (2-9) untuk mengetahui sebaran data dalam sebuah *cluster*.
4. Menghitung nilai *variance between cluster* seperti pada persamaan (2-10) untuk mengetahui sebaran data antar *cluster*.
5. Menghitung batasan varian dengan persamaan (2-11). Hasil dari perhitungan inilah yang nantinya dijadikan bahan pertimbangan untuk dapat menentukan jumlah *cluster* mana yang akan diambil untuk dijadikan bahan pada proses pembangkitan aturan *fuzzy*.

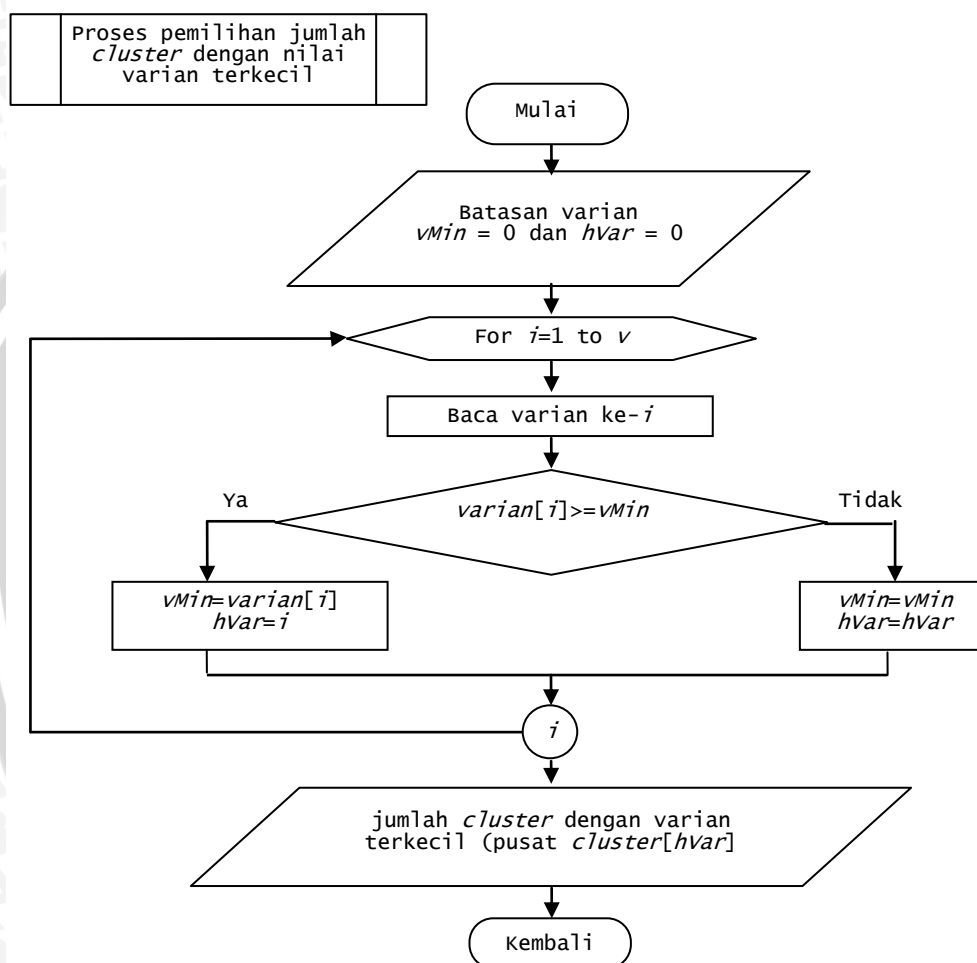
4.1.1.3 Proses Pemilihan Jumlah Cluster dengan Varian Terkecil

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 ialah sebagai berikut:

1. Masukan pada proses ini adalah nilai batasan varian (*varian*) pada beberapa jumlah *cluster* yang diujikan. 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.
2. 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. Jumlah *Cluster* dengan varian terkecil memiliki varian terkecil, dimana *hVar* adalah indeks posisi dari pusat *cluster*.

Alur proses untuk pemilihan hasil *cluster* dengan varian terkecil ditunjukkan pada bagan alir seperti yang terlihat pada Gambar (4.10).



Gambar 4.10 Alur proses pemilihan jumlah *cluster* dengan varian terkecil
Sumber : Perancangan

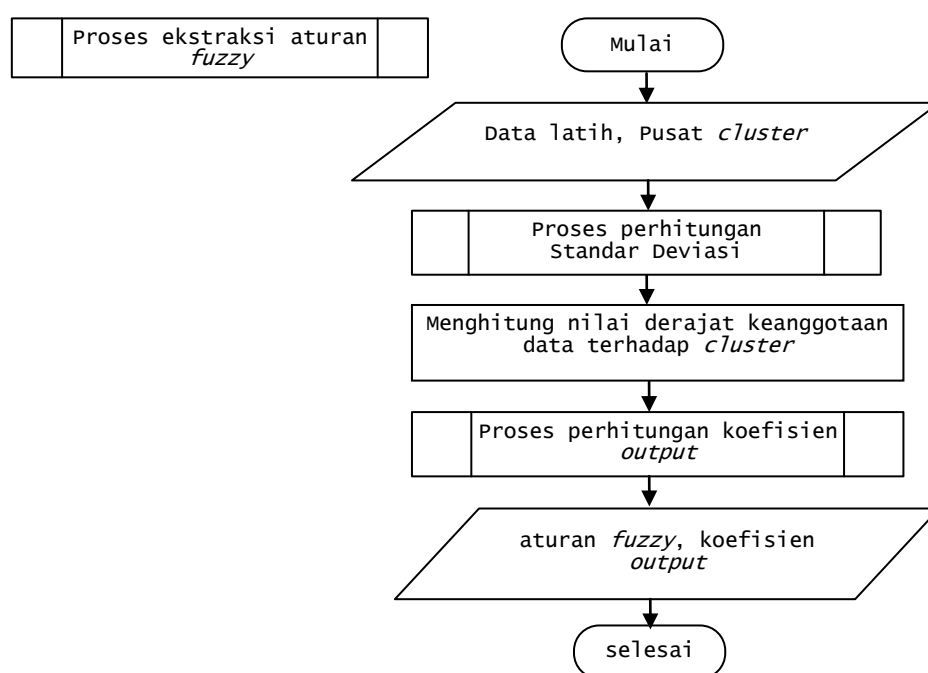
4.1.1.4 Proses Ekstraksi Aturan Fuzzy dari Cluster

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

- Menyiapkan data latih (X_{ij}) dan pusat *cluster* (V_{kj})

2. Menghitung standar deviasi berdasarkan Persamaan (2-20)
3. Menghitung nilai derajat keanggotaan data menggunakan fungsi gauss terhadap masing – masing *cluster* untuk mengetahui kelompok data pada suatu *cluster* dengan menggunakan Persamaan (2-21).
4. Menghitung nilai koefisien *output*.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah aturan *fuzzy* dan koefisien *output*.

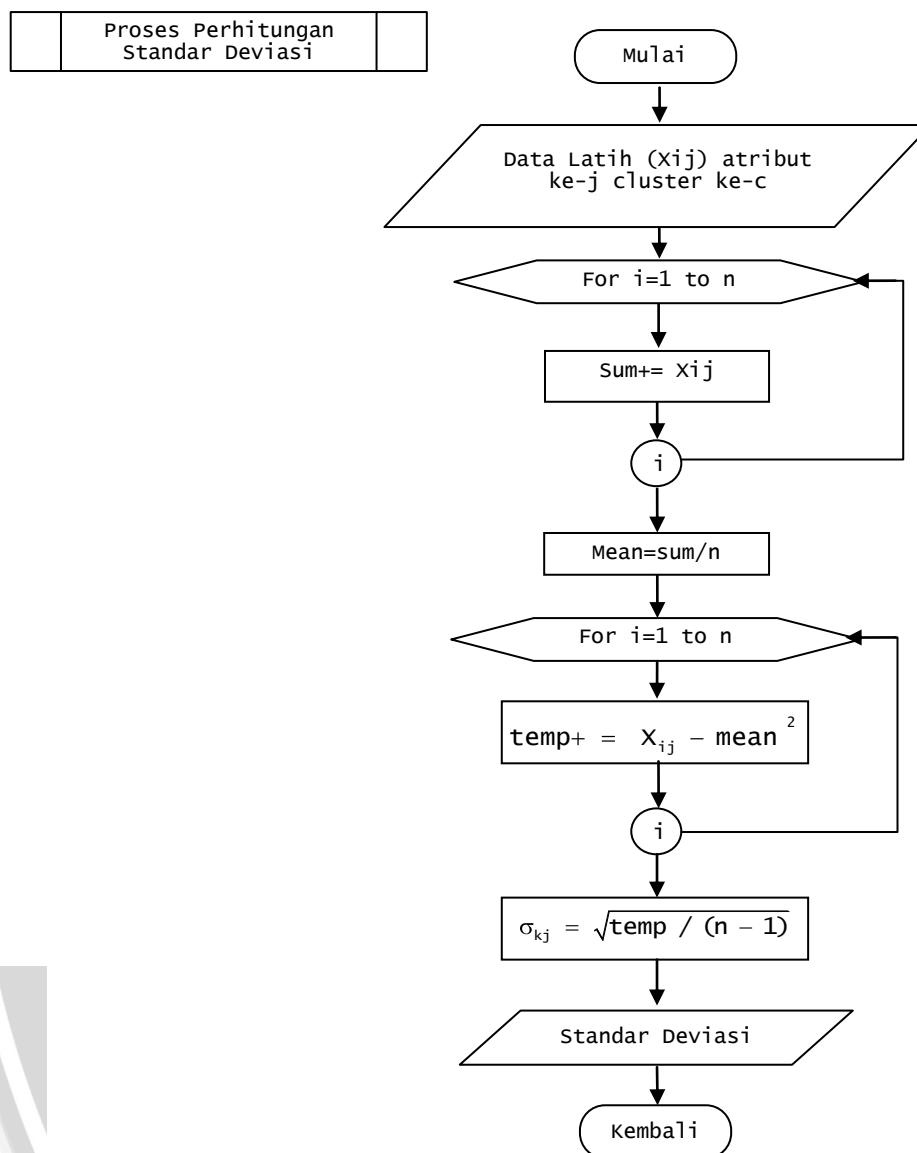
Alur proses ekstraksi aturan *fuzzy* dari *cluster* ditunjukkan oleh Gambar (4.11).



Gambar 4.11 Alur proses ekstraksi aturan *fuzzy*
Sumber : Perancangan

1. Proses perhitungan standar deviasi

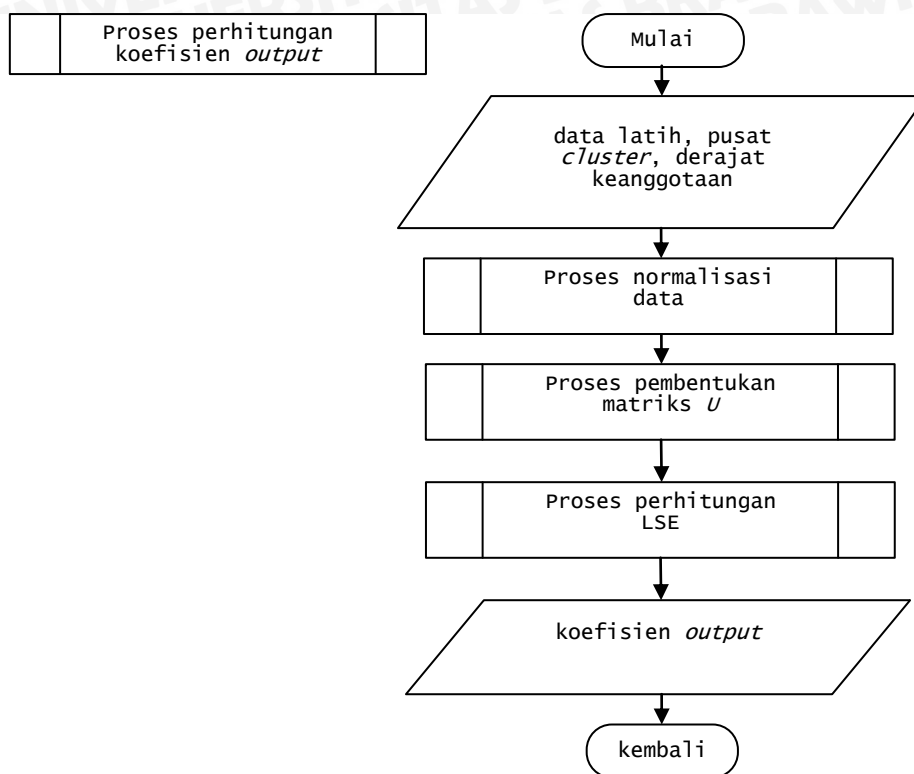
Standar deviasi ini dihitung dengan menggunakan persamaan (2-20). Bersama dengan pusat *cluster*, standar deviasi berguna untuk membentuk derajat keanggotaan data terhadap cluster menggunakan fungsi Gauss. Derajat keanggotaan (μ_{ik}) yang dihasilkan memiliki kombinasi nilai pusat *cluster* (V_{kj}) dan standar deviasi (σ_{kj}) yang berbeda untuk setiap atribut pada setiap aturan. Alur proses perhitungan standar deviasi ditunjukkan oleh Gambar (4.12).



Gambar 4.12 Alur proses perhitungan standar deviasi
Sumber : Perancangan

2. 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*. Alur proses perhitungan koefisien *output* secara umum ditunjukkan pada Gambar (4.13).



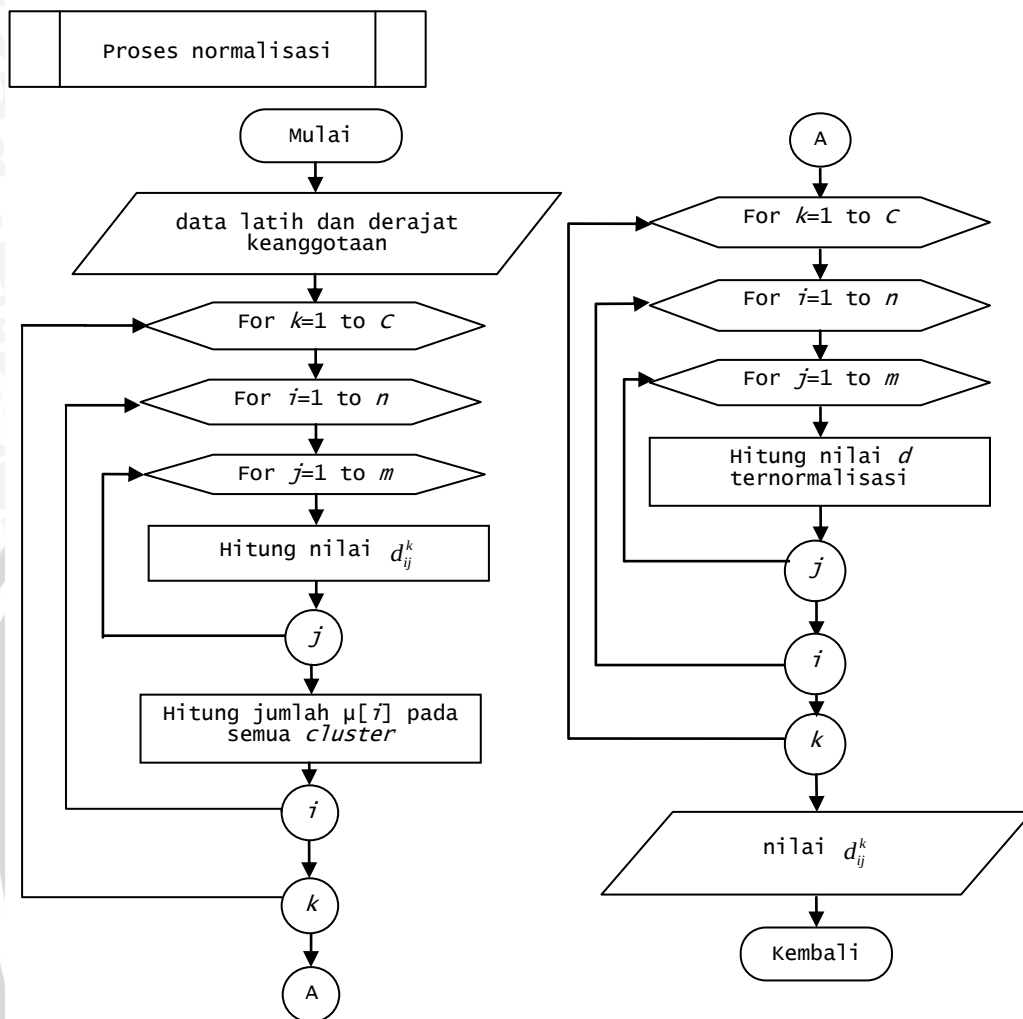
Gambar 4.13 Alur proses perhitungan koefisien *output*
Sumber : Perancangan

• Proses Normalisasi

Proses normalisasi adalah proses untuk mendapatkan nilai d_{ij}^k yang nantinya digunakan untuk pembentukan matriks U . Tahapan proses normalisasi adalah sebagai berikut :

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 (2-22).
3. Menjumlahkan derajat keanggotaan μ_{ik} semua *cluster*.
4. Menghitung nilai d_{ij}^k ternormalisasi dengan cara membaginya dengan $d_{i(m+1)}^k$.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai d_{ij}^k yang nantinya digunakan pada proses pembentukan matriks U .

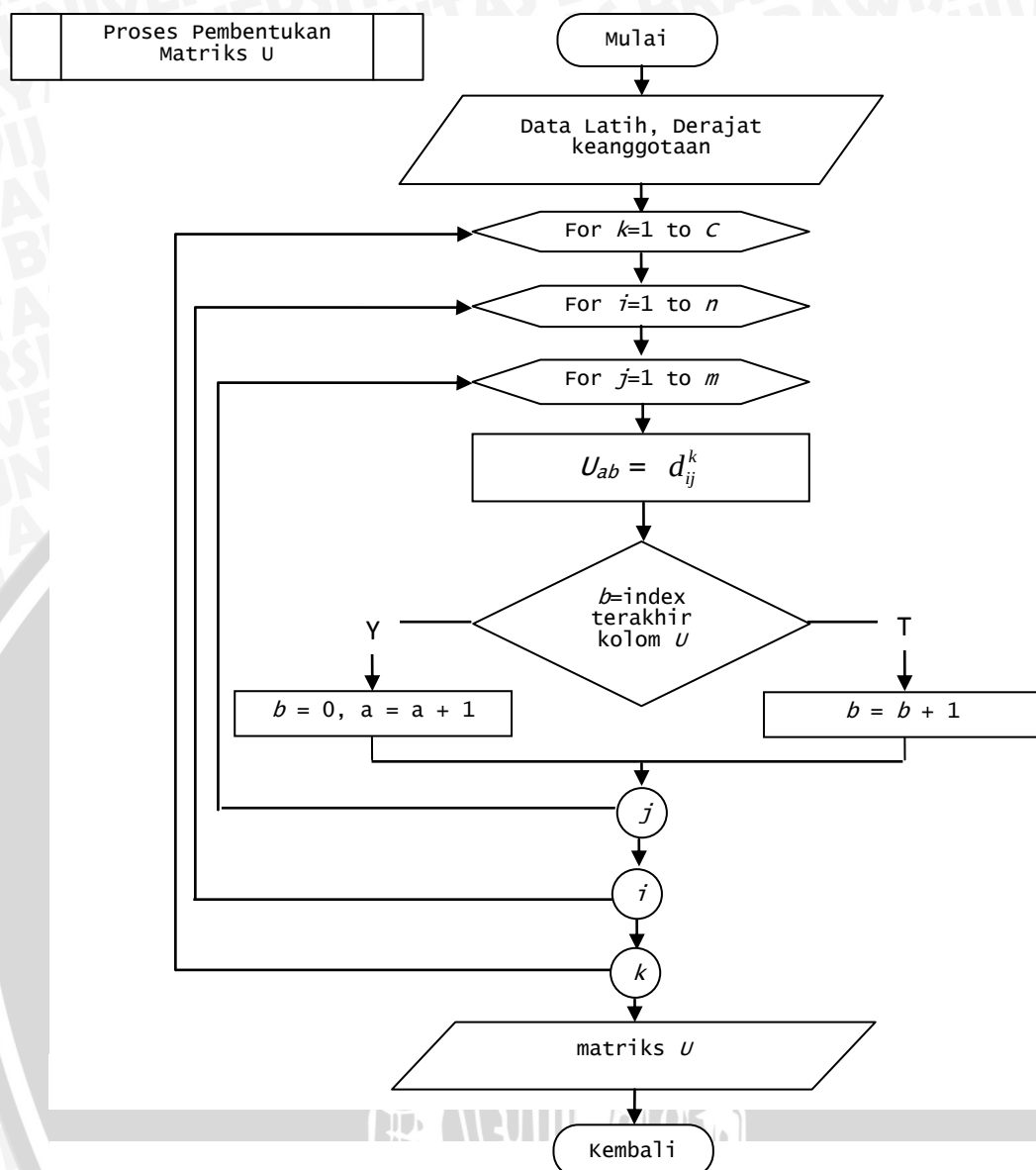
Alur proses normalisasi ditunjukkan pada Gambar (4.14)



Gambar 4.14 Alur proses normalisasi
Sumber : Perancangan

• 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*. Masukan dari matriks U adalah matriks d_{ij}^k dan menghasilkan keluaran berupa matriks U yang berdimensi jumlah data $(n) \times (\text{jumlah cluster} * (\text{jumlah atribut} + 1))$. Alur proses pembentukan matriks U ditunjukkan pada Gambar (4.15).



Gambar 4.15 Alur proses pembentukan matriks U

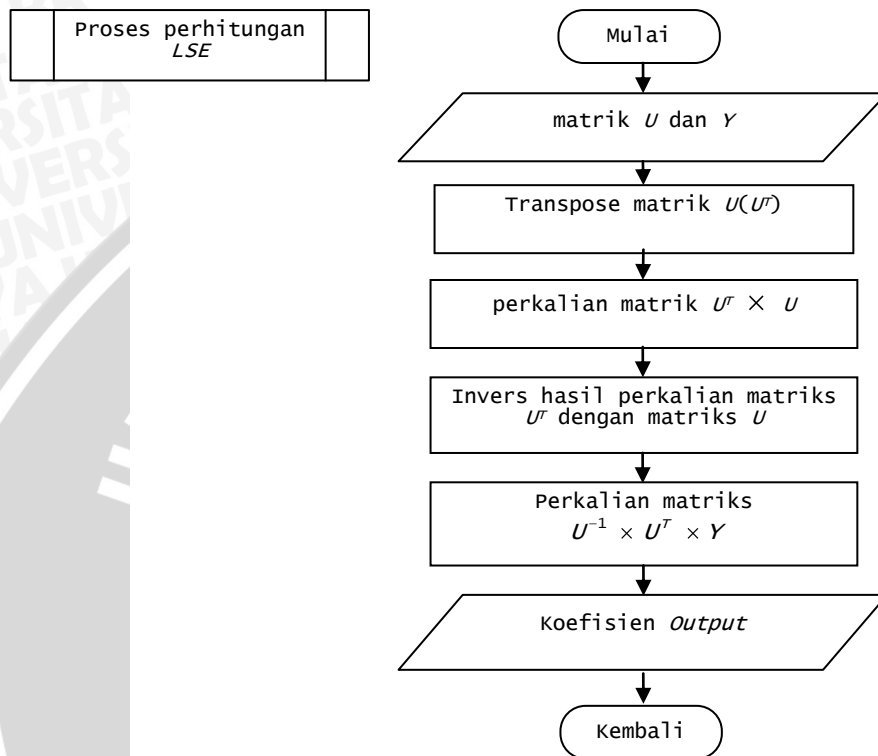
Sumber : Perancangan

• 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. Alur proses perhitungan LSE ditunjukkan pada Gambar (4.16) dan dijelaskan sebagai berikut:

1. Masukan dari proses ini adalah matriks U dan nilai kelayakan (Y).
2. Melakukan proses transpose matriks U (U^T).
3. Melakukan perkalian matriks $U^T \times U$.

4. Melakukan proses invers matriks hasil perkalian (U^T).
5. Melakukan proses perkalian matriks $U^{-1} \times U^T \times Y$, dimana Y adalah matriks nilai kelayakan dari data latih.
6. Hasil akhir dari proses ini adalah koefisien *output*.



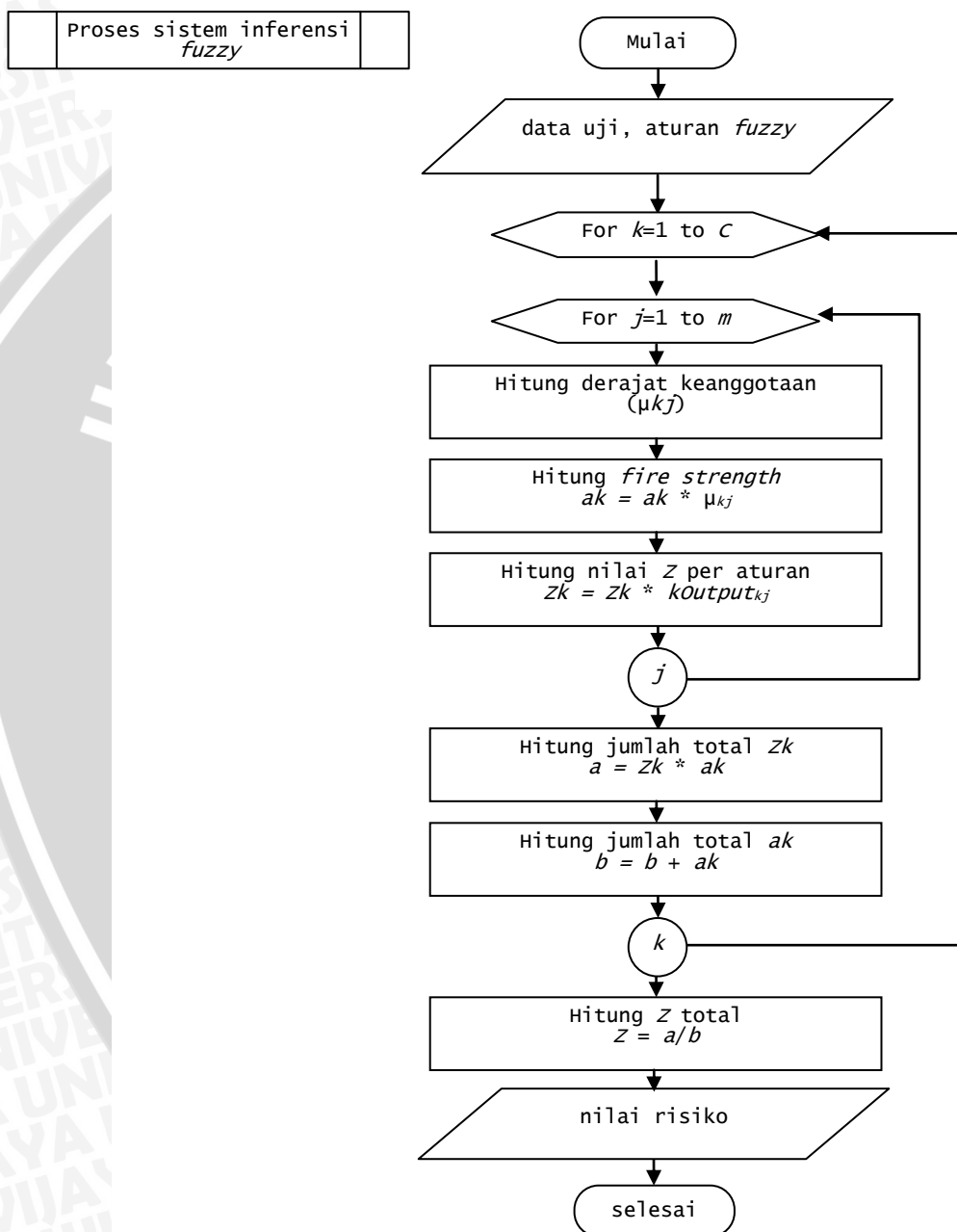
Gambar 4.16 Alur proses perhitungan *LSE*
Sumber : Perancangan

4.1.1.5 Proses Sistem Inferensi Fuzzy

Proses sistem inferensi fuzzy merupakan proses untuk mendapatkan nilai risiko. Pada proses ini akan dilakukan pengujian terhadap data uji untuk diketahui nilai risikonya. Alur proses ini ditunjukkan pada Gambar (4.17) dan dijelaskan 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:
 - Menghitung derajat keanggotaan menggunakan fungsi *Gauss*.
 - Menghitung *fire strength* masing – masing aturan (ak).
 - 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 Z_k dengan ak , dimana hasil akhir dari pembagian tersebut dinamakan dengan nilai risiko.
4. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai Z atau nilai risiko.



Gambar 4.17 Alur proses sistem inferensi fuzzy
Sumber : Perancangan

4.1.2 Perancangan Kelas Program

Sistem dirancang ke dalam sebuah *package* yang didalamnya berisi kelas. Secara umum kelas yang dibentuk merupakan kelas untuk mengimplementasikan tampilan antarmuka sistem dan kelas untuk mengoperasikan proses jalannya sistem. Perancangan kelas – kelas di dalam *package* yang nantinya digunakan untuk membentuk aplikasi ditunjukkan pada Tabel (4.1).

Tabel 4.1 Perancangan kelas – kelas pembentuk aplikasi pengelompokan tingkat risiko penyakit kanker payudara

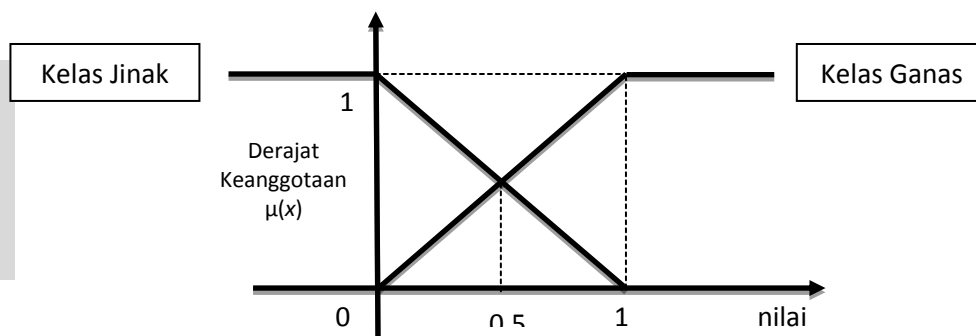
Nama Kelas	Deskripsi Kelas
Pelatihan1	Sebuah kelas yang diimplementasikan untuk tampilan antarmuka proses pelatihan data latih dengan menginputkan parameter FCM <i>clustering</i> tanpa pemilihan jumlah cluster ideal. Pada form ini ditampilkan batasan varian, pusat <i>cluster</i> , standar deviasi, dan hasil aturan <i>fuzzy</i> .
Pelatihan2	Sebuah kelas yang diimplementasikan untuk tampilan antarmuka proses pelatihan dan pemilihan jumlah cluster ideal. Pada form ini ditampilkan jumlah <i>cluster</i> ideal, varian, pusat <i>cluster</i> , standar deviasi, dan hasil aturan <i>fuzzy</i> .
FCM	Kelas yang berisi proses pelatihan data latih menggunakan <i>fuzzy c-means clustering</i>
varian	Kelas yang digunakan untuk memproses nilai batasan varian dari setiap hasil <i>clustering</i> pada proses FCM.

center	Kelas yang digunakan untuk mengatur data pada tabel agar rata tengah.
data	Kelas yang diimplementasikan untuk menampilkan data mamografi
ekstraksiAturanFuzzy	Kelas yang digunakan untuk mencari nilai koefisien <i>output</i> pada setiap aturan yang terbentuk dengan <i>output</i> aturan fuzzy.
fisSugeno	Kelas yang digunakan untuk proses pengujian data uji menggunakan <i>fuzzy inference system</i> model Sugeno orde-satu
uji	Kelas yang digunakan untuk pemilihan jumlah <i>cluster</i> ideal berdasarkan nilai varian terkecil.
Pengujian2	Kelas yang dirancang untuk menampilkan hasil pengujian akurasi dari data uji berdasarkan aturan yang terbentuk dari jumlah cluster ideal. Pada form ini juga dapat dilakukan perhitungan untuk pengelompokan tingkat risiko kanker payudara pada data yang baru.
pengujian1	Kelas untuk menampilkan hasil pengujian akurasi dari data uji berdasarkan aturan yang terbentuk dari parameter FCM. Pada form ini juga dapat dilakukan perhitungan untuk pengelompokan tingkat risiko kanker payudara pada data yang baru.

Sumber : Perancangan

4.1.3 Perancangan Penentuan Kelas Tingkat Risiko Kanker Payudara

Dalam penelitian ini, keluaran (*output*) dari sistem berupa tingkat risiko kanker payudara yang dibagi menjadi dua kelas, yaitu jinak dengan nilai severity 0 dan ganas dengan nilai severity 1. Derajat keanggotaan kelas jinak dan kelas ganas dapat digambarkan dengan grafik representasi linear. Kelas ganas digambarkan dengan grafik representasi linear naik yaitu kenaikan himpunan dimulai pada nilai dominan yang memiliki derajat keanggotaan nol (0) bergerak ke kanan menuju ke nilai dominan yang memiliki derajat keanggotaan lebih besar berdasarkan Gambar (2.4). Kelas jinak digambarkan dengan grafik representasi linear turun yaitu garis lurus dimulai dari nilai dominan dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai dominan yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah berdasarkan Gambar (2.5). Derajat keanggotaan kelas jinak dan kelas ganas ditunjukkan pada Gambar (4.18).



Gambar 4.18 Derajat Keanggotaan terhadap Kelas Jinak dan Ganas
Sumber : Perancangan

Fungsi Keanggotaan Kelas Jinak

$$\mu_x = \begin{cases} (1-x)/(1-0) = 1-x; 0 \leq x \leq 1 \\ 0; x \geq 1 \\ 1; x \leq 0 \end{cases}$$

Fungsi Keanggotaan Kelas Ganas

$$\mu_x = \begin{cases} 0; x \leq 0 \\ (x-0)/(1-0) = x; 0 \leq x \leq 1 \\ 1; x \geq 1 \end{cases}$$

Grafik derajat keanggotaan kelas jinak menunjukkan derajat keanggotaan untuk kelas jinak. Semakin mendekati nilai 0 maka derajat keanggotaan data tersebut semakin besar atau mendekati nilai satu. Sedangkan pada grafik keanggotaan kelas ganas menunjukkan derajat keanggotaan kelas ganas dimana

semakin mendekati nilai 1, maka derajat keanggotannya semakin besar atau mendekati satu. Dari grafik derajat keanggotaan kelas ganas dan kelas jinak menunjukkan bahwa range nilai 0 – 0,5 masuk ke dalam kelas jinak dan range 0,51 – 1 masuk ke dalam kelas ganas.

4.1.4 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, yaitu proses perhitungan manual proses pelatihan dan perhitungan manual proses pengujian.

4.1.4.1 Proses Pelatihan

Proses pelatihan dari data mamografi sebagai upaya untuk membangkitkan aturan *fuzzy* secara otomatis dengan menggunakan metode *fuzzy c-means clustering*.

1. Proses *Fuzzy C-Means Clustering*

Langkah pertama pada proses *fuzzy c-means clustering* adalah menyiapkan data latih yang akan diklaster dan parameter *fuzzy c-means*. Jumlah atribut yang digunakan sebanyak enam atribut yang terdiri dari BI-Rads, age, shape, margin, density dan severity. Data mamografi (X) yang digunakan untuk data latih pada proses *clustering* disajikan pada Tabel (4.2).

Tabel 4.2 Data Latih

Data (i)	Atribut (j)					
	BI-Rads	Age	Shape	Margin	Density	Severity
1	5	67	3	5	3	1
2	5	58	4	5	3	1
3	4	28	1	1	3	0
4	5	57	1	5	3	1
5	5	76	1	4	3	1
6	4	36	3	1	2	0
7	4	39	1	1	2	0
8	3	68	1	1	3	1
9	5	79	4	3	3	1
10	2	49	2	1	2	0
11	5	67	3	3	2	1
12	5	33	4	4	3	0

13	3	34	4	4	3	0
14	4	31	1	1	3	0
15	5	62	4	4	2	1

Sumber : [ELT-07]

Berdasarkan tabel data latih, terdapat data sejumlah 15 ($n=15$) dengan atribut sejumlah 6 ($m=6$). Pada contoh perhitungan manual ini data akan dikelompokkan ke dalam 2 kelompok dengan menggunakan FCM *clustering*.

Nilai awal parameter pada algoritma FCM dapat diinisialisasi sebagai berikut:

Jumlah *cluster* = 2;

Pangkat = $w = 2$;

Maksimum iterasi = MaxIter = 50;

Error terkecil yang diharapkan = $\xi = 0.000001$;

Fungsi obyektif awal = $P_0 = 0$;

Iterasi awal = $t = 1$;

Setelah inisialisasi parameter, langkah selanjutnya adalah pembentukan matriks partisi awal U. Proses pembentukan matriks partisi awal U didasarkan pada diagram alir proses pembentukan matriks partisi awal U pada Gambar (4.4).

Langkah awal pembentukan matriks partisi awal U yaitu membangkitkan bilangan random μ_{ik} dalam matrik berukuran jumlah data x jumlah cluster (15×2). Pembangkitan bilangan random dilakukan dengan fungsi RAND() pada Microsoft Excel. Hasil pembangkitan bilangan random μ_{i1} dan μ_{i2} ditunjukkan pada tabel (4.3).

Setelah proses pembangkitan bilangan random langkah selanjutnya dilakukan penjumlahan kolom setiap baris bilangan random yang terbentuk untuk masing-masing elemen I (Q_i) berdasarkan persamaan (2-1). Berikut ini contoh perhitungan nilai Q_i untuk elemen ke satu :

$$Q_1 = 0.739413169 + 0.501432696 = 1.240845864$$

Hasil penjumlahan kolom setiap baris bilangan random (Q_i) ditunjukkan pada Tabel (4.4).

Tabel 4.3 Bilangan Random

μ_{i1}	μ_{i2}
0.739413169	0.501432696
0.513886598	0.616407851
0.920312381	0.680086269
0.834738233	0.425462854
0.045205395	0.522084731
0.03302718	0.994159788
0.661053831	0.288413463
0.389780876	0.405979872
0.746865439	0.147716839
0.406389344	0.960670647
0.694911476	0.055548485
0.938864874	0.190121638
0.656022812	0.518671246
0.61486481	0.547893268
0.499809908	0.423007417

Sumber : Perancangan

Tabel 4.4 Nilai Qi

Qi
1.240845864
1.130294449
1.60039865
1.260201087
0.567290127
1.027186968
0.949467294
0.795760749
0.894582278
1.367059991
0.750459961
1.128986512
1.174694057
1.162758077
0.922817325

Sumber : Perancangan

Setiap bilangan random yang telah terbentuk kemudian dibagi dengan Q_i berdasarkan persamaan (2-2). Berikut ini contoh perhitungan nilai matriks partisi awal U untuk μ_{11} :

$$\mu_{11} = \frac{\mu_{11}}{Q_1} = \frac{0.739413169}{1.240845864} = 0.59589$$

Matriks partisi awal U

0.59589	0.40411
0.45465	0.54535
0.57505	0.42495
0.66238	0.33762
0.07969	0.92031
0.03215	0.96785
0.69624	0.30376
0.48982	0.51018
0.83488	0.16512
0.29727	0.70273
0.92598	0.07402
0.83160	0.16840
0.55846	0.44154
0.52880	0.47120
0.54161	0.45839

Setelah matriks partisi awal U terbentuk, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan pusat *cluster*. Perhitungan nilai pusat cluster sesuai dengan diagram alir proses perhitungan pusat cluster pada Gambar (4.5). Input dari proses perhitungan pusat *cluster* adalah data latih dan matriks partisi awal U. Output proses ini menghasilkan matriks pusat *cluster* berukuran jumlah *cluster* x jumlah atribut.

Perhitungan nilai Pusat Cluster didasarkan pada persamaan (2-3) sehingga dapat dihitung 2 pusat *cluster* V_{kj} pada iterasi 1 dengan $k=1,2$; dan $j=1,2,3,4,5,6$ sebagai berikut :

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^w * X_{ij}}{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^w}$$

$$V_{11} = \frac{0,59589^2 * 5 + 0,45465^2 * 5 + 0,57505^2 * 4 + \dots + 0,54161^2 * 5}{0,59589^2 + 0,45465^2 + 0,57505^2 + \dots + 0,54161^2}$$

$$V_{11} = 4,53340$$

Pusat cluster dapat ditunjukkan pada tabel (4.5).

Tabel 4.5 Pusat Cluster Iterasi 1

Cluster (k)	ATRIBUT (j)					
	1	2	3	4	5	6
1	4.53340	53.55620	2.72588	3.08622	2.67346	0.62027
2	4.22101	52.36875	2.22231	2.52336	2.57324	0.47251

Sumber : Perancangan

Pada *cluster* ke-1 terdapat 6 pusat *cluster*. Secara berturut-turut dari kiri ke kanan adalah pusat *cluster* *BI-Rads*, *age*, *shape*, *margin*, dan *density*. Dan pada *cluster* 2 juga sama dengan *cluster* 1 yaitu pusat *cluster* dari atribut *BI-Rads*, *age*, *shape*, *margin*, dan *density*.

Langkah selanjutnya setelah perhitungan pusat *cluster* adalah perhitungan nilai fungsi objektif. Perhitungan nilai fungsi objektif sesuai dengan diagram alir perhitungan fungsi objektif pada Gambar (4.6).

Proses perhitungan fungsi objektif menggunakan input data latih (X_{ij}), pusat *cluster* (V_{kj}) dan matriks awal (μ_{ik}). Proses perhitungan fungsi objektif akan menghasilkan *output* berupa nilai fungsi objektif iterasi ke- t (P_t). Perhitungan fungsi objektif pada iterasi pertama P_1 dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2-4) sebagai berikut :

$$L_1 = \left(\left[\sum_{j=1}^6 X_{ij} - V_{1j} \right]^2 (\mu_{i1})^2 \right)$$

$$L_1 = \left(\left((5 - 4,53340)^2 + (67 - 53,55620)^2 + (3 - 2,72588)^2 + \right) * (0,59589)^2 \right)$$

$$L_1 = 65,67107$$

$$L_2 = \left(\left[\sum_{j=1}^6 X_{ij} - V_{2j} \right]^2 (\mu_{i2})^2 \right)$$

$$L_2 = \left(\left((5 - 4,22101)^2 + (67 - 52,36875)^2 + (3 - 2,22231)^2 + \right) * (0,40411)^2 \right)$$

$$L_2 = 36,23316$$

$$P_1 = \sum_{i=1}^{15} \sum_{k=1}^2 \left(\left[\sum_{j=1}^6 X_{ij} - V_{kj} \right]^2 (\mu_{ik})^2 \right) = 2858,62835$$

Detail perhitungan fungsi objektif dapat ditunjukkan pada Tabel (4.6).

Tabel (4.6) Fungsi Objektif

		L1+L2
L1	L2	
65.67107	36.23316	101.90423
5.27136	12.51259	17.78395
218.65746	108.00629	326.66376
8.32294	3.43587	11.75881
3.22581	476.99838	480.22419
0.32438	254.28615	254.61053
106.80724	16.89864	123.70587
52.43721	65.09697	117.53418
452.70373	19.45905	472.16278
2.90693	9.48308	12.39000
155.74010	1.18408	156.92418
294.41350	10.81887	305.23236
120.93048	67.19091	188.12139
144.53663	102.33231	246.86894
21.87517	20.86799	42.74316
	Pt	2858.62835

Sumber : Perancangan

Setelah perhitungan fungsi objektif langkah selanjutnya adalah melakukan perubahan matriks partisi U. Perhitungan nilai perubahan matriks partisi U sesuai dengan diagram alir proses perubahan matriks partisi U pada Gambar (4.7). Perubahan matriks partisi U dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2-5) sehingga dapat memperbaiki nilai derajat keanggotaan setiap elemen matriks partisi U (μ_{ik}). Contoh perhitungan perubahan matriks partisi U adalah sebagai berikut:

$$L_1 = \left[\sum_{j=1}^m X_{ij} - V_{ij}^2 \right]^{-1}_{w-1}$$

$$L_1 = \left[\sum_{j=1}^6 X_{1j} - V_{1j}^2 \right]^{-1}_{2-1}$$

$$L_1 = \left[\left((5 - 4, 53340)^2 + (67 - 53, 55620)^2 + (3 - 2, 72588)^2 + \right) \right]^{-1}$$

$$L_1 = 0,00541$$

$$L_2 = \left[\sum_{j=1}^m X_{ij} - V_{ij}^2 \right]^{w-1}$$

$$L_2 = \left[\sum_{j=1}^6 X_{2j} - V_{2j}^2 \right]^{2-1}$$

$$L_2 = \left[\left((5 - 4, 22101)^2 + (67 - 52, 36875)^2 + (3 - 2, 22231)^2 + \right) \right]^{-1}$$

$$L_2 = 0,00451$$

$$LT = \sum_{k=1}^2 \left[\sum_{j=1}^6 X_{1j} - V_{1j}^2 \right]^{2-1} = L1 + L2 = 0,00541 + 0,00451 = 0,00991$$

$$\mu_{11} = \frac{\left[\sum_{j=1}^6 X_{1j} - V_{1j}^2 \right]^{2-1}}{\sum_{k=1}^2 \left[\sum_{j=1}^6 X_{1j} - V_{1j}^2 \right]^{2-1}} = \frac{L_1}{L_T} = 0,54540$$

Hasil Proses perhitungan matriks partisi U ditunjukkan pada Tabel (4.7).

Tabel (4.7) Perhitungan matriks partisi U

			μ_{i1}	μ_{i2}
L1	L2	LT=L1+L2	L1/LT	L2/LT
0.00541	0.00451	0.00991	0.54540	0.45460
0.03921	0.02377	0.06298	0.62261	0.37739
0.00151	0.00167	0.00318	0.47494	0.52506
0.05272	0.03317	0.08589	0.61376	0.38624
0.00197	0.00178	0.00374	0.52575	0.47425
0.00319	0.00368	0.00687	0.46385	0.53615
0.00454	0.00546	0.01000	0.45390	0.54610
0.00458	0.00400	0.00857	0.53365	0.46635
0.00154	0.00140	0.00294	0.52355	0.47645
0.03040	0.05207	0.08247	0.36860	0.63140
0.00551	0.00463	0.01013	0.54335	0.45665
0.00235	0.00262	0.00497	0.47261	0.52739
0.00258	0.00290	0.00548	0.47058	0.52942
0.00193	0.00217	0.00410	0.47137	0.52863
0.01341	0.01007	0.02348	0.57115	0.42885

Sumber : Perancangan

Matriks Perbaikan

0.54540	0.45460
0.62261	0.37739
0.47494	0.52506
0.61376	0.38624
0.52575	0.47425
0.46385	0.53615
0.45390	0.54610
0.53365	0.46635
0.52355	0.47645
0.36860	0.63140
0.54335	0.45665
0.47261	0.52739
0.47058	0.52942
0.47137	0.52863
0.57115	0.42885

Setelah dihitung perubahan matriks partisi kemudian dilakukan pemeriksaan kondisi berhenti. Kondisi berhenti diperiksa dengan menghitung selisih fungsi objektif iterasi ke satu dengan fungsi objektif iterasi sebelumnya. $|P1-P0| = |2858,62835-0| = 2858,62835 >> \xi = 0,00001$ dan iterasi = 1 < maxIter (=50). Pada iterasi pertama ini syarat kondisi berhenti belum terpenuhi yaitu nilai fungsi objektif masih lebih besar dari nilai eror terkecil, dan iterasi masih kurang dari maksimum iterasi sehingga proses harus dilanjutkan ke iterasi 2 (t=2) dan seterusnya sampai didapatkan syarat kondisi berhenti.

Setelah iterasi ke-10, salah satu syarat kondisi berhenti terpenuhi, yaitu $|P10-P9| = |656.160393575239-656.160393575239| = 6.29536E-07 < \xi = 0,00001$ dengan pusat *cluster* (V_{kj}) akhir yang ditunjukkan pada Tabel (4.8) dan fungsi objektif iterasi ke-10 ditunjukkan pada tabel (4.9)

Tabel 4.8 Pusat *Cluster* Iterasi 10 (Pusat *Cluster* Akhir)

Cluster (k)	Atribut (j)					
	1	2	3	4	5	6
1	4.66981	66.73653	2.62228	3.61813	2.71376	1.12332
2	3.88514	34.65995	2.33273	1.97488	2.62961	0.00817

Sumber : Perancangan

Tabel 4.9 Fungsi Objektif Iterasi 10 (P10)

		L1+L2
L1	L2	
2.31771	0.00510	2.32281
61.41958	8.82292	70.24250
1.38720	44.41135	45.79855
69.79452	13.55512	83.34964
80.28201	4.15231	84.43432
0.01351	3.57453	3.58804
0.58512	20.78756	21.37268
13.62566	0.17055	13.79621
131.67766	10.20901	141.88667
50.08094	78.60498	128.68591
1.22514	0.00143	1.22658
0.10425	10.80623	10.91048
0.06199	8.11242	8.17441
0.20033	15.86757	16.06790
23.52381	0.77989	24.30370
	Pt	656.16039

Sumber : Perancangan

Nilai matriks U akhir pada iterasi ke 10 berisi informasi mengenai kecenderungan suatu data untuk masuk ke dalam kelompok kelas tingkat risiko kanker. Derajat keanggotaan terbesar menunjukkan kecenderungan tertinggi untuk menjadi anggota kelompok. Pengelompokan data ini sesuai dengan diagram alir proses pengelompokan data pada Gambar (4.8). Derajat keanggotaan pada data ke-1 adalah 0,99780 pada *cluster* 1 dan 0,000220 pada *cluster* 2. Derajat keanggotaan terbesar pada data ke-1 adalah 0,99780 pada *cluster* 1, sehingga data ke-1 menjadi anggota *cluster* 1.

Detail derajat keanggotaan setiap data pada setiap *cluster* beserta dengan kecenderungan tertinggi untuk masuk ke suatu kelompok tingkat risiko penyakit kanker payudara ditunjukkan pada Tabel (4.10).

Tabel 4.10 Kecenderungan data terhadap *cluster*

Data ke	Derajat keanggotaan data pada cluster		Kecenderungan data ke cluster	
	1	2	1	2
1	0.99780	0.00220	v	
2	0.87435	0.12565	v	
3	0.03030	0.96970		v
4	0.83732	0.16268	v	
5	0.95083	0.04917	v	
6	0.00376	0.99624		v
7	0.02736	0.97264		v
8	0.98764	0.01236	v	
9	0.92806	0.07194	v	
10	0.38910	0.61090		v
11	0.99883	0.00117	v	
12	0.00956	0.99044		v
13	0.00758	0.99242		v
14	0.01247	0.98753		v
15	0.96789	0.03211	v	

Sumber : Perancangan

Berdasarkan Tabel (4.10) pengelompokan data latih untuk anggota cluster 1 ditunjukkan pada tabel (4.11) dan data latih anggota cluster 2 ditunjukkan pada tabel (4.12).

Tabel 4.11 Data Anggota *Cluster 1*

Data (i)	Atribut (j)					
	BI-Rads	Age	Shape	Margin	Density	Severity
1	5	67	3	5	3	1
2	5	58	4	5	3	1
3	5	57	1	5	3	1
4	5	76	1	4	3	1
5	3	68	1	1	3	1
6	5	79	4	3	3	1
7	5	67	3	3	2	1
8	5	62	4	4	2	1

Sumber : Perancangan

Tabel 4.12 Data Anggota Cluster 2

Data (i)	Atribut (j)					
	BI-Rads	Age	Shape	Margin	Density	Severity
1	4	28	1	1	3	0
2	4	36	3	1	2	0
3	4	39	1	1	2	0
4	2	49	2	1	2	0
5	5	33	4	4	3	0
6	3	34	4	4	3	0
7	4	31	1	1	3	0

Sumber : Perancangan

Setelah proses *fuzzy c-means clustering* selesai langkah selanjutnya adalah melakukan analisa varian. Pada proses analisa varian 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*.

2. Proses Perhitungan Varian

Proses perhitungan varian digunakan untuk mengetahui baik tidaknya hasil proses *clustering* berdasarkan kepadatan sebaran datanya. Perhitungan nilai batasan varian sesuai dengan diagram alir proses analisa varian pada Gambar (4.9).

Langkah pertama adalah mencari rata-rata data setiap *cluster* (). Contoh perhitungan nilai rata-rata nilai BI-Rads untuk *cluster* 1 adalah :

$$\bar{d}_1 = \frac{5 + 5 + 5 + 5 + 3 + 5 + 5 + 5}{8} = 4,75$$

Dari rata-rata data setiap *cluster* () dapat dihitung rata-rata data *cluster* () untuk setiap atribut. Contoh perhitungan nilai () untuk atribut BI-Rads adalah

$$\bar{d} = \frac{4,75 + 3,71}{2} = 4,23$$

Rata-rata () dan () setiap atribut dapat disajikan pada Tabel (4.13).

Tabel 4.13 Rata-rata

Cluster	Rata-rata					
	BI-Rads	Umur	Shape	Margin	Density	Severity
1	4.75	66.75	2.625	3.75	2.75	1
2	3.71	35.71	2.28	1.86	2.57	0.00
Rata-rata ()	4.23	51.23	2.45	2.80	2.66	0.5

Sumber : Perancangan

Setelah rata-rata () dan () diketahui, langkah selanjutnya yaitu menghitung varian setiap *cluster*. Varian tiap *cluster* (V_c) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2-8). Berikut ini perhitungan varian tiap *cluster* (V_c):

$$V_1^2 = \frac{1}{n_c - 1} \sum_{i=1}^{n_c} (d_i - \bar{d})^2$$

$$V_1^2 = \frac{1}{8 - 1} \left(\begin{array}{l} 5 - 4,75^2 + \dots + 5 - 4,75^2 + 67 - 66,75^2 \\ + \dots + 62 - 66,75^2 + 3 - 2,625^2 + \dots + 4 - 2,625^2 \\ + 5 - 3,75^2 + \dots + 4 - 3,75^2 + 3 - 2,75^2 \\ + \dots + 2 - 2,75^2 + 1 - 1^2 + \dots + 1 - 1^2 \end{array} \right)$$

$$V_1^2 = 66,26786$$

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

$$V_1^2 = 66,26786$$

$$V_2^2 = 51,8095$$

Setelah nilai varian setiap *cluster* diketahui, maka selanjutnya dapat dihitung *variance within cluster* (V_w) dan *variance between cluster* (V_b). Nilai V_w didapatkan menggunakan persamaan (2-9) dengan N =jumlah data, k =jumlah *cluster*, n_i = jumlah anggota tiap *cluster* dan V_i =varian tiap *cluster*. Hasil perhitungan *variance within cluster* (V_w) adalah sebagai berikut :

$$V_w = \frac{1}{N - k} \sum_{i=1}^k n_i - 1 \times V_i^2$$

$$V_w = \frac{1}{15 - 2} \quad 8 - 1 \times 66,2679 + 7 - 1 \times 51,8095$$

$$V_w = 59,5948$$

Nilai *variance between cluster* (V_b) dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-10). Hasil perhitungan V_b adalah sebagai berikut :

$$V_b = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k n_i \left(d_i - \bar{d} \right)^2$$

$$V_b = \frac{1}{2-1} \left((8 \times (4,75 - 4,23214)^2) + \dots + 8 \times (2,75 - 2,66071)^2 + (7 \times (3,71429 - 4,23214)^2) + \dots + 7 \times (2,57143 - 2,66071)^2 \right)$$

$$V_b = 3633,82$$

Setelah nilai *variance within cluster* (V_w) dan *variance between cluster* (V_b) diketahui, maka batasan varian (V) dapat dihitung dengan Persamaan (2-11) sebagai berikut:

$$V = \frac{V_w}{V_b} = \frac{59,5948}{3633,82} = 0,0164$$

Suatu *cluster* dikatakan layak apabila nilai V_w lebih kecil daripada V_b . Semakin kecil V_w dan semakin besar V_b maka *cluster* semakin baik. Apabila nilai V_w lebih besar dari V_b berarti ada kesalahan dalam proses *clustering*.

Setelah dilakukan perhitungan varian terhadap *cluster*, maka jumlah *cluster* yang paling ideal dapat diketahui. Analisis varian dilakukan pada beberapa kali percobaan dengan mengubah jumlah kelas ganas dan kelas jinak pada data yang digunakan untuk pelatihan kemudian dipilih batasan varian yang memiliki nilai paling minimum.

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.

Proses ekstraksi aturan *fuzzy* sesuai dengan diagram alir proses ekstraksi aturan fuzzy pada Gambar (4.11). Langkah pertama adalah mencari derajat keanggotaan data pada masing – masing *cluster*. Derajat keanggotaan ini dapat dibentuk dengan menggunakan fungsi Gauss. Nilai pusat *cluster* dan standar deviasi perlu diketahui agar dapat membentuk fungsi keanggotaan Gauss.

Nilai pusat *cluster* didapatkan dari hasil perhitungan pusat *cluster*. Standar deviasi diperoleh dari perhitungan peramaan (2-20) dan sesuai dengan diagram

alur proses perhitungan standar deviasi pada Gambar (4.12). Berikut ini adalah contoh perhitungan standar deviasi:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_c)^2}{n_c - 1}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^8 (x_i - \bar{x}_c)^2}{8 - 1}}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\left((5 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 + (3 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 + (5 - 4,75)^2 \right)}{8 - 1}}$$

$$\sigma = 0,70711$$

Hasil perhitungan standar deviasi ditunjukkan pada Tabel (4.14).

Tabel 4.14 Standar Deviasi

Sigma (kj)	1	2	3	4	5	6
1	0.70711	7.85130	1.40789	1.38873	0.46291	0
2	0.95119	6.82433	1.38013	1.46385	0.53452	0

Sumber : Analisa dan Perancangan

Setelah standar deviasi diketahui selanjutnya adalah menghitung derajat keanggotaan dengan menggunakan fungsi gauss berdasarkan Persamaan (2-21).

$$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{X_{ij} - C_{kj}}{2\sigma_j^2}} = \mu_{11} = e^{-\sum_{j=1}^6 \frac{X_{1j} - C_{1j}}{2\sigma_j^2}}$$

$$\mu_{11} = e^{-\left(\left(\frac{5-4,75^2}{2*(0,70711)^2} \right) + \left(\frac{67-66,75^2}{2*(7,85130)^2} \right) + \left(\frac{3-2,625^2}{2*(1,40789)^2} \right) + \left(\frac{5-3,75^2}{2*(1,38873)^2} \right) + \left(\frac{3-2,75^2}{2*(0,46291)^2} \right) + \left(\frac{1-^2}{2*(0)^2} \right) \right)}$$

$$\mu_{11} = 0,52236$$

Hasil perhitungan derajat keanggotaan ditunjukkan pada tabel (4.15).

Tabel 4.15 Derajat Keanggotaan

μ1i	μ2i
0.522356	0.000001
0.180620	0.000065
0.000000	0.199725
0.128657	0.000145
0.205018	0.000000
0.000010	0.397415
0.000021	0.262421
0.002886	0.000004

0.128957	0.000000
0.000001	0.013796
0.210807	0.000004
0.000048	0.042557
0.000004	0.083928
0.000001	0.298047
0.128590	0.000022

Sumber : Perancangan

Langkah selanjutnya untuk ekstraksi aturan fuzzy adalah mencari nilai yang terbentuk dari derajat keanggotaan data pada masing-masing cluster menggunakan persamaan (2-22). Berikut ini adalah contoh perhitungan untuk aturan pertama.

$$\begin{aligned} \alpha_{11}^1 &= X_{11} \times \mu_{11} = 5 \times 0.522356 = 2.6117802 \\ \alpha_{12}^1 &= X_{12} \times \mu_{12} = 67 \times 0.522356 = 34.9978548 \\ \alpha_{13}^1 &= X_{13} \times \mu_{13} = 3 \times 0.522356 = 1.5670681 \\ \alpha_{14}^1 &= X_{14} \times \mu_{14} = 5 \times 0.522356 = 2.6117802 \\ \alpha_{15}^1 &= X_{15} \times \mu_{15} = 3 \times 0.522356 = 1.5670681 \\ \alpha_{16}^1 &= X_{16} \times \mu_{16} = 1 \times 0.522356 = 0.5223560 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan adalah sebagai berikut :

Matriks untuk aturan pertama

2.6117802	34.9978548	1.5670681	2.6117802	1.5670681	0.5223560
0.9031025	10.4759889	0.7224820	0.9031025	0.5418615	0.1806205
0.0000007	0.0000051	0.0000002	0.0000002	0.0000005	0.0000002
0.6432857	7.3334568	0.1286571	0.6432857	0.3859714	0.1286571
1.0250889	15.5813508	0.2050178	0.8200711	0.6150533	0.2050178
0.0000389	0.0003501	0.0000292	0.0000097	0.0000195	0.0000097
0.0000860	0.0008381	0.0000215	0.0000215	0.0000430	0.0000215
0.0086591	0.1962725	0.0028864	0.0028864	0.0086591	0.0028864
0.6447865	10.1876259	0.5158292	0.3868719	0.3868719	0.1289573
0.0000028	0.0000679	0.0000028	0.0000014	0.0000028	0.0000014
1.0540339	14.1240548	0.6324204	0.6324204	0.4216136	0.2108068
0.0002409	0.0015898	0.0001927	0.0001927	0.0001445	0.0000482
0.0000123	0.0001399	0.0000165	0.0000165	0.0000123	0.0000041
0.0000045	0.0000347	0.0000011	0.0000011	0.0000034	0.0000011
0.6429489	7.9725662	0.5143591	0.5143591	0.2571796	0.1285898

Matriks untuk aturan kedua

0.0000035	0.0000464	0.0000021	0.0000035	0.0000021	0.0000007
0.0003243	0.0037617	0.0002594	0.0003243	0.0001946	0.0000649
0.7989017	5.5923119	0.1997254	0.1997254	0.5991763	0.1997254
0.0007255	0.0082712	0.0001451	0.0007255	0.0004353	0.0001451
0.0000000	0.0000001	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
1.5896589	14.3069298	1.1922441	0.3974147	0.7948294	0.3974147
1.0496836	10.2344149	0.2624209	0.2624209	0.5248418	0.2624209
0.0000124	0.0002801	0.0000041	0.0000041	0.0000124	0.0000041
0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
0.0275915	0.6759922	0.0275915	0.0137958	0.0275915	0.0137958
0.0000199	0.0002672	0.0000120	0.0000120	0.0000080	0.0000040
0.2127837	1.4043727	0.1702270	0.1702270	0.1276702	0.0425567
0.2517850	2.8535638	0.3357134	0.3357134	0.2517850	0.0839283
1.1921869	9.2394487	0.2980467	0.2980467	0.8941402	0.2980467
0.0001077	0.0013351	0.0000861	0.0000861	0.0000431	0.0000215

Setelah diketahui, kemudian dilakukan proses normalisasi. Proses normalisasi adalah proses untuk mendapatkan nilai d_{ij}^k yang nantinya digunakan untuk pembentukan matriks U . Normalisasi dilakukan dengan menggunakan persamaan (2-23) dan persamaan (2-24). Berikut ini adalah contoh perhitungan normalisasi matriks d_{ij}^k .

$$d_{11}^1 = \frac{d_{11}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{2,6117802}{0,522356 + 0,000001} = 4,999993366$$

$$d_{12}^1 = \frac{d_{12}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{34,9978548}{0,522356 + 0,000001} = 66,99991111$$

$$d_{13}^1 = \frac{d_{13}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{1,5670681}{0,522356 + 0,000001} = 2,99999602$$

$$d_{14}^1 = \frac{d_{14}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{2,6117802}{0,522356 + 0,000001} = 4,999993366$$

$$d_{15}^1 = \frac{d_{15}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{1,5670681}{0,522356 + 0,000001} = 2,99999602$$

$$d_{16}^1 = \frac{d_{16}^1}{\sum_{k=1}^2 \mu_{k1}} = \frac{0,5223560}{0,522356 + 0,000001} = 0,999998673$$

Setelah proses normalisasi selanjutnya dilakukan pembentukan matriks U . Masukan dari matriks U adalah matriks d_{ij}^k dan menghasilkan keluaran berupa matriks U yang berdimensi jumlah data (n) $\times$ (jumlah *cluster* * (jumlah atribut + 1)). Pembentukan matriks U didasarkan pada persamaan (2-25). Hasil Pembentukan matriks U adalah sebagai berikut:

Matriks U kolom 1 sampai 6

4.999993366	66.99991111	2.99999602	4.999993366	2.99999602	0.999998673
4.998205236	57.97918073	3.998564189	4.998205236	2.998923141	0.999641047
3.66195E-06	2.56337E-05	9.15489E-07	9.15489E-07	2.74647E-06	9.15489E-07
4.99436699	56.93578368	0.998873398	4.99436699	2.996620194	0.998873398
4.999999957	75.99999935	0.999999991	3.999999966	2.999999974	0.999999991
9.78808E-05	0.000880927	7.34106E-05	2.44702E-05	4.89404E-05	2.44702E-05
0.000327542	0.003193531	8.18854E-05	8.18854E-05	0.000163771	8.18854E-05
2.995724508	67.90308885	0.998574836	0.998574836	2.995724508	0.998574836
4.999999993	78.99999989	3.999999994	2.999999996	2.999999996	0.999999999
0.000200782	0.004919159	0.000200782	0.000100391	0.000200782	0.000100391
4.999905411	66.9987325	2.999943246	2.999943246	1.999962164	0.999981082
0.005653744	0.037314712	0.004522995	0.004522995	0.003392247	0.001130749
0.000147025	0.001666283	0.000196033	0.000196033	0.000147025	4.90083E-05
1.50375E-05	0.000116541	3.75938E-06	3.75938E-06	1.12782E-05	3.75938E-06
4.999162823	61.98961901	3.999330259	3.999330259	1.999665129	0.999832565

Matriks U kolom 7 sampai 12

6.63365E-06	8.88909E-05	3.98019E-06	6.63365E-06	3.98019E-06	1.32673E-06
0.001794764	0.020819265	0.001435811	0.001794764	0.001076859	0.000358953
3.999996338	27.99997437	0.999999085	0.999999085	2.999997254	0.999999085
0.00563301	0.064216317	0.001126602	0.00563301	0.003379806	0.001126602
4.26426E-08	6.48167E-07	8.52852E-09	3.41141E-08	2.55856E-08	8.52852E-09
3.999902119	35.99911907	2.999926589	0.99997553	1.99995106	0.99997553
3.999672458	38.99680647	0.999918115	0.999918115	1.999836229	0.999918115
0.004275492	0.096911155	0.001425164	0.001425164	0.004275492	0.001425164
7.05628E-09	1.11489E-07	5.64502E-09	4.23377E-09	4.23377E-09	1.41126E-09
1.999799218	48.99508084	1.999799218	0.999899609	1.999799218	0.999899609
9.45893E-05	0.001267497	5.67536E-05	5.67536E-05	3.78357E-05	1.89179E-05
4.994346256	32.96268529	3.995477005	3.995477005	2.996607753	0.998869251
2.999852975	33.99833372	3.999803967	3.999803967	2.999852975	0.999950992
3.999984962	30.99988346	0.999996241	0.999996241	2.999988722	0.999996241
0.000837177	0.01038099	0.000669741	0.000669741	0.000334871	0.000167435

Setelah pembentukan matriks U , langkah selanjutnya adalah perhitungan LSE. Matrik U nantinya berperan pada proses perhitungan LSE untuk mendapatkan nilai koefisien *output*. Perhitungan LSE dilakukan sesuai dengan diagram alir proses perhitungan LSE pada Gambar (4.16). Inputan proses perhitungan LSE adalah matriks U dan matriks Y . Setelah pembentukan matriks U selesai, maka langkah selanjutnya adalah membentuk matriks U Transpose (U^T). Matriks U Transpose dihitung menggunakan Microsoft excel dengan fungsi TRANSPOSE(). Hasil Pembentukan matriks U^T adalah sebagai berikut:

Matriks U , kolom 1 sampai 6

4.999993366	4.998205236	3.66195E-06	4.99436699	4.999999957
66.99991111	57.97918073	2.56337E-05	56.93578368	75.99999935
2.99999602	3.998564189	9.15489E-07	0.998873398	0.999999991
4.999993366	4.998205236	9.15489E-07	4.99436699	3.999999966
2.99999602	2.998923141	2.74647E-06	2.996620194	2.999999974
0.999998673	0.999641047	9.15489E-07	0.998873398	0.999999991
6.63365E-06	0.001794764	3.999996338	0.00563301	4.26426E-08
8.88909E-05	0.020819265	27.99997437	0.064216317	6.48167E-07
3.98019E-06	0.001435811	0.999999085	0.001126602	8.52852E-09
6.63365E-06	0.001794764	0.999999085	0.00563301	3.41141E-08
3.98019E-06	0.001076859	2.999997254	0.003379806	2.55856E-08
1.32673E-06	0.000358953	0.999999085	0.001126602	8.52852E-09

Matriks U , kolom 6 sampai 10

9.78808E-05	0.000327542	2.995724508	4.999999993	0.000200782
0.000880927	0.003193531	67.90308885	78.99999989	0.004919159
7.34106E-05	8.18854E-05	0.998574836	3.999999994	0.000200782
2.44702E-05	8.18854E-05	0.998574836	2.999999996	0.000100391
4.89404E-05	0.000163771	2.995724508	2.999999996	0.000200782
2.44702E-05	8.18854E-05	0.998574836	0.999999999	0.000100391
3.999902119	3.999672458	0.004275492	7.05628E-09	1.999799218
35.99911907	38.99680647	0.096911155	1.11489E-07	48.99508084
2.999926589	0.999918115	0.001425164	5.64502E-09	1.999799218
0.99997553	0.999918115	0.001425164	4.23377E-09	0.999899609
1.99995106	1.999836229	0.004275492	4.23377E-09	1.999799218
0.99997553	0.999918115	0.001425164	1.41126E-09	0.999899609

Matriks , kolom 11 sampai 15

4.999905411	0.005653744	0.000147025	1.50375E-05	4.999162823
66.9987325	0.037314712	0.001666283	0.000116541	61.98961901
2.999943246	0.004522995	0.000196033	3.75938E-06	3.999330259
2.999943246	0.004522995	0.000196033	3.75938E-06	3.999330259
1.999962164	0.003392247	0.000147025	1.12782E-05	1.999665129
0.999981082	0.001130749	4.90083E-05	3.75938E-06	0.999832565
9.45893E-05	4.994346256	2.999852975	3.999984962	0.000837177
0.001267497	32.96268529	33.99833372	30.99988346	0.01038099
5.67536E-05	3.995477005	3.999803967	0.999996241	0.000669741
5.67536E-05	3.995477005	3.999803967	0.999996241	0.000669741
3.78357E-05	2.996607753	2.999852975	2.999988722	0.000334871
1.89179E-05	0.998869251	0.999950992	0.999996241	0.000167435

Setelah dilakukan perhitungan matriks U Transpose kemudian dilanjutkan operasi perkalian matriks antara matriks dengan matriks U () sehingga didapatkan hasil sebagai berikut :

Hasil perkalian matriks dengan U (), kolom 1 sampai 6

183.8907709	2532.451831	102.9585612	147.9099069	103.9260721	37.97473624
2532.451831	36051.63076	1398.42042	1966.864988	1471.861973	533.612893
102.9585612	1398.42042	68.97771394	81.96581911	55.97317169	20.99057295
147.9099069	1966.864988	81.96581911	125.9171648	82.94397905	29.98084207
103.9260721	1471.861973	55.97317169	82.94397905	61.94613475	21.98179648
37.97473624	533.612893	20.99057295	29.98084207	21.98179648	7.993807938
0.085459358	0.991843739	0.044943273	0.068860919	0.055645363	0.019067714
0.991843739	13.86654427	0.461321745	0.732208559	0.703977174	0.241538913
0.044943273	0.461321745	0.030714318	0.036311347	0.028283869	0.009788767
0.068860919	0.732208559	0.036311347	0.060476168	0.042573728	0.01450228
0.055645363	0.703977174	0.028283869	0.042573728	0.038398213	0.01306144
0.019067714	0.241538913	0.009788767	0.01450228	0.01306144	0.004484832

Hasil perkalian matriks dengan (), kolom 7 sampai 12

0.085459358	0.991843739	0.044943273	0.068860919	0.055645363	0.019067714
0.991843739	13.86654427	0.461321745	0.732208559	0.703977174	0.241538913
0.044943273	0.461321745	0.030714318	0.036311347	0.028283869	0.009788767
0.068860919	0.732208559	0.036311347	0.060476168	0.042573728	0.01450228
0.055645363	0.703977174	0.028283869	0.042573728	0.038398213	0.01306144

0.019067714	0.241538913	0.009788767	0.01450228	0.01306144	0.004484832
101.9383104	900.5644811	59.95155221	49.9523713	67.9626372	25.98712833
900.5644811	9204.63615	571.6569362	450.6705946	625.7300722	249.9040292
59.95155221	571.6569362	47.96085742	39.96155819	41.97026057	15.98984952
49.9523713	450.6705946	39.96155819	36.96188288	35.97087349	12.99015338
67.9626372	625.7300722	41.97026057	35.97087349	47.97706882	17.99208064
25.98712833	249.9040292	15.98984952	12.99015338	17.99208064	6.997222399

Dari hasil perkalian matriks kemudian dilakukan operasi invers pada matriks tersebut. Matriks diinverse menggunakan bantuan Microsoft Excel dengan fungsi MINVERSE(). Hasil inverse matriks adalah sebagai berikut :

Hasil operasi inverse, kolom 1 sampai 6

3.75597	-0.16059	-0.17106	-1.98022	2.19447	-5.28138
-0.16059	0.01014	0.00340	0.09465	-0.11157	0.02872
-0.17106	0.00340	0.10573	0.05145	0.03893	0.00820
-1.98022	0.09465	0.05145	1.15728	-1.26997	2.10576
2.19447	-0.11157	0.03893	-1.26997	2.20205	-4.37146
-5.28138	0.02872	0.00820	2.10576	-4.37146	27.39910
-0.00329	0.00037	0.00025	0.00298	-0.00409	-0.01090
-0.00036	0.00007	0.00006	0.00055	-0.00078	-0.00358
0.00154	-0.00003	-0.00028	-0.00011	0.00015	-0.00501
-0.00258	0.00002	0.00023	0.00017	-0.00014	0.01065
0.00003	0.00058	0.00027	0.00429	-0.00634	-0.04115
0.02503	-0.00539	-0.00361	-0.04101	0.05849	0.26560

Hasil operasi inverse, kolom 7 sampai 12

-0.00329	-0.00036	0.00154	-0.00258	0.00003	0.02503
0.00037	0.00007	-0.00003	0.00002	0.00058	-0.00539
0.00025	0.00006	-0.00028	0.00023	0.00027	-0.00361
0.00298	0.00055	-0.00011	0.00017	0.00429	-0.04101
-0.00409	-0.00078	0.00015	-0.00014	-0.00634	0.05849
-0.01090	-0.00358	-0.00501	0.01065	-0.04115	0.26560
0.55518	0.09732	0.14598	-0.27556	0.92753	-7.74479
0.09732	0.02780	0.04170	-0.07873	0.30573	-2.08946
0.14598	0.04170	0.56260	-0.61815	0.95870	-4.63454
-0.27556	-0.07873	-0.61815	0.83421	-1.53273	7.64019
0.92753	0.30573	0.95870	-1.53273	4.79157	-26.02998
-7.74479	-2.08946	-4.63454	7.64019	-26.02998	166.86922

Matriks kemudian dikalikan dengan matriks sehingga menghasilkan matriks berukuran 12 x 15 sebagai berikut :

Hasil perkalian

kolom 1 sampai 5

-1.091903	0.182269	0.000996	0.855117	-0.214867
0.054060	-0.033817	-0.000120	-0.054100	0.043906
0.071746	0.146853	-0.000111	-0.173487	-0.160595
0.676897	-0.123432	-0.000861	-0.372041	0.268549
-0.501451	0.541444	0.001226	0.535786	-0.313515
0.355314	0.104990	0.003826	0.051607	-1.508395
0.000958	-0.001177	-0.145986	-0.000865	0.000808
0.000134	-0.000215	-0.041694	-0.000109	0.000123
0.000033	0.000182	-0.062545	-0.000487	0.000466
0.000118	-0.000256	-0.048576	0.000302	-0.000333
0.000961	-0.001514	0.041402	-0.001192	0.001333
-0.010795	0.015693	2.300845	0.010386	-0.010976

Hasil perkalian

kolom 6 sampai 10

0.001335	-0.002481	-0.500714	0.770412	0.001246
-0.000170	0.000082	0.000000	-0.010123	0.000085
-0.000441	0.000277	0.000000	0.115340	0.000154
-0.001073	0.000592	0.000000	-0.450436	0.000427
0.001687	-0.000778	0.000000	0.738535	-0.000766
0.006308	0.005611	2.503569	-3.503409	-0.012346
-0.002958	-0.002954	0.000024	-0.000296	0.005912
-0.041664	-0.041666	-0.000006	-0.000018	0.083334
0.437516	-0.562539	0.000005	-0.000334	0.125001
-0.381958	0.618101	-0.000004	0.000232	-0.236125
-0.386881	-1.386979	-0.000019	-0.000413	0.773815
2.346009	5.346339	0.000146	0.003022	-4.692322

Hasil perkalian		kolom 11 sampai 15		
0.674056	-0.000207	-0.001059	-0.000044	-0.674157
-0.023661	0.000166	-0.000073	0.000099	0.023665
-0.070087	0.000310	-0.000130	0.000074	0.070097
-0.367685	0.000912	-0.000351	0.000764	0.367739
-0.163555	-0.001555	0.000633	-0.001103	-0.836588
0.515232	-0.011110	0.010547	-0.006939	2.485194
-0.000861	0.506485	-0.505936	0.145986	0.000861
-0.000164	0.083420	-0.083330	0.041694	0.000161
0.000115	0.125130	-0.124994	0.062545	-0.000093
-0.000105	-0.069514	0.402788	-0.284758	0.000087
-0.001149	0.774615	-0.773774	0.958602	0.001194
0.011774	-6.866300	6.525502	-3.967520	-0.011800

Hasil perkalian matriks invers dan matriks transpose tersebut kemudian dikalikan lagi dengan matriks data output Y (15 x 1) yaitu sehingga menghasilkan matriks K berukuran (15 x 1). Matriks K ini berisi koefisien output. Hasil perhitungan pada matriks K yaitu:

Matriks data output y

1
1
0
1
1
0
0
1
1
0
1
0
0
0
1



Dengan demikian didapatkan nilai koefisien output sebagai berikut :

Matriks K

0.000213959
-6.96967E-05
-0.000132604
-0.000409013
0.000655966
1.004102828
-0.000549841
-9.44812E-05
-0.000113224
4.26707E-05
-0.000797992
0.007448713

Dari hasil perhitungan matriks K, barulah dibentuk menjadi matriks yang berukuran $r \times m$, dimana r merupakan jumlah aturan dan m panjang atribut. Sebagai hasil akhir untuk koefisien output (Kij) yang siap digunakan pada proses inferensi fuzzy. Nilai koefisien output ditunjukkan pada Tabel (4.16).

Tabel 4.16 Koefisien Output

Aturan (r)	Atribut (m)					
	1	2	3	4	5	6
1	0.000213959	-6.96967E-05	-0.000132604	-0.000409013	0.000655966	1.004102828
2	-0.000549841	-9.44812E-05	-0.000113224	4.26707E-05	-0.000797992	0.007448713

Sumber : Perancangan

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

$$\begin{aligned}
 Z1 &= k_{11} * X_{11} + k_{12} * X_{12} + k_{13} * X_{13} + k_{14} * X_{14} + k_{15} * X_{15} + 1,004102828 \\
 Z1 &= 0,000213959 * X_{11} + -6,96967E - 05 * X_{12} + -0,000132604 * X_{13} + \\
 &\quad -0,000409013 * X_{14} + 0,000655966 * X_{15} + 1,004102828 \\
 Z2 &= k_{21} * X_{21} + k_{22} * X_{22} + k_{23} * X_{23} + k_{24} * X_{24} + k_{25} * X_{25} + 0,007448713 \\
 Z2 &= (-0,000549841 * X_{11}) + (-9,44812E - 05 * X_{12}) + (-0,000113224 * X_{13}) \\
 &\quad + (-4,26707 - 05E * X_{14}) + (-0,000797992 * X_{15}) + 0,007448713
 \end{aligned}$$

Setiap variabel *input* juga akan terbagi menjadi 2 himpunan *fuzzy*. Aturan – aturan yang terbentuk adalah sebagai berikut:

[R1] : IF (*BI-Rads* is *center*₁₁) and (*Age* is *center*₁₂) and (*Shape* is *center*₁₃) and (*Margin* is *center*₁₄) and (*Density* is *center*₁₅) THEN *Severity*= *Z*₁

[R2] : IF (*BI-Rads* is *center*₂₁) and (*Age* is *center*₂₂) and (*Shape* is *Center*₂₃) and (*Margin* is *center*₂₄) and (*Density* is *center*₂₅) THEN *Severity* = *Z*₂

4.1.4.2 Proses Pengujian

Proses inferensi *fuzzy* dilakukan terhadap data uji dengan menggunakan aturan yang telah terbentuk pada proses pembangkitan aturan *fuzzy* menggunakan *fuzzy c-means clustering*. Proses inferensi *fuzzy* dilakukan sesuai dengan diagram alir proses sistem inferensi *fuzzy* pada Gambar (4.17).

Data uji

Birads = 5, Age = 79, Shape = 4, Margin = 3, Density = 3

Aturan Fuzzy

[R1] : IF (*BI-Rads* is *center*₁₁) and (*Age* is *center*₁₂) and (*Shape* is *center*₁₃) and (*Margin* is *center*₁₄) and (*Density* is *center*₁₅) THEN *Severity* = *Z*₁

[R2] : IF (*BI-Rads* is *center*₂₁) and (*Age* is *center*₂₂) and (*Shape* is *Center*₂₃) and (*Margin* is *center*₂₄) and (*Density* is *center*₂₅) THEN *Severity* = *Z*₂

Pusat Cluster

Pusat *cluster* pada metode inferensi sugeno orde-satu digunakan untuk perhitungan derajat keanggotaan aturan fuzzy. Pusat *cluster* yang digunakan adalah pusat *cluster* akhir pada iterasi ke 10.

4.66981	66.73653	2.62228	3.61813	2.71376	1.12332
3.88514	34.65995	2.33273	1.97488	2.62961	0.00817

Standar Deviasi

Standar Deviasi pada metode inferensi sugeno orde-satu digunakan untuk perhitungan derajat keanggotaan aturan fuzzy.

0.70711	7.85130	1.40789	1.38873	0.46291	0
0.95119	6.82433	1.38013	1.46385	0.53452	0

Parameter koefisien output

$$Z1 = k_{11} * X_{11} + k_{12} * X_{12} + k_{13} * X_{13} + k_{14} * X_{14} + k_{15} * X_{15} + 1,004102828$$

$$Z1 = 0,000213959 * X_{11} + -6,96967E-05 * X_{12} + -0,000132604 * X_{13} + -0,000409013 * X_{14} + 0,000655966 * X_{15} + 1,004102828$$

$$Z2 = k_{21} * X_{21} + k_{22} * X_{22} + k_{23} * X_{23} + k_{24} * X_{24} + k_{25} * X_{25} + 0,007448713$$

$$Z2 = (0,000549841 * X_{11}) - (9,44812E-05 * X_{12}) - (0,000113224 * X_{13}) - (4,26707 - 05E * X_{14}) - (0,000797992 * X_{15}) + 0,007448713$$

Selanjutnya adalah mencari derajat keanggotaan tiap atribut data uji terhadap aturan dengan persamaan (2-28).

$$\mu_{11} = e^{-\frac{X_{ij}-C_{kj}}{2\sigma_j^2}} = e^{-\frac{X_{11}-V_{11}}{2\sigma_1^2}} = e^{-\frac{5-4,75}{2(0,70711)^2}}$$

$$\mu_{11} = 0,939413063$$

Hasil nilai derajat keanggotaan masing – masing aturan (μ_{ij}) ditunjukkan pada Tabel (4.17).

Tabel 4.17 Derajat Keanggotaan Aturan Fuzzy

R/J	1	2	3	4	5
1	0.939413063	0.296060062	0.62069565	0.864301741	0.864301741
2	0.40110428	1.83558E-09	0.462352093	0.737298901	0.725112422

Sumber : Perancangan

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

$$[R1] : \alpha_1 = \mu_{11} \cdot \mu_{12} \cdot \mu_{13} \cdot \mu_{14} \cdot \mu_{15} = 0,939413063 \cdot 0,296060062 \cdot 0,62069565 \cdot 0,864301741 \cdot 0,864301741 = 0,12895729$$

$$[R2] : \alpha_2 = \mu_{21} \cdot \mu_{22} \cdot \mu_{23} \cdot \mu_{24} \cdot \mu_{25} = 0,40110428 \cdot 1,83558E-09 \cdot 0,462352093 \cdot 0,737298901 \cdot 0,725112422 = 1,81992E-10$$

Menentukan nilai Z untuk setiap aturan merupakan langkah selanjutnya pada proses inferensi fuzzy sugeno orde-satu. Berikut ini adalah perhitungan nilai Z dari kedua aturan yang telah terbentuk:

$$Z1 = k_{11} * X_{11} + k_{12} * X_{12} + k_{13} * X_{13} + k_{14} * X_{14} + k_{15} * X_{15} + 1,004102828$$

$$Z1 = 0,000213959*5 + -6,96967E-05*79 + -0,000132604*4 + -0,000409013*3 + 0,000655966*3 + 1,004102828$$

$$Z1 = 0,999877019$$

$$Z2 = k_{21} * X_{21} + k_{22} * X_{22} + k_{23} * X_{23} + k_{24} * X_{24} + k_{25} * X_{25} + 0,007448713$$

$$Z2 = (-0,000549841*5) + (-9,44812E-05*79) + (-0,000113224*4)$$

$$(-4,26707-05E*3) + (-0,000797992*3) + 0,007448713$$

$$Z2 = -0,00548337$$

Langkah terakhir, yaitu menghitung nilai Z total (*defuzzy*) dengan metode *weighted average*.

$$Z = \frac{\alpha_1 * z_1 + \alpha_2 * z_2}{\alpha_1 + \alpha_2}$$

$$Z = \frac{0,12895729*0,999877019 + 1,81992E-10*-0,00548337}{(0,12895729 + 1,81992E-10)}$$

$$Z = 0,999877017$$

Dengan demikian hasil akhir untuk proses pengujian dalam mendapatkan nilai risiko kanker payudara dari parameter yang diberikan pada data uji adalah sebesar 0.999877017. Hasil ini menyatakan nilai risiko kanker terhadap kondisi pasien tentang kanker payudara yang dialaminya.

Nilai risiko yang dihasilkan akan dikelompokkan berdasarkan derajat keanggotaannya berdasarkan grafik derajat keanggotaan kelas jinak dan kelas ganas pada Gambar (4.18). Derajat keanggotaan nilai risiko 0.999877017 terhadap kelas jinak dan kelas ganas dapat dihitung berdasarkan fungsi keanggotaan kelas jinak dan fungsi keanggotaan kelas ganas.

Derajat keanggotaan nilai risiko 0.999877017 terhadap kelas jinak

$$\mu_x = (1-x)/(1-0); 0 \leq 0.999877017 \leq 1$$

$$\mu_x = (1-0.999877017)/(1-0)$$

$$\mu_x = (1-0.999877017)/1$$

$$\mu_x = 0,000122983$$

Derajat keanggotaan nilai risiko 0.999877017 terhadap kelas ganas

$$\mu_x = (x - 0) / (1 - 0); 0 \leq 0.999877017 \leq 1$$

$$\mu_x = (0.999877017 - 0) / (1 - 0)$$

$$\mu_x = (0.999877017) / 1$$

$$\mu_x = 0.999877017$$

Dari hasil perhitungan derajat keanggotaan nilai risiko 0,999877017 terhadap kelas jinak dan kelas ganas didapatkan nilai derajat keanggotaan terhadap kelas jinak adalah 0,000122983 dan nilai derajat keanggotaan terhadap kelas ganas adalah 0,999877017. Dengan hasil tersebut maka nilai risiko 0,999877017 masuk ke dalam tingkat risiko ganas karena derajat keanggotaan kelas ganas lebih tinggi dari kelas jinak.

4.2 Perancangan Database

Sistem ini menggunakan *Database Management System* (DBMS) yaitu MySQL. Pada penelitian ini, membutuhkan dua tabel yang digunakan untuk menyimpan informasi yang berkaitan dengan proses pembangkitan aturan fuzzy dan proses pengujian. Kedua tabel tersebut adalah tabel data latih dan tabel data uji. Tabel pada *database* ini ditampilkan dengan *Physical data model*. *Physical data model* merupakan desain nyata (struktur fisik) dari *database*. *Physical data model* yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar (4.19).

mamografi.datalatih	mamografi.datauji
# id : int(5)	# id : int(5)
# birads : int(1)	# birads : int(1)
# age : int(3)	# age : int(3)
# shape : int(1)	# shape : int(1)
# margin : int(1)	# margin : int(1)
# density : int(1)	# density : int(1)
# severity : int(1)	# severity : int(1)

Gambar 4.19 *Physical data model*

Sumber : Perancangan

Penjelasan mengenai tabel pada Gambar 94.19) yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

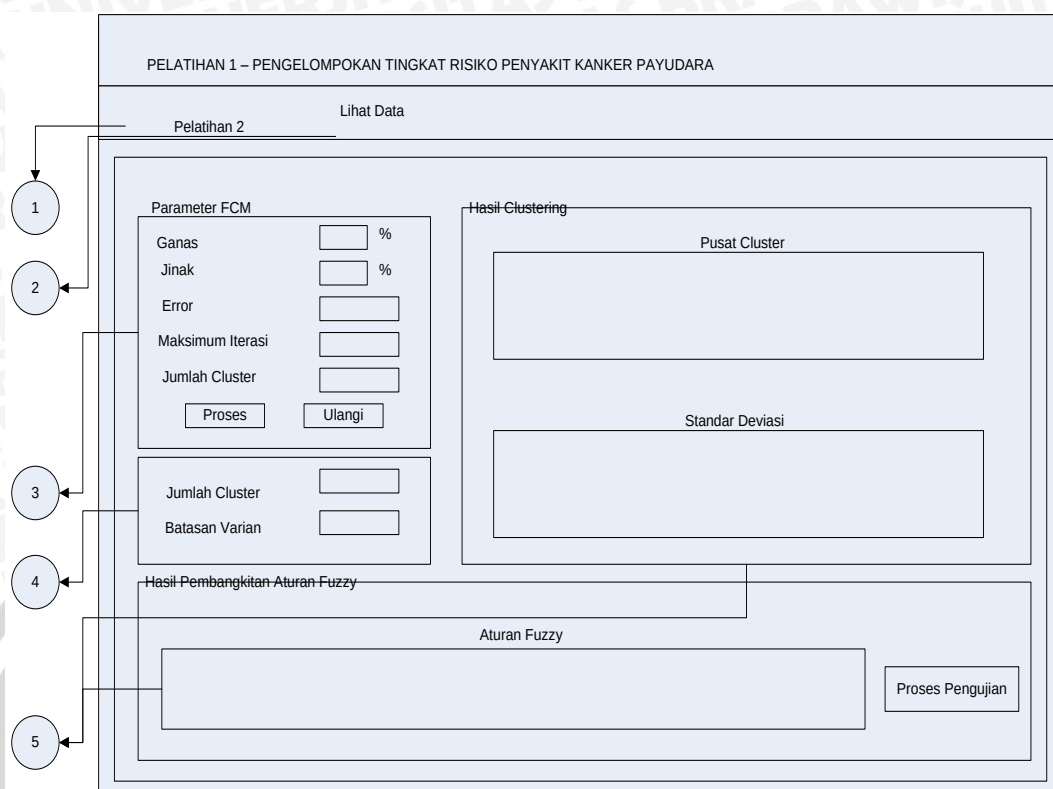
1. Tabel data latih digunakan untuk menyimpan data latih yang digunakan untuk proses *clustering* dan pembangkitan aturan *fuzzy*. Atribut dari tabel ini adalah *bi-rads*, *age*, *shape*, *margin*, *density*, dan *severity*.
2. Tabel data uji digunakan untuk menyimpan data uji yang digunakan saat proses pengujian. Atribut dari tabel ini adalah *bi-rads*, *age*, *shape*, *margin*, *density*, dan *severity*.

4.3 Perancangan Antarmuka

Pada perancangan sistem telah dijelaskan bagaimana proses berjalannya sistem. Mulai dari pelatihan 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 3 tampilan utama antarmuka dan 2 antarmuka pendukung, diantaranya adalah antarmuka untuk proses pelatihan terhadap data latih dengan pemilihan jumlah *cluster* ideal (pelatihan2), antarmuka untuk proses pelatihan terhadap data latih tanpa pemilihan jumlah *cluster* ideal (pelatihan1), antarmuka untuk proses pengujian data uji menggunakan aturan yang terpilih dan antarmuka untuk lihat data yang terdiri dari antarmuka data latih dan data uji.

4.3.1 Antarmuka Pelatihan 1

Antarmuka pelatihan 1 merupakan antarmuka untuk pelatihan dengan inputan jumlah *cluster* manual tanpa pemilihan jumlah *cluster* ideal. Pada antarmuka ini akan ditampilkan pusat *cluster*, standar deviasi, batasan varian, dan aturan *fuzzy*. Rancangan antarmuka pelatihan 1 ditunjukkan oleh Gambar (4.20).



Gambar 4.20 Rancangan Antarmuka Pelatihan 1
Sumber : Perancangan

Keterangan Gambar (4.20):

1. Pelatihan 2 merupakan submenu untuk proses pelatihan dengan pembangkitan aturan *fuzzy* menggunakan jumlah *cluster* ideal yang terpilih.
2. Lihat Data merupakan submenu untuk melihat data latih dan data uji yang digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian .
3. Parameter FCM terdiri dari inputan text dan tombol-tombol. Input text untuk memasukkan jumlah kelas jinak, jumlah kelas ganas, eror terkecil, maksimum iterasi, dan jumlah *cluster*. Tombol Proses untuk melakukan proses clustering, perhitungan batasan varian dan pembentukan aturan *fuzzy*. Tombol Ulangi untuk mengulangi percobaan dengan mengosongkan semua *fields* dan nilai variabel pada program.
4. Jumlah *cluster* merupakan hasil dari jumlah *cluster* dan batasan varian merupakan nilai varian dari *cluster* yang terbentuk.

5. Hasil *Clustering* dan pembangkitan aturan *fuzzy* menampilkan hasil dari proses clustering, perhitungan batasan varian, dan pembentukan aturan. Hasil-hasil yang ditampilkan dari proses tersebut adalah pusat cluster, standar deviasi, dan aturan *fuzzy*. Tombol proses pengujian untuk melakukan proses pengujian aturan *fuzzy* terhadap data uji yang ada pada form pengujian.

4.3.2 Antarmuka Pelatihan 2

Antarmuka pelatihan 2 merupakan antarmuka untuk menampilkan nilai pusat *cluster*, standar deviasi, dan aturan *fuzzy* dari proses pelatihan yang dihasilkan dari penentuan jumlah *cluster* ideal yang terpilih. Rancangan antarmuka pelatihan 2 *cluster* ditunjukkan oleh Gambar (4.21).

Gambar 4.21 Rancangan Antarmuka Pelatihan 2

Sumber : Perancangan

Keterangan Gambar (4.21):

1. Parameter FCM terdiri dari inputan text untuk memasukkan jumlah kelas ganas, jumlah kelas jinak, eror terkecil, maksimum iterasi, dan jumlah *cluster* minimum. Tombol proses untuk melakukan proses *clustering*, perhitungan batasan varian untuk penentuan *cluster* yang terpilih, dan pembentukan aturan fuzzy. Tombol Ulangi untuk

mengulangi percobaan dengan mengosongkan semua *fields* dan nilai variabel pada program.

2. Hasil Tiap Parameter terdiri dari *fields* jumlah *cluster* dan varian tiap *cluster*.
3. Hasil *Cluster* Terpilih terdiri dari jumlah *cluster* ideal dan batasan variannya.
4. Pada hasil *clustering* dan pembentukan aturan ditampilkan pusat *cluster*, standar deviasi, dan aturan *fuzzy*. Tombol proses pengujian untuk melakukan proses pengujian aturan *fuzzy* terhadap data uji yang ada pada form pengujian.

4.3.3 Antarmuka Pengujian

Antarmuka pengujian merupakan antarmuka untuk menampilkan hasil pengujian aturan *fuzzy* yang terbentuk terhadap data uji. Hasil pengujian berupa nilai akurasi. Rancangan antarmuka pengujian ditunjukkan pada Gambar (4.22).

The diagram illustrates the layout of the testing interface, titled 'PENGUJIAN'. It is divided into several functional areas:

- Hasil Pengujian Data Uji:** This section contains two sub-panels. The left panel, 'PARAMETER CLUSTERING', includes input fields for 'Jumlah Data Latih', 'Jumlah Cluster', 'Max Iterasi', 'Batasan Varian', and 'Error'. The right panel, 'AKURASI', includes input fields for 'Benar' and 'Salah', followed by a percentage sign (%).
- PENGUJIAN-MANUAL:** This panel on the right contains input fields for 'BI-Rads', 'Age', 'Shape', 'Margin', and 'Density'. Below these fields are two buttons: 'PROSES' and 'ULANGI'.
- HASIL:** This panel at the bottom right contains two output fields: 'Nilai Z' and 'Tingkat Risiko'.
- Table:** A table with 8 columns is positioned in the center. The columns are labeled: 'BI-Rads', 'Age', 'Shape', 'Margin', 'Density', 'SS', 'Z', and 'Status'. The 'Z' column is highlighted with a darker background.
- Navigation and Flow:** Five numbered circles (1 to 5) are located at the bottom of the interface. Arrows indicate the flow: from circle 1 to the 'PARAMETER CLUSTERING' section; from circle 2 to the 'PENGUJIAN-MANUAL' section; from circle 3 to the 'Z' column of the table; from circle 4 to the 'PROSES' button; and from circle 5 to the 'HASIL' section.

Gambar 4.22 Rancangan Antarmuka Pengujian

Sumber : Perancangan

Keterangan Gambar (4.22) :

1. Parameter *clustering* untuk menampilkan parameter FCM *clustering* yang digunakan pada proses sebelumnya beserta nilai batasan varian yang dihasilkan.

2. Tabel pengujian meliputi nilai *BI-Rads*, *Age*, *Shape*, *Margin*, *Density*, Status Sebenarnya (SS), Z, dan Status dari hasil perhitungan dengan sistem inferensi *fuzzy* sugeno orde-satu dari data uji.
3. Akurasi untuk menampilkan presentase nilai kebenaran dari seluruh data yang diujikan pada proses pengujian.
4. Pengujian manual digunakan untuk pengujian data uji yang diinputkan oleh user berdasarkan aturan *fuzzy* yang terbentuk sebelumnya.
5. Hasil untuk menampilkan nilai risiko dan tingkat risiko penyakit kanker payudara.

4.3.4 Antarmuka Data Latih

Antarmuka data latih digunakan untuk melihat data latih yang akan digunakan saat proses pelatihan pada sistem pengelompokan tingkat risiko penyakit kanker payudara ini. Perancangan antarmuka data latih ditunjukkan pada Gambar (4.23).

DATA LATIH						
DATA LATIH						
Tabel Data Latih						
NO.	BI-Rads	Age	Shape	Margin	Density	Severity

Gambar 4.23 Rancangan Antarmuka Data Latih

Sumber : Perancangan

DATA UJI						
Tabel Data Uji						
NO.	BI-Rads	Age	Shape	Margin	Density	Severity

Gambar 4.24 Rancangan Antarmuka Data Uji
Sumber : Perancangan