

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Analisis sistem merupakan hal yang paling pokok sebelum merancang sebuah sistem untuk kebutuhan organisasi bisnis atau perusahaan. Analisis sistem memegang peranan penting dalam pengembangan sebuah sistem. Kemampuan seorang analis diharapkan dapat memahami perilaku organisasi bisnis atau perusahaan dalam menyelesaikan permasalahan yang berhubungan dengan sistem yang dikerjakan.

3.1 Analisis Sistem

Aplikasi pengelompokan potensi mahasiswa berdasarkan hasil serapan yang diperoleh dalam perkuliahan pengenalan pola di Jurusan Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik yang nantinya dapat dijadikan acuan oleh dosen pengampu maupun Kaprodi untuk memperbaiki sistem pengajaran pada perkuliahan.

Sistem ini merupakan aplikasi yang nantinya dapat diintegrasikan dengan sistem akademik yang ada di kampus untuk keperluan pengelompokan mahasiswa yang mempunyai keterampilan khusus yang nantinya dapat diarahkan dalam mengambil judul topik dalam menyelesaikan tugas akhir.

Sistem yang dibangun nantinya dapat membantu mengelompokkan mahasiswa sesuai dengan pemahaman metode-metode yang diajarkan oleh dosen pengampu yang mereka pahami meliputi kompetensi umum dan kompetensi khusus. Kompetensi umum terdiri dari pemahaman algoritma, kesiapan mengerjakan tugas, kesiapan mengerjakan program (*coding*) dan mengetahui contoh permasalahan pada metode tersebut. Sedangkan kompetensi khusus terdiri dari pemahaman metode, implementasi, dan penggunaan.

3.2 Hasil Analisis

Hasil analisis yang dapat dilakukan dari sistem pengelompokan tingkat serapan materi perkuliahan yang dibangun nantinya dapat mengetahui potensi mahasiswa yang mempunyai kemampuan pandai, sedang dan kurang pandai dalam menyerap materi perkuliahan pengenalan pola. Dari pertanyaan kuisisioner yang dibagikan ke mahasiswa yang mengambil mata kuliah Pengenalan Pola nantinya dapat dikelompokkan berdasarkan algoritma dari metode *Self Organizing Map*. Hasil yang diperoleh dari perhitungan metode som adalah berupa informasi yang dapat membantu kaprodi maupun dosen pengampu dalam meningkatkan kualitas pengajaran di lingkungan Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Gresik.

Hasil analisis yang nantinya dapat dilakukan sistem yaitu berupa pengelompokan mahasiswa berdasarkan serapan materi perkuliahan Pengenalan Pola sebagai berikut :

1. Sistem dapat melakukan *entry* data dari quisioner yang telah disebarkan.
2. Sistem dapat melakukan *clustering* dengan algoritma *Self Organizing Map* (SOM).
3. Sistem dapat melakukan *clustering* berdasarkan kemampuan yang dimiliki mahasiswa.

3.2.1 Data yang Diolah

Data yang diolah pada sistem pengelompokan tingkat serapan materi ini adalah data mahasiswa angkatan 2010 yang mengambil mata kuliah pengenalan pola sejumlah 85 mahasiswa. Adapun poin yang diambil dalam kuisisioner dapat dilihat pada tabel 3.1 :

Tabel 3.1 : Data *Quisioner*

Learning Vector Quantization

Kompetensi Umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algoritma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempresentasikan metode tersebut dikelas.

Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan
---	---	---

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham kegunaan dan nilai Laju Pelatihan
Y	T	Saya paham kegunaan dan nilai Fungsi pembelajaran
Y	T	Saya dapat melakukan pelatihan LVQ secara manual
Y	T	Saya dapat melakukan prediksi data uji berdasarkan bobot akhir yang didapat
Y	T	Saya paham diagram Voronoi
Y	T	Saya memahami kriteria berhentinya proses pelatihan

K-Support Vector Nearest Neighbor

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algortma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempre-sentasikan metode tersebut dikelas.
Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham kegunaan dan pilihan nilai K yang digunakan
Y	T	Saya paham properti skor
Y	T	Saya paham Left Value dan Right Value
Y	T	Saya paham penggunaan T (threshold) untuk memilih Support Vector
Y	T	Saya paham properti derajat signifikan
Y	T	Saya paham konsep Support Vector dan K-SVNN

ANN Perceptron

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algortma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempresentasikan metode tersebut dikelas.
Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham kegunaan dan nilai Laju Pelatihan
Y	T	Saya paham cara menghitung perubahan bobot
Y	T	Saya dapat melakukan pelatihan Perceptron secara manual
Y	T	Saya dapat melakukan prediksi data uji berdasarkan bobot akhir yang didapat
Y	T	Saya paham cara memberikan inisialisasi bobot
Y	T	Saya paham kriteria berhentinya proses pelatihan

Agglomerative Hierarchical Clustering

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algortma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempre-sentasikan metode tersebut dikelas.
Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham metode Single Linkage
Y	T	Saya paham metode Complete Linkage
Y	T	Saya paham metode Average Linkage
Y	T	Saya dapat menggambar hasil clustering menjadi Dendrogram
Y	T	Saya memahami cara melakukan clustering AHC untuk mendapatkan K jumlah cluster
Y	T	Saya memahami cara melakukan clustering dengan Kriteria berhenti adalah jarak, sehingga mendapatkan K cluster

Fuzzy C-Means

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algortma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempre-sentasikan metode tersebut dikelas.
Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham konsep matrik Pseud-Partition
Y	T	Saya paham metode bobot pangkat (w)
Y	T	Saya paham arti nilai keanggotaan data pada setiap cluster
Y	T	Saya paham cara menghitung centroid
Y	T	Saya paham cara menghitung nilai fungsi objektif
Y	T	Saya dapat menentukan cluster yang diikuti oleh data berdasarkan nilai keanggotaan yang didapat

K-Modes

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algortma
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempre-sentasikan metode tersebut dikelas.

Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan
---	---	---

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham konsep jarak pencocokan
Y	T	Saya paham cara mencari modes (modus)
Y	T	Saya paham perbedaan K-Modes terhadap K-Means
Y	T	Saya dapat menganalisis hasil cluster yang didapat
Y	T	Saya paham cara menghitung nilai fungsi objektif
Y	T	Saya dapat menentukan cluster yang diikuti oleh data

Self-Organizing Map

Kompetensi umum

Y	T	Saya dapat memahami semua rumus/algorithm
Y	T	Saya dapat mengerjakan tugas rumah secara manual dikertas
Y	T	Saya sanggup membuat program untuk metode tersebut
Y	T	Berdasarkan penguasaan yang saya punya saat ini, saya siap jika diminta mempre-sentasikan metode tersebut dikelas.
Y	T	Saya tahu pada kasus seperti apa metode ini dapat digunakan

Kompetensi Khusus

Y	T	Saya paham kegunaan dan nilai Laju Pelatihan
Y	T	Saya paham kegunaan dan nilai Fungsi pembelajaran
Y	T	Saya paham konsep topografi SOM
Y	T	Saya dapat menentukan cluster yang diikuti oleh data berdasarkan nilai keluaran semua neuron
Y	T	Saya paham diagram Voronoi
Y	T	Saya memahami kriteria berhentinya proses clustering

3.2.2 Algoritma SOM

Berikut ini adalah urutan algoritma yang perlu dilakukan dalam menerapkan metode SOM dalam pengolahan data kuisisioner:

1. Inisialisasi Nilai bobot W_{ij} secara acak, tentukan parameter topologi ketetanggaan, tentukan parameter laju pembelajaran, tentukan jumlah iterasi pelatihan.
2. Selama jumlah maksimal iterasi belum tercapai, lakukan langkah 3 -7.
3. Untuk setiap data masukan X (matriks $M \times N$), lakukan langkah 4 – 6.
4. Untuk setiap neuron j , hitung $D_j = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2$, $i=1, \dots, N$, N adalah dimensi data (N).

5. Cari indeks dari sejumlah neuron, yaitu D_j , yang mempunyai nilai terkecil.
6. Untuk neuron j dan semua neuron yang menjadi tetangga J (yang sudah didefinisikan) dalam radius R , hitunglah perubahan bobot $W_{ij}(\text{baru}) = W_{ij}(\text{lama}) + \dot{\eta} (X_i - W_{ij}(\text{lama}))$.

7. Perbaharui laju pembelajaran dengan rumus :

$$\eta(\text{baru}) = \text{fungsi_pembelajaran} \times \eta(\text{lama})$$

3.2.3 Kelemahan dan Kelebihan Metode SOM

Pada dasarnya setiap metode memiliki kelebihan dan kekurangan. Begitu juga pada metode SOM yang mempunyai kelebihan sebagai berikut :

1. Metode ini dapat memvisualisasikan hasil pengelompokan dalam bentuk topografi dua dimensi layaknya peta sehingga dapat memudahkan pengamatan distribusi kelompok hasil pengelompokan.
2. Fungsi ketetanggaan, laju pembelajaran, fungsi pembelajaran, jumlah iterasi dapat ditentukan sesuai yang diinginkan.

Sedangkan kekurangan yang dimiliki metode SOM yaitu sebagai berikut :

1. Metode ini hanya cocok untuk data yang sudah diketahui jumlah kelompoknya dengan mengamati bentuk alami distribusi data.
2. Dalam memberikan hasil pengelompokan, SOM tidak menggunakan fungsi obyektif seperti K-Means dan FCM sehingga dalam kondisi yang sudah optimal pada suatu iterasi, SOM tidak akan menghentikan iterasinya.

3.3 Representasi Data

Dari pembagian data kuesioner yang telah diisi oleh mahasiswa sebanyak 77 pertanyaan dan dari semua pertanyaan tersebut dibagi menjadi 7 kriteria yang nantinya akan diproses untuk *clustering*. Data yang diperoleh dari mahasiswa berupa data pernyataan dengan jawaban ya atau tidak. Jawaban tersebut akan dikonversi dalam bentuk biner menjadi 1 jika ya dan 0 jika tidak. Data tersebut harus diproses *preprocessing* yaitu agregasi seperti pada tabel 3.2 :

Tabel 3.2: Data Set Serapan Mata Kuliah Pengenalan Pola

No	Nama Mahasiswa	Data Set Serapan Mata Kuliah Pengenalan Pola											Hasil Preprocessing Agregasi
		LVQ 1	LVQ 2	LVQ 3	LVQ 4	LVQ 5	LVQ 6	LVQ 7	LVQ 8	LVQ 9	LVQ 10	LVQ 11	
1	A	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0.545
2	B	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0.818
3	C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	D	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.090
5	E	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0.636
6	F	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0.727
7	G	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0.636
8	H	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0.545
9	I	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0.727
10	J	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0.909

Data set tersebut di dapat dari *quisioner* yang dibagikan pada mahasiswa yang dinotasikan dalam bentuk biner 0 dan 1. Selanjutnya untuk menghasilkan data *preprocessing* agregasi data tersebut dijumlahkan terlebih dahulu kemudian dibagi dengan banyak data yang dihitung. Hasilnya merupakan data *preprocessing* untuk satu metode yang diajarkan pada perkuliahan pengenalan pola.

Setelah dilakukan proses *preprocessing* agregasi dari data jawaban Ya atau Tidak. Langkah selanjutnya adalah memasukkan data hasil agregasi pada setiap metode yang diajarkan pada perkuliahan Pengenalan Pola dengan jumlah 11 metode yang diajarkan pada materi perkuliahan tersebut. Data hasil pengumpulan pada metode tersebut nantinya akan digunakan data awal dalam penerapan program.

Dari data tersebut dapat diterapkan algoritma *Self Organizing Map* (SOM) dengan cara sebagai berikut :

1. Sebelum proses perhitungan dimulai perlu ditentukan terlebih dahulu bobot awal, Nilai parameter laju pembelajaran dan Jumlah iterasi yang digunakan dalam melakukan perhitungan.

Untuk menentukan bobot awal tersebut dipilih secara acak dari rentan data yang telah dilakukan *preprocessing* agregasi seperti pada tabel 3.3 :

Tabel 3.3 : Bobot Awal

	Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3
Bobot 1	0.091	0.545	1.000
Bobot 2	1.000	0.455	0.909
Bobot 3	0.909	0.636	0.091
Bobot 4	0.455	0.364	0.818
Bobot 5	0.727	1.000	0.182
Bobot 6	0.091	0.818	0.636
Bobot 7	0.545	0.727	0.364

Nilai laju pembelajaran yang digunakan dalam uji coba aplikasi ini di set dengan nilai = 0.8 dan akan menjadi 0.6 (fungsi pembelajaran). Sedangkan jumlah iterasi yang dipakai ≤ 3 iterasi.

2. Jika jumlah iterasi maksimal belum tercapai maka lakukan pembaruan bobot nilai sampai tidak ada perubahan bobot pada iterasi selanjutnya.

Data awal yang digunakan untuk penerapan program adalah data pada tabel 3.4 :

Tabel 3.4 : Data Awal Tiap Metode Setelah Dilakukan *Preprocessing* Agregasi.

NAMA MAHASISWA	LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM
A	0.545	0.091	0.182	0.455	0.182	0.182	0.182
B	0.818	0.636	0.364	0.273	0.364	0.909	0.818
C	0	0	0	0.364	0.182	0	0.909
D	0.091	0.182	0.364	0.909	0.636	0.727	0.364
E	0.636	0.545	0.364	0.273	0.818	0.455	0.455
F	0.727	0.273	1	0	0	0	0.727
G	0.636	0.455	0.818	0.455	1	0.364	0.364
H	0.545	0.091	0.273	0.818	0.364	0.182	0.091
I	0.727	0.909	0.818	0.545	0.909	0.818	0
J	0.909	1	1	1	1	1	0.909

Data tersebut di dapat dari perhitungan agregasi tiap metode yang diajarkan pada perkuliahan pengenalan pola. Data tersebut merupakan data yang digunakan untuk uji coba perhitungan manual yang telah dilakukan oleh peneliti.

Dari data tersebut nantinya akan dihitung jarak ke neuron keluaran D1, D2, D3. Jarak terkecil antar data dengan neuron tersebut akan digunakan sebagai neuron terpilih (neuron pemenang) dalam clustering menggunakan metode *Self Organizing Map* .

Untuk menghitung bobot baru rumus yang digunakan pada algoritma tersebut adalah :

$$W_{ij}(\text{baru}) = W_{ij}(\text{lama}) + \eta (X_i - W_{ij}(\text{lama})).$$

Bobot baru (W_{ij}) digunakan untuk memperbarui jarak terkecil pada neuron pemenang yang ada pada sebuah data yang telah dilakukan proses preprocessing agregasi data.

Tabel 3.5 : Tabel Jarak Data ke Neuron D1, D2, D3 dan Neuron Terpilih. (Iterasi I)

NO	NAMA MAHASISWA	NILAI							Jarak Ke Neuron			NEURON TERPILIH
		LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM	D1	D2	D3	
1	A	0.545	0.091	0.182	0.455	0.182	0.182	0.182	1.998	1.718	1.255	3
2	B	0.818	0.636	0.364	0.273	0.364	1.000	0.818	1.867	0.611	1.081	2
3	C	0.000	0.000	0.000	0.364	0.182	0.000	0.909	2.281	2.024	1.074	3
4	D	0.091	0.182	0.364	0.909	0.636	0.727	0.364	1.618	1.249	1.214	3
5	E	0.636	0.545	0.364	0.273	0.818	0.455	0.455	0.983	0.438	0.823	2
6	F	0.727	0.273	1.000	0.000	0.000	0.000	0.727	1.718	1.453	2.28	2
7	G	0.636	0.455	0.818	0.455	1.000	0.364	0.364	0.784	1.076	1.039	1
8	H	0.545	0.091	0.273	0.818	0.364	0.182	0.091	1.123	1.435	0.531	3
9	I	0.727	0.909	0.818	0.545	0.909	0.818	0.000	0.588	2.125	1.679	1
10	J	0.909	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.909	1.105	2.956	3.023	1

Detail perhitungan jarak untuk data A ke 3 neuron

Perhitungan jarak untuk data A ke-3 neuron keluaran dapat di hitung dengan rumus yang ada pada metode SOM. Rumus tersebut digunakan untuk menghitung jarak data ke tiap-tiap neuron keluaran. Rumus yang digunakan adalah seperti berikut :

Rumus untuk menghitung data A ke neuron keluaran pertama (D1).

$$\begin{aligned}
 D_1 &= \sum_i (w_{i1} - x_i)^2 = (w_{11} - x_1)^2 + (w_{21} - x_2)^2 + (w_{31} - x_3)^2 + (w_{41} - x_4)^2 + (w_{51} - x_5)^2 + (w_{61} - x_6)^2 + (w_{71} - x_7)^2 \\
 &= (0.091 - 0.545)^2 + (1 - 0.091)^2 + (0.909 - 0.182)^2 + (0.455 - 0.455)^2 + (0.727 - 0.182)^2 + (0.091 - 0.182)^2 + (0.545 - 0.182)^2 \\
 &= -0.454^2 + 0.909^2 + 0.727^2 + 0^2 + 0.545^2 + -0.091^2 + 0.363^2 \\
 &= 0.206 + 0.826 + 0.529 + 0 + 0.297 + 0.008 + 0.123 \\
 &= 1.998
 \end{aligned}$$

Rumus untuk menghitung data A ke neuron keluaran kedua (D2).

$$\begin{aligned}
 D_2 &= \sum_i (w_{i2} - x_i)^2 = (w_{12} - x_1)^2 + (w_{22} - x_2)^2 + (w_{32} - x_3)^2 + (w_{42} - x_4)^2 + (w_{52} - x_5)^2 + (w_{62} - x_6)^2 + (w_{72} - x_7)^2 \\
 &= (0.545 - 0.545)^2 + (0.455 - 0.091)^2 + (0.636 - 0.182)^2 + (0.364 - 0.455)^2 + (1.000 - 0.182)^2 + (0.818 - 0.182)^2 + (0.727 - 0.182)^2 \\
 &= 0^2 + 0.364^2 + 0.454^2 + -0.091^2 + 0.818^2 + 0.636^2 + 0.545^2 \\
 &= 0.000 + 0.132 + 0.206 + 0.008 + 0.669 + 0.404 + 0.297 \\
 &= 1.718
 \end{aligned}$$

Rumus untuk menghitung data A ke neuron keluaran ketiga (D3).

$$\begin{aligned}
 D_3 &= \sum_i (w_{i3} - x_i)^2 = (w_{13} - x_1)^2 + (w_{23} - x_2)^2 + (w_{33} - x_3)^2 + (w_{43} - x_4)^2 + (w_{53} - x_5)^2 + (w_{63} - x_6)^2 + (w_{73} - x_7)^2 \\
 &= (0.545 - 0.545)^2 + (0.091 - 0.091)^2 + (0.182 - 0.182)^2 + (0.455 - 0.455)^2 + (0.182 - 0.182)^2 + (0.182 - 0.182)^2 + (0.182 - 0.182)^2 \\
 &= 0.455^2 + 0.818^2 + -0.091^2 + 0.363^2 + 0^2 + 0.454^2 + 0.182^2 \\
 &= 0.207 + 0.669 + 0.008 + 0.132 + 0.000 + 0.206 + 0.33 \\
 &= 1.255
 \end{aligned}$$

Untuk perhitungan data ke 2 sampai ke 10 prosesnya sama yaitu dengan cara mengupdate nilai bobot neuron terkecil sampai jumlah bobot tidak mengalami perubahan. Hasil dari perhitungan pada iterasi pertama dapat di lihat pada tabel 3.5.

Dalam menentukan neuron terpilih tersebut diambil dari jarak ke neuron keluaran yang terkecil dari perhitungan jarak yang telah dilakukan.

$$\text{Bobot baru pada iterasi pertama menjadi : } w = \begin{bmatrix} 0.865 & 0.714 & 0.456 \\ 0.968 & 0.330 & 0.104 \\ 0.964 & 0.875 & 0.278 \\ 0.905 & 0.055 & 0.816 \\ 0.983 & 0.151 & 0.400 \\ 0.943 & 0.111 & 0.264 \\ 0.743 & 0.686 & 0.162 \end{bmatrix}$$

Setelah bobot pada iterasi pertama selesai, selanjutnya memperbarui nilai laju pembelajaran dengan rumus di bawah ini :

$$\eta(\text{baru}) = \text{fungsi_pembelajaran} \times \eta(\text{lama}) = 0.6 \times 0.8 = 0.48$$

Data 1 : Neuron 3 menjadi pemenang	Data 6 : Neuron 2 menjadi pemenang
Data 2 : Neuron 2 menjadi pemenang	Data 7 : Neuron 1 menjadi pemenang
Data 3 : Neuron 3 menjadi pemenang	Data 8 : Neuron 3 menjadi pemenang
Data 4 : Neuron 3 menjadi pemenang	Data 9 : Neuron 1 menjadi pemenang
Data 5 : Neuron 2 menjadi pemenang	Data 10 : Neuron 1 menjadi pemenang

Indeks kelompok yang di ikuti data adalah: [3 2 3 3 2 2 1 3 1 1]

Perhitungan untuk iterasi pertama dengan jumlah 10 data telah terselesaikan. Berlanjut pada iterasi kedua dengan proses perhitungan yang sama, yaitu mengupdate nilai bobot dari neuron terpilih yang paling kecil. Hasil ditampilkan pada tabel 3.6.

Tabel 3.6 : Tabel Jarak Data ke Neuron D1, D2, D3 dan Neuron Terpilih. (Iterasi II)

NO	NAMA MAHASISWA	NILAI							Jarak Ke Neuron			NEURON TERPILIH
		LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM	D1	D2	D3	
1	A	0.545	0.091	0.182	0.455	0.182	0.182	0.182	3.223	0.986	0.202	3
2	B	0.818	0.636	0.364	0.273	0.364	1.000	0.818	1.263	1.117	1.437	2
3	C	0.000	0.000	0.000	0.364	0.182	0.000	0.909	4.467	1.552	0.997	3
4	D	0.091	0.182	0.364	0.909	0.636	0.727	0.364	1.888	1.522	0.819	3
5	E	0.636	0.545	0.364	0.273	0.818	0.455	0.455	1.340	0.512	0.747	2
6	F	0.727	0.273	1.000	0.000	0.000	0.000	0.727	3.180	0.864	1.830	2
7	G	0.636	0.455	0.818	0.455	1.000	0.364	0.364	1.019	0.767	1.057	2
8	H	0.545	0.091	0.273	0.818	0.364	0.182	0.091	2.745	0.943	0.334	3
9	I	0.727	0.909	0.818	0.545	0.909	0.818	0.000	0.747	0.930	1.756	1
10	J	0.909	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.909	0.388	1.738	2.978	1

Untuk perhitungan data pada tabel 3.6 prosesnya tetap sama yaitu dengan cara mengupdate nilai bobot neuron terkecil sampai jumlah bobot tidak mengalami perubahan. Hasil dari perhitungan pada iterasi pertama dapat di lihat pada tabel 3.6.

Dalam menentukan neuron terpilih tersebut diambil dari jarak ke neuron keluaran yang terkecil dari perhitungan jarak yang telah dilakukan.

Bobot baru pada iterasi kedua menjadi : $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.799 & 0.677 & 0.354 \\ 0.940 & 0.424 & 0.103 \\ 0.894 & 0.778 & 0.255 \\ 0.732 & 0.276 & 0.757 \\ 0.948 & 0.622 & 0.399 \\ 0.883 & 0.308 & 0.300 \\ 0.386 & 0.559 & 0.277 \end{bmatrix}$$

Setelah bobot pada iterasi kedua selesai, selanjutnya memperbarui nilai laju pembelajaran dengan rumus di bawah ini :

$$\eta(\text{baru}) = \text{fungsi_pembelajaran} \times \eta(\text{lama}) = 0.6 \times 0.48 = 0.288$$

Data 1 : Neuron 3 menjadi pemenang

Data 2 : Neuron 2 menjadi pemenang

Data 3 : Neuron 3 menjadi pemenang

Data 4 : Neuron 3 menjadi pemenang

Data 5 : Neuron 2 menjadi pemenang

Data 6 : Neuron 2 menjadi pemenang

Data 7 : Neuron 2 menjadi pemenang

Data 8 : Neuron 3 menjadi pemenang

Data 9 : Neuron 1 menjadi pemenang

Data 10 : Neuron 1 menjadi pemenang

Indeks kelompok yang di ikuti data adalah: [3 2 3 3 2 2 2 3 1 1]

Perhitungan untuk iterasi kedua dengan jumlah 10 data telah terselesaikan. Berlanjut pada iterasi ketiga dengan proses perhitungan yang sama, yaitu mengupdate nilai bobot dari neuron terpilih yang paling kecil. Hasil ditampilkan pada tabel 3.7.

Tabel 3.7 : Tabel Jarak Data ke Neuron D1, D2, D3 dan Neuron Terpilih. (Iterasi III)

NO	NAMA MAHASISWA	NILAI							Jarak Ke Neuron			NEURON TERPILIH
		LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM	D1	D2	D3	
1	A	0.545	0.091	0.182	0.455	0.182	0.182	0.182	3.017	0.838	0.203	3
2	B	0.818	0.636	0.364	0.273	0.364	1.000	0.818	1.199	0.758	1.367	2
3	C	0.000	0.000	0.000	0.364	0.182	0.000	0.909	4.384	1.645	0.856	3
4	D	0.091	0.182	0.364	0.909	0.636	0.727	0.364	1.770	1.101	0.611	3
5	E	0.636	0.545	0.364	0.273	0.818	0.455	0.455	1.201	0.194	0.736	2
6	F	0.727	0.273	1.000	0.000	0.000	0.000	0.727	3.080	0.951	1.700	2
7	G	0.636	0.455	0.818	0.455	1.000	0.364	0.364	0.897	0.456	1.036	2
8	H	0.545	0.091	0.273	0.818	0.364	0.182	0.091	2.560	0.938	0.253	3
9	I	0.727	0.909	0.818	0.545	0.909	0.818	0.000	0.560	0.911	1.837	1
10	J	0.909	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.909	0.291	1.690	3.032	1

Untuk perhitungan data pada tabel 3.7 prosesnya tetap sama yaitu dengan cara mengupdate nilai bobot neuron terkecil sampai jumlah bobot tidak mengalami perubahan. Hasil dari perhitungan pada iterasi pertama dapat di lihat pada tabel 3.7.

Dalam menentukan neuron terpilih tersebut diambil dari jarak ke neuron keluaran yang terkecil dari perhitungan jarak yang telah dilakukan.

$$\text{Bobot baru pada iterasi ketiga menjadi : } w = \begin{bmatrix} 0.714 & 0.722 & 0.323 \\ 0.708 & 0.294 & 0.099 \\ 0.703 & 0.954 & 0.238 \\ 0.481 & 0.020 & 0.717 \\ 0.860 & 0.056 & 0.383 \\ 0.677 & 0.041 & 0.298 \\ 0.337 & 0.712 & 0.324 \end{bmatrix}$$

Setelah bobot pada iterasi ketiga selesai, selanjutnya memperbarui nilai laju pembelajaran dengan rumus di bawah ini :

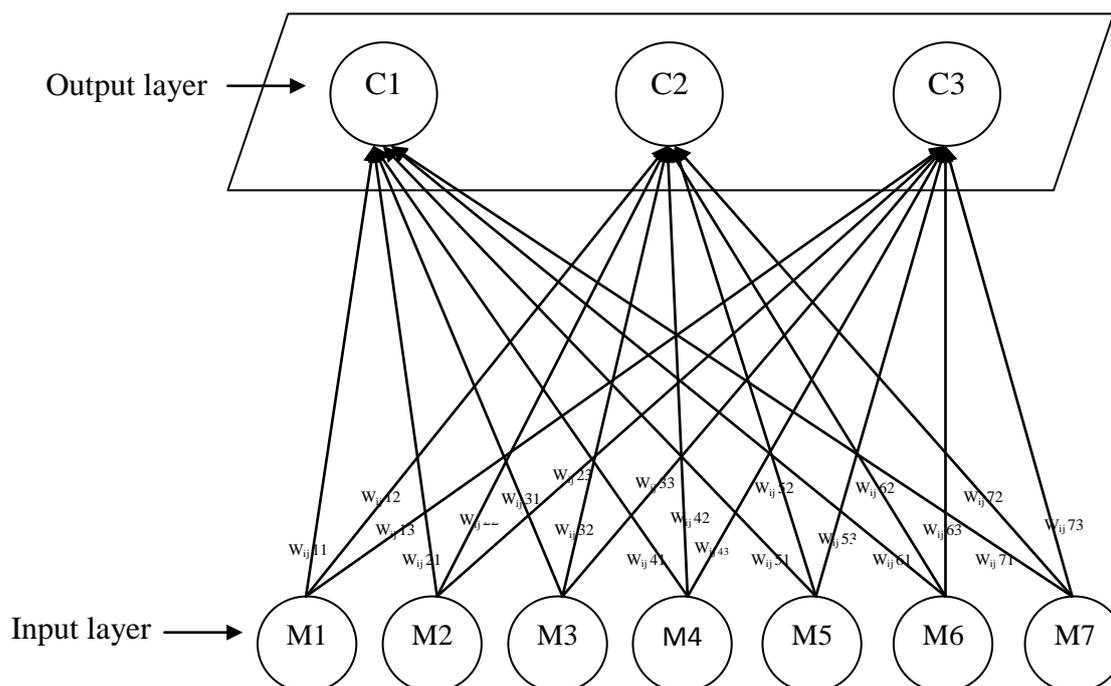
$$\eta(\text{baru}) = \text{fungsi_pembelajaran} \times \eta(\text{lama}) = 0.6 \times 0.288 = 0.1728$$

- Data 1 : Neuron 3 menjadi pemenang
- Data 2 : Neuron 2 menjadi pemenang
- Data 3 : Neuron 3 menjadi pemenang
- Data 4 : Neuron 3 menjadi pemenang
- Data 5 : Neuron 2 menjadi pemenang
- Data 6 : Neuron 2 menjadi pemenang
- Data 7 : Neuron 2 menjadi pemenang
- Data 8 : Neuron 3 menjadi pemenang
- Data 9 : Neuron 1 menjadi pemenang
- Data 10 : Neuron 1 menjadi pemenang

Indeks kelompok yang di ikuti data adalah: [3 2 3 3 2 2 2 3 1 1]

Perhitungan untuk iterasi ketiga dengan jumlah 10 data telah selesai. Hasil perhitungan tersebut ditampilkan pada tabel 3.7. Karena batas perhitungan pada percobaan data mahasiswa hanya 3 iterasi maka perhitungan bisa diselesaikan. Hasil yang diperoleh pada iterasi 2 dan 3 tidak mengalami perubahan indeks *cluster*.

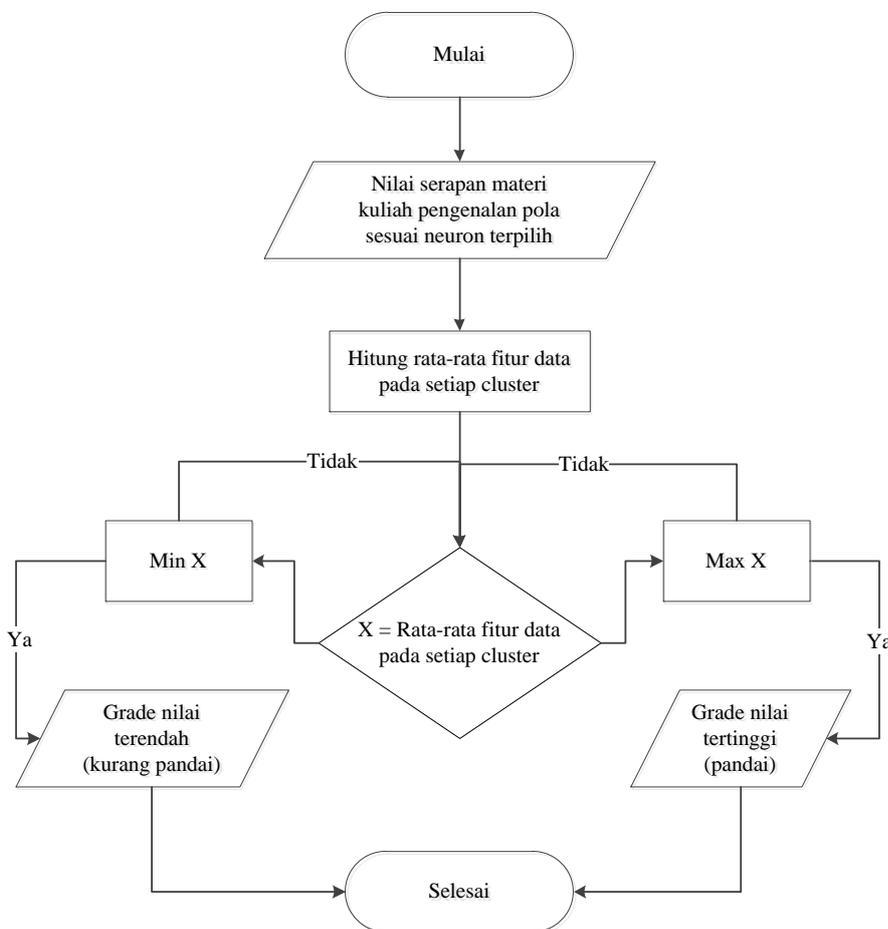
Arsitektur jaringan SOM berbentuk ANN layer tunggal (single layer). Pada penelitian ini jumlah inputan metode pada sistem pengelompokan tingkat serapan materi ada 7 metode (input layer) sedangkan cluster yang digunakan ada 3 cluster (output layer). Gambar arsitektur jaringan dapat dilihat pada gambar 3.1 :



Gambar 3.1 Arsitektur ANN

Dari gambar 3.1 diketahui bahwa M1, M2, M3, M4, M5, M6, M7 merupakan metode yang diajarkan pada materi perkuliahan pengenalan pola sedangkan C1, C2, C3 merupakan kelompok cluster yang nantinya akan diproses oleh sistem.

Flowchart mencari prediksi tingkat serapan mata kuliah pengenalan pola untuk 3 *cluster* untuk menentukan cluster mahasiswa yang mempunyai kemampuan tinggi dan rendah dalam menyerap materi perkuliahan pengenalan pola yang nantinya dapat mengetahui kemampuan individu mahasiswa. *Flowchart* tersebut dapat dilihat pada gambar 3.2 :



Gambar 3.2 *Flowchart* Prediksi Tingkat Serapan

Dari gambar 3.1 dapat dilihat bahwa dalam menentukan tinggi dan rendahnya hasil serapan mata kuliah Pengenalan Pola didapat in put-an nilai serapan berasal dari nilai fitur tiap metode yang diajarkan. Nilai tersebut sesuai dengan nilai data set yang dapat dilihat pada tabel 3.4. Setelah dilakukan proses perhitungan jarak data ke neuron terpilih pada iterasi ke III di tabel 3.7 dalam menentukan neuron terpilih di akhir iterasi.

Pehitungan yang dapat dilakukan untuk mencari nilai tertinggi dan terendah pada tabel 3.7 yang merupakan akhir dari iterasi. untuk perhitungan dapat dilakukan dengan cara :

1. Menjumlahkan nilai tiap metode yang diajarkan sesuai neuron terpilih pada itersi III.

2. Hitunglah rata-rata nilai tiap fitur yang diajarkan dari semua data pada tiap cluster.
3. Mencari *cluster* dengan fitur dengan nilai terbesar dari nilai tiap metode dan nilai fitur terkecil dari tiap metode.

Hasil perhitungan nilai rata-rata pada setiap metode yang diajarkan dapat dilihat pada tabel 3.8 :

Tabel 3.8 : Tabel Nilai Rata-Rata Tiap Metode

	LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM
Neuron 1	0.818	0.954	0.909	0.772	0.954	0.909	0.545
Neuron 2	0.704	0.477	0.636	0.250	0.545	0.432	0.591
Neuron 3	0.295	0.477	0.204	0.636	0.341	0.272	0.386

Pada tabel 3.8 dapat diambil simpulan jika nilai tiap metode yang diajarkan pada tiap metode paling besar dapat dikatakan mahasiswa tersebut tergolong mahasiswa yang mempunyai kemampuan pandai dalam menyerap metode yang telah diajarkan dosen pengampu. Sedangkan jika nilai tiap metode yang diajarkan paling kecil dari tiap metode yang diajarkan dapat dikatakan mahasiswa tersebut mempunyai tingkat serapan mata kuliah yang rendah.

Pengelompokan mahasiswa berdasarkan grade nilai pandai, sedang dan kurang pandai dapat dilihat pada tabel 3.9 :

Tabel 3.9 : Tabel Grade Nilai Pandai, Sedang dan Kurang Pandai

	LVQ	KSVNN	ANNP	AHC	FCM	KMD	SOM
Neuron 1	Pandai	Pandai	Pandai	Pandai	Pandai	Pandai	Sedang
Neuron 2	Sedang	Sedang	Sedang	<Pandai	Sedang	Sedang	pandai
Neuron 3	<Pandai	<Pandai	<Pandai	Sedang	<Pandai	<Pandai	<Pandai

untuk memperoreh grade nilai mahasiswa yang tergabung dalam neuron 1, neuron 2 dan neuron 3 yang menjadi pemenang yaitu dengan cara menjumlahkan grade nilai pandai, sedang dan kurang pandai pada setiap neuron yang nantinya di inisialisasikan dengan angka 1 dan nantinya dibagi dengan 7 metode yang diajarkan pada perkuliahan pengenalan pola. Kemudian mencari

nilai terbaik dari setiap neuron keluaran. Hasil dari perhitungan yang dilakukan dapat dilihat pada tabel 3.10 :

Tabel 3.10 : Tabel perhitungan Grade Nilai Pandai, Sedang dan Kurang Pandai

Neuron Pemenang	Grade Nilai	Jumlah Nilai	Jumlah Materi	Hasil
Neuron 1	Pandai	6	7	0.857143
	Sedang	1	7	0.142857
	Kurang Pandai	0	7	0
Neuron 2	Pandai	1	7	0.142857
	Sedang	5	7	0.714286
	Kurang Pandai	1	7	0.142857
Neuron 3	Pandai	0	7	0
	Sedang	1	7	0.142857
	Kurang Pandai	6	7	0.857143

Dari hasil perhitungan pada tabel 3.10 dapat diketahui bahwa pada neuron 1 grade nilai pandai yang memperoleh nilai tertinggi dibandingkan dengan grade sedang dan kurang pandai, neuron 2 grade nilai sedang yang memperoleh nilai tertinggi dibandingkan dengan grade pandai dan kurang pandai, sedangkan neuron 3 grade nilai kurang pandai yang memperoleh nilai tertinggi dibandingkan dengan grade pandai dan sedang.

3.4 Skenario Pengujian

Skenario pengujian digunakan untuk menguji keakuratan yang ada pada sistem yang telah dibangun. Pengujian tersebut meliputi tingkat keakurasian menggunakan 3 cluster dan pengujian keakuratan sistem dengan membandingkannya dengan metode lain atau membandingkan hasil pengujian dengan hasil real yang diperoleh pada saat perkuliahan pengenalan pola berlangsung.

3.4.1 Skenario Pengujian Keakuratan 3 Cluster.

Pada skenario pengujian keakuratan pada sistem ini, metode yang digunakan dalam mengelompokan tingkat serapan materi hasil cluster yang nantinya akan diproses oleh sistem yaitu menggunakan metode silhouette index. Metode silhouette index biasanya digunakan untuk memvalidasi sebuah data, cluster tunggal atau keseluruhan cluster. Metode ini menggabungkan nilai kohesi dan separasi.

Awal pengelompokan tingkat serapan materi dilakukan dengan cara menginisialisasi mahasiswa yang menjadi neuron keluaran pada tabel 3.7 (iterasi ke III) agar lebih mudah dalam mengetahui kelompok mahasiswa yang menjadi pemenang dan masuk dalam cluster yang ditentukan. Data tersebut dapat dilihat pada tabel 3.11:

Tabel 3.11 Neuron Terpilih pada Iterasi III

Data Ke (i)	NAMA MAHASISWA	Cluster (j)		
		C1	C2	C3
1	A			x
2	B		x	
3	C			x
4	D			x
5	E		x	
6	F		x	
7	G		x	
8	H			x
9	I	x		
10	J	x		

Untuk menghitung silhouette index dari sebuah data ke-i ada 2 komponen yaitu nilai a_i , b_i . Nilai a_i adalah rata-rata jarak data ke-i terhadap semua data lainnya dalam satu cluster. Sedangkan b_i didapatkan dengan menghitung rata-rata jarak data ke-i terhadap semua data dari cluster yang lain tidak dalam satu cluster dengan data ke-i, kemudian diambil yang terkecil.

Rumus yang digunakan dalam menghitung nilai a_i silhouette index :

$$a_i^j = \frac{1}{m_j - 1} \sum_{\substack{r=1 \\ r \neq i}}^{m_j} d(x_i^j, x_r^j), \quad i = 1, 2, \dots, m_j$$

$d(x_i^j, x_r^j)$, Merupakan jarak data ke-I dengan jarak data ke-r, sedangkan untuk m_j adalah jumlah data dalam cluster ke-j.

Rumus yang digunakan dalam menghitung nilai b_i silhouette index:

$$b_i^j = \min_{\substack{n=1, \dots, k \\ n \neq j}} \left\{ \frac{1}{m_n} \sum_{\substack{r=1 \\ r \neq i}}^{m_n} d(x_i^j, x_r^n) \right\}, \quad i = 1, 2, \dots, m_n$$

Rumus yang digunakan dalam menghitung nilai silhouette index (SI) merupakan gabungan dari nilai a_i , b_i . Rumus yang digunakan sebagai berikut :

$$SI_j = \frac{1}{m_j} \sum_{i=1}^{m_j} SI_i^j$$

Pada akhir perhitungan untuk menentukan tingkat keakurasian 3 cluster yang digunakan pada penelitian ini digunakan rumus :

$$SI = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k SI_j$$

Detail perhitungan cluster 1 untuk pengelompokan tingkat serapan materi keakuratan pada penelitian yang dilakukan oleh penulis adalah sebagai berikut :

1. Menghitung nilai a :

$$a_i^j = \frac{1}{m_j - 1} \sum_{\substack{r=1 \\ r \neq i}}^{m_j} d(x_i^j, x_r^j) = \frac{1}{5 - 1} (d(x_2^2, x_5^2) + d(x_2^2, x_7^2) + d(x_2^2, x_9^2) + d(x_2^2, x_{10}^2))$$

$$= \frac{1}{4}(0.82238 + 1.14901 + 1.167126 + 1.21925) = 1.08944$$

2. Menghitung nilai b :

$$b_{1=\min}^1 \left\{ \frac{1}{1}(1.32659), \frac{1}{4}(1.2428 + 1.50193 + 1.2222 + 1.36913) \right\}$$

$$= \min(1.32659, 1.33401) = 1.32659$$

3. Menghitung SI Per Cluster :

$$SI_1 = \frac{1}{m_1} \sum_{i=1}^{m_1} SI_i^1 = \frac{1}{m_1} (SI_1^1 + SI_2^1 + SI_3^1 + SI_4^1 + SI_5^1)$$

$$= \frac{1}{5} (0.178766 + 0.138755 + 0.233611 + 0.3568701 + 0.357464)$$

$$SI \text{ Cluster 1} = 0.253093$$

$$SI_2 = \frac{1}{m_1} \sum_{i=1}^{m_1} SI_i^1 = \frac{1}{m_1} (SI_1^1)$$

$$= \frac{1}{1} (1)$$

$$SI \text{ Cluster 2} = 1$$

$$SI_3 = \frac{1}{m_1} \sum_{i=1}^{m_1} SI_i^1 = \frac{1}{m_1} (SI_1^1 + SI_2^1 + SI_3^1 + SI_4^1)$$

$$= \frac{1}{4} (0.307465 + 0.127118 + 0.187472 + 0.409774)$$

$$SI \text{ Cluster 3} = 0.257957$$

4. Menghitung SI Global :

$$SI_{Global} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k SI_j = \frac{1}{3} (SI_1 + SI_2 + SI_3)$$

$$= \frac{1}{3} (0.253093 + 1 + 0.257957) = 0.503683$$

Hasil perhitungan data yang ditampilkan dalam bentuk tabel dapat dilihat pada tabel 3.12 (a, b dan c) :

Tabel 3.12 (a) Hasil perhitungan cluster 1

data di cluster 1	data ke-i		
	jarak	9	10
	9	0	1.072026
	10	1.072026	0
	a	1.072026	1.072026
data di cluster 2	data ke-i		
	jarak	9	10
	2	1.167126	1.219253
	5	0.876329	1.323195
	6	1.660897	1.89599
	7	0.754579	1.184578
	rata-rata	1.114733	1.405754
data di cluster 3	jarak	9	10
	1	1.442565	1.94723
	3	2.020057	2.213572
	4	1.219403	1.501691
	8	1.335516	1.806426
	rata-rata	1.504385	1.86723
	b	1.114733	1.405754
	SI	0.038311	0.237401
	SI c1	0.137856	

Pada tabel 3.12 (a) merupakan hasil perhitungan data pada cluster 1 dibandingkan dengan data pada cluster 2 dan 3. Data pada cluster 1 (a_i) didapat dari perhitungan data dengan rumus Euclidean dengan data yang terpilih pada cluster 1 dengan jarak datanya. Nilai (b_i) didapat dari nilai terkecil dari rata-rata per cluster pembanding data pada jarak data di cluster 2 dan 3. Nilai SI didapat dari nilai b_i dikurangi nilai a_i kemudian dibagi dengan nilai tertinggi a_i dan b_i . sedangkan nilai SI c1 merupakan jumlah rata-rata SI pada cluster 1.

Tabel 3.12 (b) Hasil perhitungan cluster 2

data di cluster 2		data ke-i			
	jarak	2	5	6	7
	2	0	0.822384	1.326594	1.149014
	5	0.822384	0	1.229399	0.545001
	6	1.326594	1.229399	0	1.24331
	7	1.149014	0.545001	1.24331	0
	a	1.099331	0.865595	1.266434	0.979108
data di cluster 1		data ke-i			
	jarak	2	5	6	7
	9	1.167126	0.876329	1.660897	0.754579
	10	1.219253	1.323195	1.89599	1.184578
	rata-rata	1.19319	1.099762	1.778443	0.969578
data di cluster 3		data ke-i			
	jarak	2	5	6	7
	1	1.242798	0.913345	1.142659	1.131656
	3	1.501933	1.288385	1.342312	1.545177
	4	1.222199	0.974002	1.645706	1.023744
	8	1.369129	0.965838	1.354259	1.040058
	rata-rata	1.334014	1.035392	1.371234	1.185158
b	b	1.19319	1.035392	1.371234	0.969578
	SI	0.078662	0.163994	0.076427	-0.00973
	SI c2	0.077338			

Pada tabel 3.12 (b) merupakan hasil perhitungan data pada cluster 2 dibandingkan dengan data pada cluster 1 dan 3. Data pada cluster 2 (a_i) didapat dari perhitungan data dengan rumus Euclidean dengan data yang terpilih pada cluster 2 dengan jarak datanya. Nilai (b_i) didapat dari nilai terkecil dari rata-rata per cluster pembanding data pada jarak data di cluster 1 dan 3. Nilai SI didapat dari nilai b_i dikurangi nilai a_i kemudian dibagi dengan nilai tertinggi a_i dan b_i . Sedangkan nilai SI c2 merupakan jumlah rata-rata SI pada cluster 2.

Tabel 3.12 (c) Hasil perhitungan cluster 3

	jarak	data ke-i			
		1	3	4	8
data di cluster 3	1	0	0.953081	0.994938	0.425975
	3	0.953081	0	1.225804	1.149488
	4	0.994938	1.225804	0	0.822494
	8	0.425975	1.149488	0.822494	0
	a	0.791332	1.109458	1.014412	0.799319
	jarak	data ke-i			
		1	3	4	8
data di cluster 2	2	1.242798	1.501933	1.222199	1.369129
	5	0.913345	1.288385	0.974002	0.965838
	6	1.142659	1.342312	1.645706	1.354259
	7	1.131656	1.545177	1.023744	1.040058
	rata-rata	1.107614	1.419452	1.216412	1.182321
	jarak	data ke-i			
		1	3	4	8
data di cluster 1	9	1.442565	2.020057	1.219403	1.335516
	10	1.94723	2.213572	1.501691	1.806426
	rata-rata	1.694897	2.116814	1.360547	1.570971
	b	1.107614	1.419452	1.216412	1.182321
	SI	0.285553	0.21839	0.166062	0.32394
	SI c3	0.248486			

Pada tabel 3.12 (c) merupakan hasil perhitungan data pada cluster 3 dibandingkan dengan data pada cluster 1 dan 2. Data pada cluster 3 (a_i) didapat dari perhitungan data dengan rumus Euclidean dengan data yang terpilih pada cluster 3 dengan jarak datanya. Nilai (b_i) didapat dari nilai terkecil dari rata-rata per cluster pembanding data pada jarak data di cluster 1 dan 2. Nilai SI didapat dari nilai b_i dikurangi nilai a_i kemudian dibagi dengan nilai tertinggi a_i dan b_i . sedangkan nilai SI c3 merupakan jumlah rata-rata SI pada cluster 3.

Hasil silhouette index global yang diperoleh dari 3 cluster yang telah dihitung merupakan gabungan dari hasil pada cluster 1, cluster 2, cluster 3 yang telah di rata-rata. Nilai yang diperoleh yaitu 0.15456, nilai tersebut hasil perhitungan untuk tingkat keakurasian dengan jumlah 10 data yang digunakan.

Setelah dilakukan pengujian cluster menggunakan metode silhouette index hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai yang diperoleh lebih mendekati pada angka 1. Nilai silhouette yang mendekati angka 1 menandakan bahwa data tersebut semakin tepat berada dalam cluster tersebut. Selain dilakukan pengelompokan menggunakan silhouette index salah satu yang menjadi alasan kenapa memilih 3 cluster untuk pengelompokan tersebut yaitu karna ingin mengetahui potensi mahasiswa yang mempunyai kemampuan tinggi, sedang dan rendah dalam menangkap materi perkuliahan.

3.4.2 Skenario Pengujian Keakuratan Sistem

Skenario pengujian keakuratan sistem pengelompokan tingkat serapan materi kuliah pengenalan pola menggunakan metode *Self Organizing Map* pada penelitian yang dilakukan oleh penulis diharapkan dapat sesuai dengan keadaan sebenarnya atau sistem pengelompokan tingkat serapan materi kuliah pengenalan pola ini mempunyai tingkat keakurasian yang tinggi. Untuk mengetahui tingkat keakurasian sistem pengelompokan tingkat serapan materi kuliah ini penulis membandingkan hasil akhir dari pencarian kelompok mahasiswa yang mempunyai tingkat kemampuan tinggi rendah dan sedang setelah dihitung dengan menggunakan metode *Self Organizing Map* dibandingkan dengan metode *Fuzzy C-Means*.

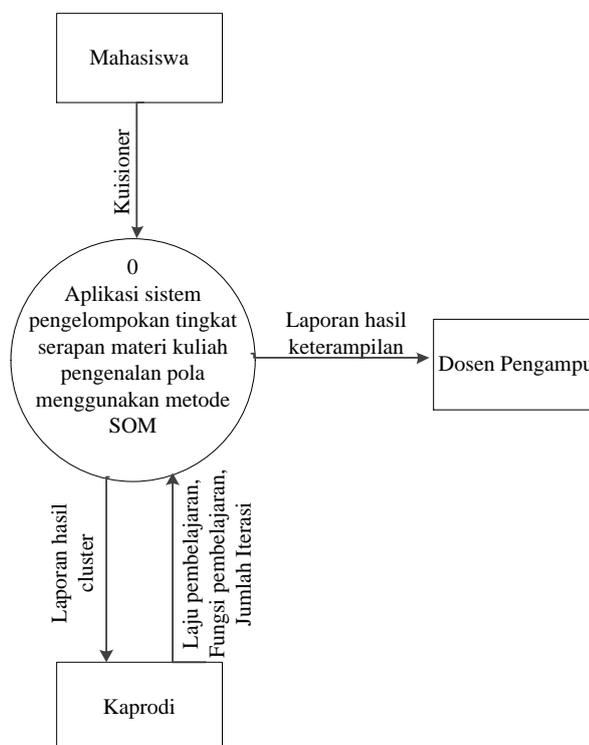
Dari beberapa penjelasan tentang skenario pengujian tersebut dapat dikatakan semakin tinggi tingkat kemiripan hasil pengelompokan tingkat serapan materi sistem. Maka semakin tinggi keakurasian sistem yang telah dibuat. Jadi semakin tinggi tingkat keakurasian sistem maka sistem tersebut dianggap bagus.

3.5 Perancangan Sistem

perancangan sistem merupakan tahapan setelah melakukan analisis dari pengembangan sistem, pendefinisian dari kebutuhan-kebutuhan fungsional dan persiapan untuk rancang bangun implementasi dan gambaran bagaimana suatu sistem dapat terbentuk.

3.5.1 Diagram Konteks

Diagram konteks merupakan diagram yang menjelaskan secara keseluruhan proses utama dalam sebuah sistem. Diagram tersebut menjelaskan apa yang dimasukkan dan yang diterima oleh pengguna sistem.

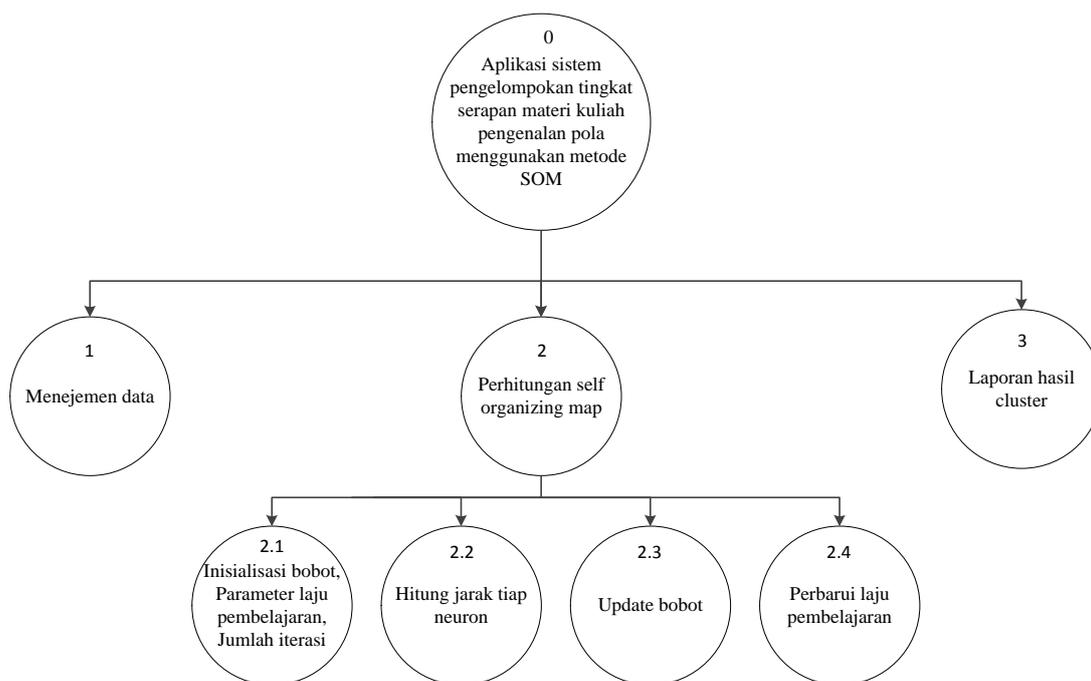


Gambar 3.3 Diagram Konteks

Dari gambar 3.2 terlihat bahwa pengambilan kuisisioner berasal dari mahasiswa, dosen pengampu hanya bisa melihat hasil laporan hasil keterampilan, sedangkan kaprodi bisa menentukan laju pembelajaran, fungsi pembelajaran dan jumlah iterasi kemudian mendapatkan laporan dari hasil cluster mahasiswa yang mengambil mata kuliah Pengenalan Pola di Jurusan Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik.

3.5.2 Diagram Hirarkhi Proses

Diagram hirarkhi proses merupakan diagram yang menjelaskan secara keseluruhan blok proses yang ada pada sistem. Gambar diagram hirarkhi proses dapat dilihat pada gambar 3.3 :



Gambar 3.4 Diagram Hirarkhi Proses

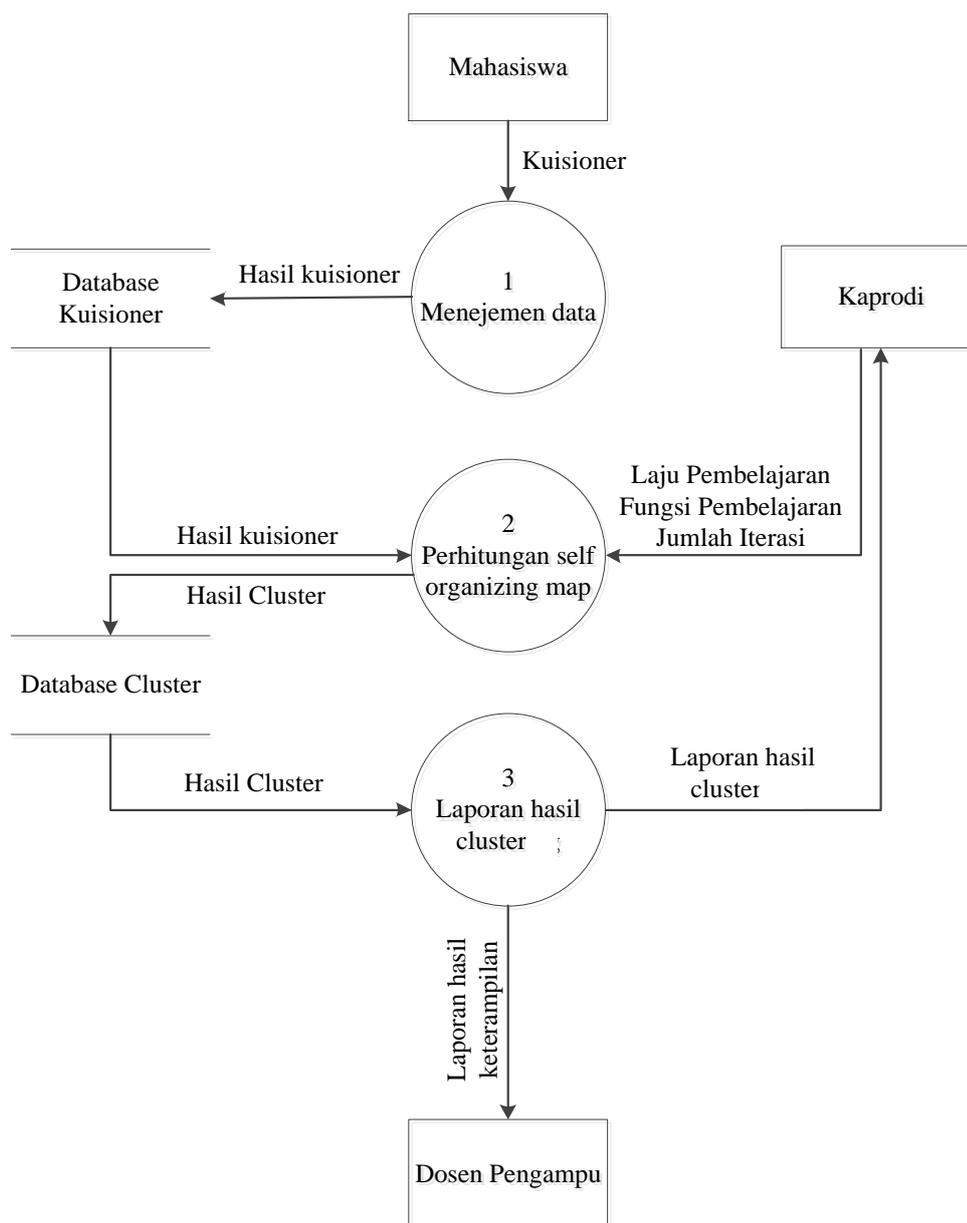
Dari gambar 3.3 dapat dilihat secara keseluruhan proses yang nantinya dilakukan pada sistem pengelompokan tingkat serapan materi perkuliahan pengenalan pola penjelasan dari gambar 3.2 :

1. Top level : aplikasi sistem pengelompokan tingkat serapan materi hasil serapan mata kuliah pengenalan pola menggunakan metode SOM.
2. Level 1 : Manajemen data, merupakan proses pengimputkan data kuisioner dan mengolah data sebelum data siap untuk di proses.
3. Level 2 : Perhitungan SOM, merupakan proses perhitungan menggunakan algoritma self organizing map.
4. Level 3 : Laporan hasil cluster merupakan proses pembuatan dari hasil cluster.

3.5.3 Data Flow Diagram (DFD)

Data *flow* diagram adalah alat pembuatan model yang memungkinkan pembuat atau pengembang sistem dapat memahami secara keseluruhan proses aliran data yang ada pada sebuah sistem.

3.5.3.1 DFD Level 1 Proses

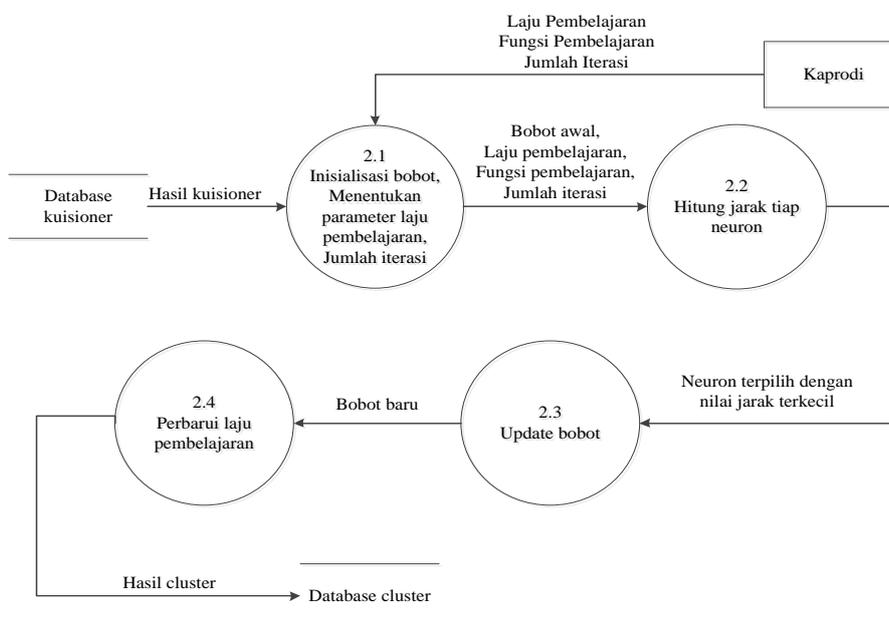


Gambar 3.5 Diagram DFD Level 1 Proses

Adapun rincian DFD level 1 seperti diperlihatkan Gambar 3.4 yaitu :

1. Proses 1 manajemen data yaitu proses mengolah data dari kuisisioner yang dibagikan pada mahasiswa.
2. Proses 2 perhitungan self organizing map yaitu proses perhitungan menggunakan metode *Self Organizing Map* sesuai algoritma.
3. Proses 3 laporan hasil cluster yaitu proses pembuatan laporan dari proses *clustering*. dosen pengampu memperoleh laporan hasil keterampilan mahasiswa sedangkan kaprodi memperoleh hasil *cluster*.

3.5.3.2 DFD Level 2 *Clustering*



Gambar 3.6 Diagram DFD Level 2 *clustering*

Adapun rincian DFD level 2 seperti diperlihatkan Gambar 3.5 yaitu :

1. Proses 2.1 inisialisasi bobot yang dipilih secara acak dari rentan data, menentukan parameter laju pembelajaran, menentukan jumlah iterasi.
2. Proses 2.2 menghitung jarak tiap neuron yaitu proses perhitungan dengan memilih jarak neuron terkecil.
3. Proses 2.3 *update* bobot yaitu memperbaiki bobot dari neuron terpilih dengan cara bobot lama ditambah laju pembelajaran dikali data dikurangi bobot lama untuk setiap data yang di hitung.

4. Proses 2.4 perbarui laju pembelajaran yaitu proses untuk mengitung bobot pada iterasi kedua caranya nilai laju pembelajaran dikali dengan fungsi pembelajaran. Proses *clustering* yang telah dilakukan nantinya disimpan dalam data base *clustering*.

Dalam melakukan proses clustering nilai laju pembelajaran dan fungsi pembelajaran tidak boleh lebih dari 1 karena nantinya akan berpengaruh pada jumlah iterasi yang diperoleh.

Dari hasil *cluster* yang disimpan pada data base *cluster* data tersebut nantinya dapat diakses oleh Kaprodi dan dosen pengampu dalam melakukan penilaian hasil serapan mata kuliah Pengenalan Pola di Universitas Muhammadiyah Gresik sebagai bahan pengelompokan tingkat serapan materi bagi dosen pengampu dan Kaprodi dalam meningkatkan kualitas dan mutu pendidikan yang diajarkan pada mahasiswa.

3.6 Struktur Tabel

Struktur tabel merupakan susunan tabel yang ada pada database yang tersimpan pada computer. Struktur tabel berfungsi sebagai penyusun tabel yang telah dibuat.

3.6.1 Tabel *User*

Tabel *user* ini dibuat untuk secara khusus agar bisa mengakses aplikasi ini, tabel *user* juga digunakan untuk memberikan hak akses dari pengguna sistem. Data dari *user* tersebut tersimpan dalam tabel *user*. Struktur dari tabel *user* dapat dilihat pada Tabel 3.10 :

Tabel 3.10 : User

No	Name_field	Type	Length	Key
1	User_id	Varchar	11	Primary key
2	name	Varchar	25	
3	password	Text		
4	type	Varchar		

3.6.2 Tabel Mahasiswa

Tabel mahasiswa berfungsi sebagai penyimpan nama mahasiswa, tempat dan tanggal lahir, asal sekolah, instansi sekolah, jurusan dan IPK yang nantinya diperlukan dalam proses *clustering* sebuah sistem pengelompokan tingkat serapan materi. Struktur dari tabel mahasiswa dapat dilihat pada Tabel 3.11 :

Tabel 3.11 : Mahasiswa

No	Name_field	Type	Length	Key
1	Id_mhs	Int	11	Primary key
2	Nama_mhs	Varchar	40	
3	Tmp_lahir	Varchar	25	
4	Tgl_lahir	Date	-	
5	Alamat_mhs	Varchar	25	
6	Instansi_sekolah	Varchar	10	
7	Sekolah_asal	Varchar	10	
8	jurusan	Varchar	12	
9	ipk	Double		

3.6.3 Tabel Laporan

Tabel laporan berfungsi sebagai penyimpan hasil proses *clustering* yang dilakukan oleh Kaprodi. Tabel laporan tersebut nantinya yang dapat diakses oleh dosen pengampu dalam mengetahui *cluster-cluster* mahasiswa yang mengambil mata kuliah Pengenalan Pola. Struktur dari tabel laporan dapat dilihat pada Tabel 3.12 :

Tabel 3.12 : Laporan

No	Name_field	Type	Length	Key
1	Id_proses	Int	11	Primary key
2	Id_mhs	Int	11	
3	No_neuron	Int	11	

3.6.4 Tabel Kuisisioner

Tabel kuisisioner berfungsi sebagai penyimpan hasil kuisisioner yang telah diisi mahasiswa dalam menjawab pertanyaan yang berhubungan dengan metode yang diajarkan pada perkuliahan pengenalan pola. Struktur dari tabel kuisisioner dapat dilihat pada Tabel 3.13 :

Tabel 3.13 : kuisisioner

No	Name_field	Type	Length	Key
1	Id_kuisisioner	Int	11	Primary key
2	Id_mhs	Int	11	
3	Lvq	Double		
4	Ksvnn	Double		
5	Annp	Double		
6	Ahc	Double		
7	Fcm	Double		
8	Kmd	Double		
9	Som	Double		

3.6.5 Tabel history

Tabel *history* berfungsi sebagai penyimpan tanggal dalam memproses *clustering*. Struktur dari tabel *history* dapat dilihat pada Tabel 4.2 :

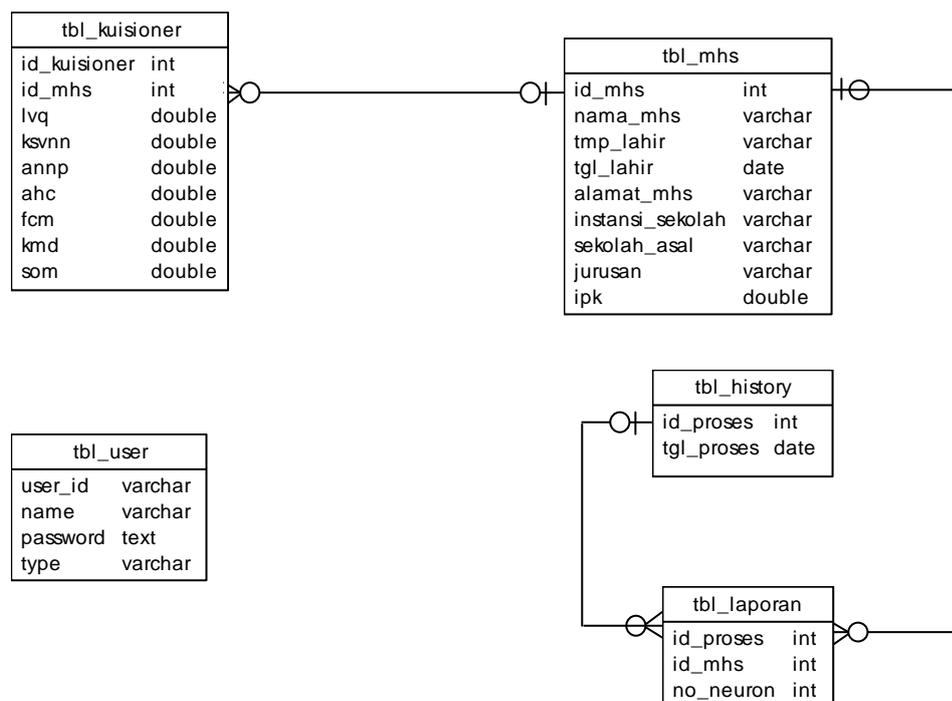
Tabel 4.2 : History

No	Name_field	Type	Length	Key
1	Id_proses	Int	11	Primary key
2	Tgl_proses	Date	-	

3.7 Physical Data Model (PDM)

Physical Data Model (PDM) merupakan konsep yang menerangkan detail dari rancangan basis. Data model ini menggunakan beberapa tabel untuk gambaran relasi yang berhubungan. Setiap tabel mempunyai sejumlah kolom di mana setiap kolom memiliki nama yang unik.

Berikut ini merupakan tampilan *Physical* data model yang ada pada sistem pengelompokan tingkat serapan materi yang telah penulis terapkan. Adapun gambar *Physical Data Model* tersebut dapat dilihat pada gambar 3.7 :



Gambar 3.7 : Physical Data Model

3.8 Kebutuhan Pembuatan Sistem

3.8.1 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Keras

Spesifikasi *hardware* (kebutuhan perangkat keras) pada *Personal Computer* (PC) yang digunakan untuk membangun aplikasi ini adalah sebagai berikut:

1. Prosesor: Pentium® Core™ i3 CPU M370 @ 2.40 GHz
2. Memory: 2048MB RAM
3. VGA: Intel® 4 Series Express Chipset Family (DX11)
4. Harddisk: 500 GB SATA
5. Display: 14" HD (LED)
6. Printer

3.8.2 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak

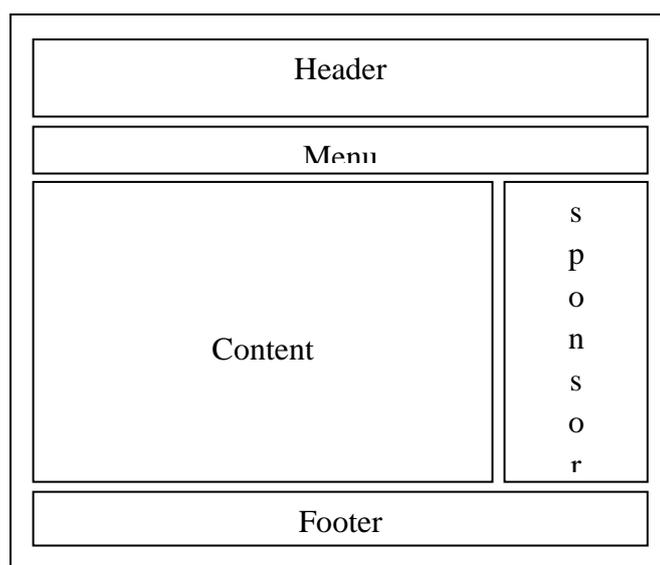
Sedangkan untuk *spesifikasi software* (kebutuhan perangkat lunak) untuk merancang aplikasi ini adalah sebagai berikut:

1. Mozilla Firefox 21
2. Macromedia Dreamweaver CS5
3. SQLyog Enterprise
4. Xampp versi 1.7.3
5. Sistem Operasi Windows 7 Ultimate 32 bit

3.9 Desain Interface

Interface adalah bagian sistem yang menghubungkan Antar *User* (Mahasiswa, Dosen pengampu dan Kaprodi) terhadap sistem untuk melakukan proses *input quisioner, clustering* dan pelaporan. Pada proses *Clustering* dengan menggunakan *Self Organizing Map* (SOM) untuk didapatkan informasi baru dari dataset yang diambil dari data keterangan pengenalan pola. Sistem pengelompokan tingkat serapan materi berbasis web dengan *source code* yang digunakan adalah PHP.

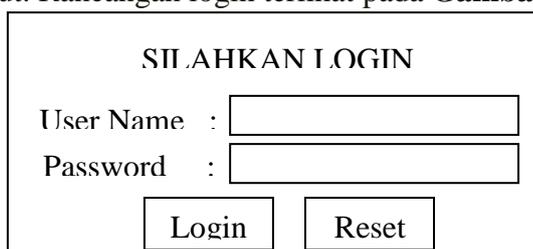
Dalam penelitian ini akan menggunakan *lay out desain* seperti gambar 3.8 :



Gambar 3.8. *Lay Out Desain* Sistem Pengelompokan Menggunakan Metode SOM

3.9.1 Form Login

Form login adalah halaman awal sebelum *user* dapat menggunakan aplikasi. Sebelum *user* masuk ke halaman utama harus terlebih dahulu mengisi *username* dan *password*. Pengisian *username* dan *password* harus benar-benar sesuai dengan akun yang dimiliki oleh *user* tersebut, dan pemberian form login ini bertujuan memberi hak akses untuk membedakan peran serta fungsi yang dimiliki user tersebut. Rancangan login terlihat pada **Gambar 3.9**.



SILAHKAN LOGIN

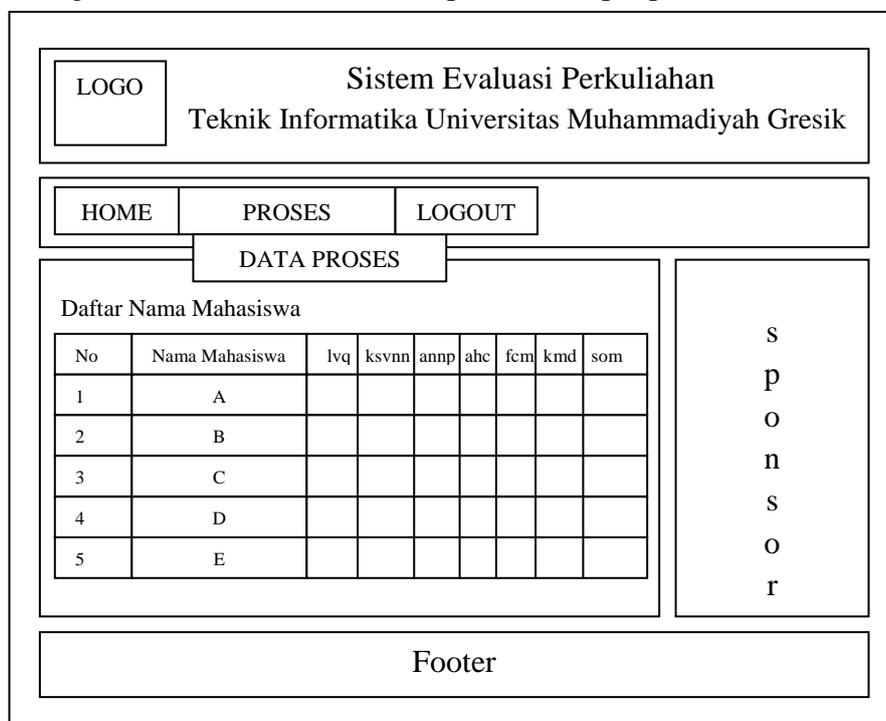
User Name :

Password :

Gambar 3.9. Rancangan Halaman Login

3.9.2 Halaman Data Proses

Pada halaman data proses merupakan tampilan data setelah dilakukan proses pre processing di database. Sebelumnya data tersebut berupa angka 0 dan 1. Rancangan antarmuka halaman data proses terdapat pada **Gambar 3.10**.



LOGO
Sistem Evaluasi Perkuliahan
Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik

DATA PROSES

Daftar Nama Mahasiswa

No	Nama Mahasiswa	lvq	ksvn	annp	ahc	fcm	kmd	som
1	A							
2	B							
3	C							
4	D							
5	E							

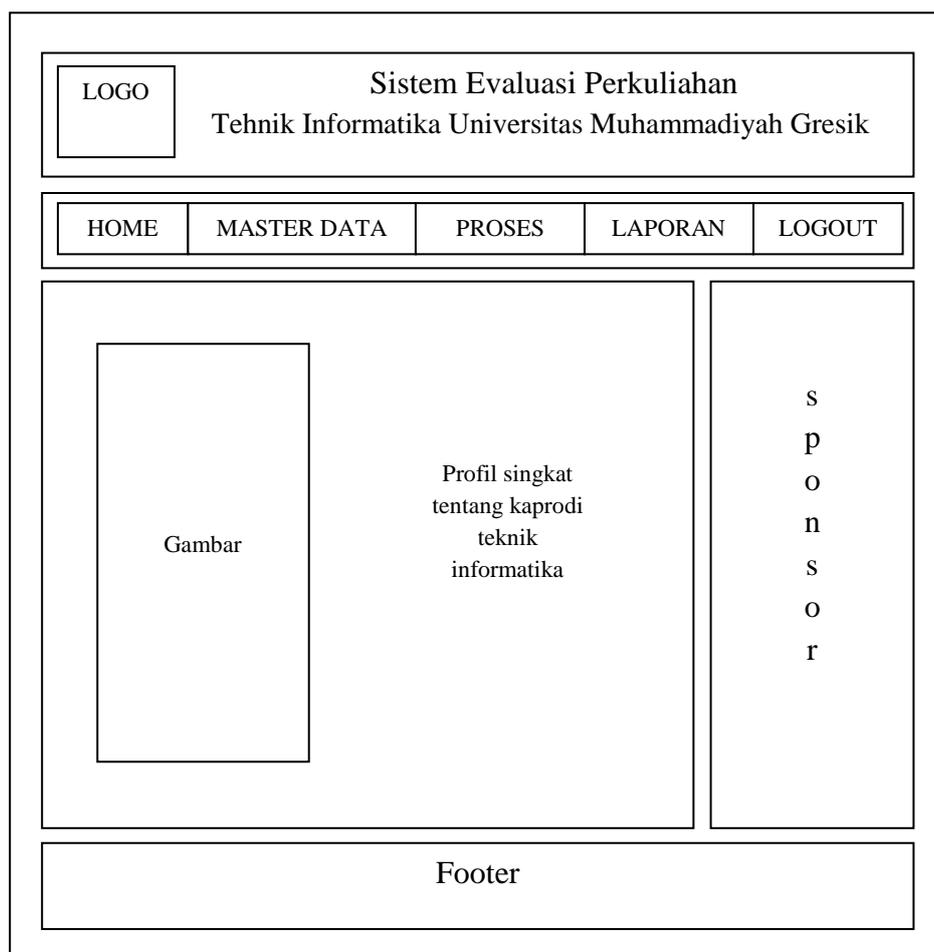
S
P
O
N
S
O
R

Footer

Gambar 3.10 Rancangan Halaman Data Proses

3.9.3 Halaman *Home*

Pada halaman ini akan ditampilkan halaman beranda aplikasi yang terdapat gambaran singkat tentang profil, visi dan misi dari prodi teknik informatika Univesitas Muhammadiyah Gresik. Rancangan antarmuka halaman *home* terdapat pada **Gambar 3.11**.



Gambar 3.11 Rancangan Halaman Home

Halaman *home* merupakan halaman awal setelah *user* melakukan login. Karena ada hak akses yang membedakan antar *user*, pada awal nanti munculnya menu akan berbeda. Jika *user* login sebagai mahasiswa maka yang muncul hanya *home*, *master data* dan *logout*. Jika login sebagai dosen menu yang muncul hanya *home*, *laporan* dan *logout*, jika login sebagai Kaprodi yang muncul *home*, *master data*, *proses*, *laporan* dan *logout*. Semuanya memiliki peranan dan fungsi masing-masing.

3.9.4 Halaman Mahasiswa

Pada halaman mahasiswa terdapat form pengisian data pada menu *master data* dan sub menu *input quisioner*. Disitu terdapat form pengisian nama, alamat, tempat dan tanggal lahir, IPK, asal sekolah, status sekolah dan jurusan yang merupakan data identitas mahasiswa. Data quisioner tentang metode-metode yang diajarkan pada perkuliahan pengenalan pola seperti : *Self-Organizing Map, Fuzzy C-Means, K-Modes, Agglomerative Hierarchical Clustering, ANN Perceptron, Learning Vector Quantization, K-Support Vector Nearest Neighbor* dengan rancangan antarmuka halaman mahasiswa terdapat pada **Gambar 3.12**

LOGO	Sistem Evaluasi Perkuliahan Tehnik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik	
HOME	MASTER DATA	LOGOUT
INPUT QUISIONER		
Nama :	<input type="text"/>	Status sekolah : <input type="radio"/> Negri <input type="radio"/> Swasta
Tempat :	<input type="text"/>	Asal sekolah : <input type="radio"/> SMA <input type="radio"/> SMK <input type="radio"/> MA
Tanggal Lahir :	<input type="text"/>	Jurusan : <input type="text"/>
Metode-metode pada perkuliahan pengenalan pola		
Kompetensi Umum :		
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 1
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 2
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 3
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 4
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 5
Kompetensi Khusus :		
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 1
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 2
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 3
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 4
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 5
<input type="radio"/> Ya	<input type="radio"/> Tidsk	Pertanyaan 6
<input type="button" value="SUBMIT"/>		
<div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> S p o n s o r </div>		
Footer		

Gambar 3.12 Rancangan Halaman Mahasiswa

3.9.5 Halaman Metode SOM

Pada halaman metode SOM akan ditampilkan seluruh data yang akan dilakukan proses *clustering*, selanjutnya kaprodi bisa melakukan proses input laju pembelajaran, fungsi pembelajaran dan jumlah iterasi sesuai algoritma yang digunakan. Tombol proses berfungsi untuk memproses pengclustering yang nantinya tersimpan pada data base. Rancangan antarmuka halaman metode SOM terdapat pada **Gambar 3.13**.

LOGO

Sistem Evaluasi Perkuliahan
Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik

HOME
PROSES
LOGOUT

METODE SOM

Daftar Nama Mahasiswa

No	Nama Mahasiswa	lvq	ksvnn	annp	ahc	fcm	kmd	som
1	A							
2	B							
3	C							
4	D							
5	E							

Fungsi Pembelajaran :

Laju Pembelajaran :

Jumlah Iterasi :

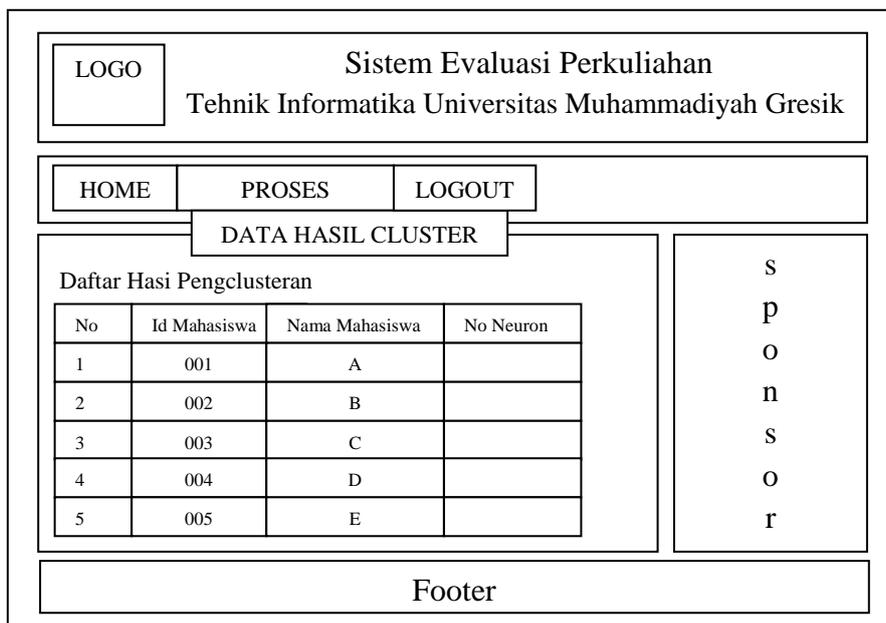
S
P
O
N
S
O
R

Footer

Gambar 3.13 Rancangan Halaman Metode SOM

3.9.6 Halaman Data Hasil *Cluster*

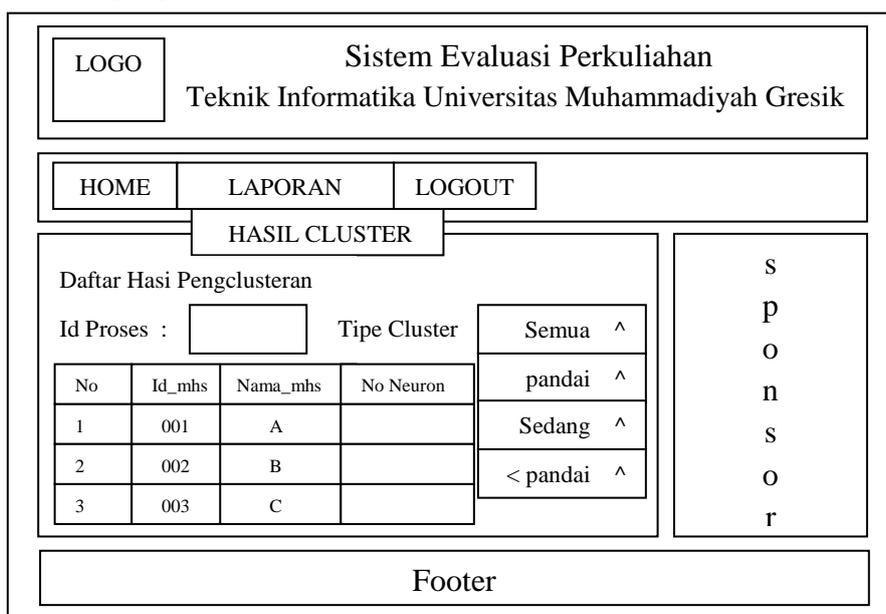
Pada halaman data hasil *cluster* akan ditampilkan data hasil pengclustering yang telah tersimpan pada data base. Data tersebut nantinya bisa diakses oleh Kaprodi dan dosen pengampu sebagai bahan pertimbangan oleh dosen dan Kaprodi. Sistem pengelompokan tingkat serapan materi ini hanya sebagai bahan perbandingan bukan sistem pendukung keputusan. Rancangan antarmuka halaman data hasil *cluster* terdapat pada **Gambar 3.14**.



Gambar 3.14 Rancangan Halaman Data Hasil *Cluster*

3.9.7 Halaman Laporan

Halaman laporan digunakan untuk menampilkan data hasil *cluster* yang nantinya dapat diakses oleh dosen pengampu dan Kaprodi. Dalam laporan ini data dikelompokkan berdasarkan semua *cluster* mahasiswa dan data *cluster* kelompok-kelompok mahasiswa tertentu. Rancangan antarmuka halaman laporan terdapat pada **Gambar 3.15**.



Gambar 3.15 : Rancangan Halaman Laporan