



**UNIVERSITAS INDONESIA**

***LEARNING VECTOR QUANTIZATION***  
**DENGAN LOGIKA FUZZY UNTUK PENGENALAN WAJAH**  
**BERSPEKTRUM CAHAYA TAMPAK DENGAN VARIASI**  
**CAHAYA**

**SKRIPSI**

**Novia R Putri**  
**0806455370**

**FAKULTAS TEKNIK**  
**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO**  
**DEPOK,**  
**JUNI 2012**



**UNIVERSITAS INDONESIA**

***LEARNING VECTOR QUANTIZATION DENGAN LOGIKA  
FUZZY  
UNTUK PENGENALAN WAJAH BERSPEKTRUM CAHAYA  
TAMPAK DENGAN VARIASI CAHAYA***

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik**

**Novia R Putri**

**0806455370**

**FAKULTAS TEKNIK  
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO  
DEPOK,  
JUNI 2012**

## HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,  
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk  
telah saya nyatakan dengan benar, di bawah bimbingan  
Prof.Dr.Eng.Drs.Benyamin Kusumoputro,M.Eng.**

Nama : Novia Resmita Putri  
NPM : 0806455370  
Tanda Tangan :   
Tanggal : 13 Juni 2012

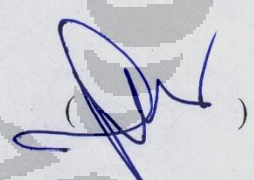
## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :

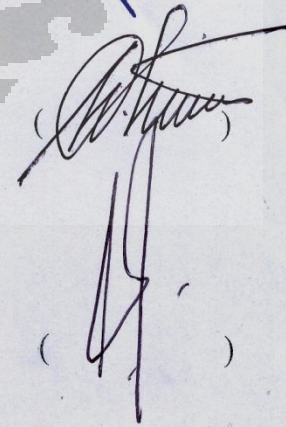
Nama : Novia Resmita Putri  
NPM : 0806455370  
Program Studi : Teknik Elektro  
Judul Skripsi : *Learning Vector Quantization* dengan Logika Fuzzy untuk Pengenalan Wajah Berspektrum Cahaya Tampak dengan Variasi Cahaya.

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia.

### DEWAN PENGUJI

Pembimbing :  
Prof. Dr.Eng. Drs. Benyamin Kusumoputro M.Eng. (  )

Penguji 1 :  
Ir. Wahidin Wahab M.Sc,Ph.D

Penguji 2 :  
Ir. Aries Subiantoro M.SEE (  )

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : Juni 2012

## UCAPAN TERIMAKASIH

Puji dan syukur ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat rahmat dan karunia-Nya lah penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Skripsi ini ditulis sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan skripsi, sangatlah sulit bagi penulis untuk dapat menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

- 1) Prof. Dr.Eng. Drs. Benyamin Kusumoputro M.Eng., selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan skripsi ini;
- 2) Orang tua dan keluarga penulis yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral;
- 3) Muhammad Azzumar yang selalu dengan senang hati membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi;
- 4) Musnida Ulya, Renaldi Krissalam dan Rosandi Prarizki selaku teman bimbingan;
- 5) April, Beng, Fidel, Galih, Hana, Heru, Ikhsan, dan Wega yang telah membantu penulis sebagai responden pada penelitian.
- 6) Teman-teman penulis yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah membantu penulis, baik secara aktif ataupun pasif, dalam menyelesaikan skripsi ini.

Akhir kata, penulis berharap Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Semoga skripsi ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu.

Depok, Juni 2012

Penulis

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI  
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Novia Resmita Putri  
NPM : 0806455370  
Program Studi : Teknik Elektro  
Departemen : Teknik Elektro  
Fakultas : Teknik  
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas skripsi saya yang berjudul:

***LEARNING VECTOR QUANTIZATION* DENGAN LOGIKA FUZZY  
UNTUK PENGENALAN WAJAH BERSPEKTRUM CAHAYA TAMPAK  
DENGAN VARIASI CAHAYA**

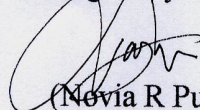
beserta perangkat yang ada. Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada tanggal : Juni 2012

Yang menyatakan

  
(Novia R Putri)

## ABSTRAK

*Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan salah satu metode yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan atau *Artificial Neural Network*. Namun untuk data yang bervariasi, performa LVQ mengalami penurunan, hal ini terlihat dari tingkat rekognisi yang diperoleh. Oleh karena itu dikembangkan metode logika Fuzzy yang diperkirakan mampu menaikkan kembali tingkat rekognisi dan performa dari LVQ . Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa dengan logika Fuzzy tingkat rekognisi naik hingga 40 %.

Kata Kunci : *Learning Vector Quantization* ; *Fuzzy Logic* ; *Face Recognition*



## ABSTRACT

*Learning Vector Quantization (LVQ)* is one of the method that used in *Artificial Neural Network*,but result shows that any data variations have decreasing the recognition rate. Fuzzy Logic developed to increasing and reinstate the recognition rate of LVQ. With Fuzzy logic, the result shows that recognition rate achieve 40% of increasing.

Key words : *Learning Vector Quantization ; Fuzzy Logic ; Face Recognition*





## DAFTAR ISI

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS ..	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PENGESAHAN .....	Error! Bookmark not defined.
UCAPAN TERIMAKASIH .....	v
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS .....	Error! Bookmark not defined.
ABSTRAK .....	vi
ABSTRACT .....	viii
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xiii
<b>BAB 1 PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Perumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah.....	2
1.4. Tujuan Penelitian.....	2
1.5. Manfaat Penulisan .....	3
1.6. Sistematika Penulisan .....	3
<b>BAB 2 ANALISA DATA CRISP MENGGUNAKAN METODE <i>LEARNING</i> <i>VECTOR QUANTIZATION</i>.....</b>	<b>5</b>
2.1 Jaringan Syaraf Tiruan.....	5
2.1.1 Pengertian Jaringan Syaraf Tiruan.....	5
2.2. <i>Principal Component Analysis</i> .....	9
2.3 Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi.....	11
2.2.1 Transformasi Logaritma Citra.....	12
2.2.2 <i>Discrete Cosine Transform (DCT)</i> .....	12
2.2.3 Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Citra dalam Ruang DCT Logaritma .....	13
2.3 <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> .....	14
2.4 Perangkat Pendukung Penelitian .....	18

2.5	Tujuan Percobaan .....	20
2.6	Proses Data.....	20
2.7	Hasil dan Analisa.....	29
<b>BAB 3FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION UNTUK</b>		
<b>PENGENALAN CITRA WAJAH DENGAN VARIASI CAHAYA DAN</b>		
<b>SUDUT .....</b>		
3.1	Logika Fuzzy .....	52
3.2	Tujuan Percobaan .....	56
3.3	Proses Percobaan .....	56
1.	Transformasi Logaritma Citra.....	61
2.	<i>Discrete Cosine Transform</i> (DCT).....	61
3.	Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Citra dalam Ruang DCT Logaritma .....	62
3.4	Hasil dan Analisa.....	65
<b>BAB 4ANALISA PERBANDINGAN HASIL PERCOBAAN DATA CRISP</b>		
<b>DAN DATA HASIL FUZZYFIKASI TERHADAP VARIASI CAHAYA ....</b>		
4.1	Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Sudut .....	85
4.2	Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Orang.....	86
4.3	Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Sinar .....	87
<b>BAB 5KESIMPULAN .....</b>		
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>		
<b>LAMPIRAN .....</b>		

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur Dasar JST dan Struktur Sederhana Sebuah Neuron.....	5
Gambar 2. 2 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan .....	7
Gambar 2. 3 Arsitektur Jaringan LVQ.....	16
Gambar 2. 4 Kamera Infra Merah.....	18
Gambar 2. 5 2 Buah Lampu Pijar 100 Watt, 2 Buah Dimmer 500 Watt,.....	19
Gambar 2. 6 Bagan Metodologi Penelitian .....	21
Gambar 2. 7 Skema Pengelompokkan Set Data 1 .....	22
Gambar 2. 8 Skema Pengelompokkan Set Data 2.....	23
Gambar 2. 9 Skema Pengelompokkan Set Data 3 .....	23
Gambar 2. 10 Skema Proses LVQ Data Original.....	24
Gambar 2. 11 Skema Proses LVQ Data Normalisasi .....	24
Gambar 2. 12 Skema Proses Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi .....	25
Gambar 2. 13 Contoh Hasil Pemotongan Pixel menjadi berukuran 40x40. ....	26
Gambar 2. 14 Data Citra Wajah Dalam Formaat RGB (baris pertama) .....	26
Gambar 2. 15 RR Data Original Kelompok Sudut dengan LVQ.....	30
Gambar 2. 16 Grafik RR Set Data 1 Kelompok sudut.....	32
Gambar 2. 17 Grafik RR Set Data 1 – 18 Kelompok Sudut untuk Logmiu 100 dan 110.....	38
Gambar 2. 18 Grafik RR Data Original kelompok Orang .....	40
Gambar 2. 19 Grafik RR Set Data 1 Kelompok Orang .....	41
Gambar 2. 20 Grafik RR Set Data 1-10 Untuk Kelompok Orang dengan LVQ... ..	45
Gambar 2. 21 Grafik RR Data Original Kelompok Sinar.....	46
Gambar 2. 22 Grafik RR Set Data 1 Kelompok Sinar Keseluruhan Logmiu .....	47
Gambar 2. 23 RR Set Data 1-6 untuk Pengelompokkan Sinar .....	50
Gambar 3. 1 Segitiga Fuzzy .....	53
Gambar 3. 2 Bagan Metodologi Penelitian Fuzzy LVQ Standar .....	57
Gambar 3. 3 Skema Proses Fuzzy LVQ Data Original .....	58
Gambar 3. 4 Skema Proses Fuzzy LVQ Data Normalisasi.....	59
Gambar 3. 5 Skema Proses Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi .....	59

Gambar 3. 6 Grafik RR Data Original Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ.....	66
Gambar 3. 7 Grafik RR Keseluruhan Set Data 1 Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ .....	67
Gambar 3. 8 Grafik RR Set Data 1-18 untuk Pengelompokkan Sudut.....	73
Gambar 3. 9 Grafik RR Data Original Kelompok Oran .....	74
Gambar 3. 10 Grafik RR keseluruhan Set Dat 1 Kelompok Orang.....	76
Gambar 3. 11 Grafik RR Set Data 1 – 10 untuk Pengelompokkan Orang/Kelas..	79
Gambar 3. 12 Grafik Data Original Kelompok Sinar .....	80
Gambar 3. 13 Grafik RR Set Data 1 Kelompok Sinar .....	82
Gambar 4. 1 Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sudut.....	86
Gambar 4. 2 Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk kelompok Orang .....	87
Gambar 4. 3 Grafik Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sinar..	88



## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Fungsi aktivasi .....	9
Tabel 2. 2 Spesifikasi Kamera Infra Merah .....	18
Tabel 2. 3 Hasil Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi .....	28
Tabel 2. 4 RR Data Normalisasi Set Data 1 Kelompok Sudut dengan LVQ.....	31
Tabel 2. 5 RR1 – RR9 Set Data 1 Kelompok Orang .....	40
Tabel 2. 6 RR10 – RR 18 Set Data 1 kelompok Orang .....	41
Tabel 2. 7 RR Set Data 1 kelompok Sinar .....	47
Tabel 3. 1 Contoh Hasil Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi.....	63
Tabel 3. 2 Contoh hasil Fuzzyfikasi .....	64
Tabel 3. 3 RR Set Data 1 Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ .....	66
Tabel 3. 4 RR1 – RR9 Set Data 1 kelompok Orang .....	75
Tabel 3. 5 RR10-RR18 Set Data 1 Kelompok Orng.....	75
Tabel 3. 6 RR Set Data 1 Kelompok Sinar .....	81
Tabel 4. 1 Perbandingan RR LVQ dan Fuzzy LVQ untuk kelompok Sudut.....	85
Tabel 4. 2 Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sinar .....	87

## **BAB 1**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1. Latar Belakang**

Pada proses pengenalan wajah atau *Face Recognition* diperlukan metode yang sesuai untuk mendapatkan hasil pengenalan wajah atau *Recognition Rate* yang terbaik. Hal ini disebabkan semakin berkembangnya aplikasi- aplikasi yang menggunakan pengenalan wajah berbasis jaringan syaraf tiruan atau *Artificial Neural Network* (ANN) dalam kehidupan sehari-hari, seperti : kamera CCTV, sistem login,dll.

Proses pengenalan wajah telah diujicobakan dengan berbagai macam metode antara lain metode *Backpropagation*, *Self organizing Map*, dan *Learning Vector Quantization*. Ketiga metode tersebut memiliki performa yang cukup baik untuk data citra wajah frontal biasa, hal ini dapat dilihat dari hasil tingkat rekognisi yang dihasilkan. Namun dalam kenyataannya data yang digunakan tidaklah selamanya data citra wajah frontal biasa, data dapat berupa citra wajah dengan intensitas cahaya yang berubah-ubah, citra wajah dengan ekspresi yang berubah-ubah, dan juga citra wajah dengan berbagai sudut pengambilan yang berbeda-beda.

Data yang berbeda-beda dapat menyebabkan tingkat rekognisi yang berbeda pula, sehingga perlu dikembangkan suatu metode yang dapat menghasilkan tingkat rekognisi yang baik untuk data citra wajah dalam berbagai kondisi.

Oleh karena itu pada penelitian kali ini akan diajukan suatu metode logika fuzzy yang digunakan untuk melakukan pengenalan data berupa citra wajah dengan ekspresi, sudut pengambilan , dan intensitas cahaya yang berubah-ubah. Metode ini kemudian akan diujikan dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* untuk melihat tingkat rekognisi yang diperoleh.

## 1.2 Perumusan Masalah

Masalah yang akan dibahas pada laporan skripsi ini adalah menurunnya tingkat rekognisi pada proses pengenalan wajah seiring dengan bertambahnya variasi cahaya, oleh karena itu dikembangkanlah logika fuzzy sebagai salah satu metode untuk menaikkan kembali tingkat rekognisi pada citra dengan variasi cahaya.

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian metode ini adalah:

1. Data yang digunakan merupakan citra wajah yang diambil dari berbagai sudut dengan ekspresi yang berbeda-beda.
2. Data yang digunakan merupakan citra wajah yang diambil dengan 2 buah kamera kiri dan kanan, dengan intensitas cahaya yang berubah-ubah.
3. Data yang digunakan berupa 60 citra wajah dengan intensitas cahaya yang berbeda.
4. Data yang digunakan untuk pengujian terdiri dari dua jenis data, yaitu data original dan data hasil normalisasi dan kompensasi iluminasi.
5. Identitas wajah yang akan dipelajari adalah sejumlah  $n$  kelas untuk masing-masing pengelompokkan.
6. Metode yang akan digunakan dalam pemrosesan data adalah normalisasi dan kompensasi iluminasi, serta fuzzyfikasi.
7. Metode yang akan digunakan untuk melihat hasil tingkat rekognisi data adalah LVQ.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menaikkan kembali tingkat rekognisi suatu data dengan variasi cahaya dengan menggunakan metode *Fuzzy Logic* yang diperkirakan dapat digunakan untuk mengembangkan metode pengenalan data, yang dalam penelitian kali ini menggunakan metode LVQ.

## 1.5 Manfaat Penulisan

Sesuai dengan tujuan penelitian, manfaat utama yang diharapkan dari hasil penelitian adalah :

1. Sistem pengenalan wajah yang lebih handal dan tahan terhadap perubahan intensitas cahaya
2. Sistem pengenalan wajah yang dapat diterapkan secara umum pada kamera dalam spektrum gabungan cahaya tampak dan infra merah tanpa mengetahui kondisi cahaya yang lebih dominan.
3. Penggunaan logika fuzzy yang dapat meningkatkan hasil tingkat rekognisi untuk data dengan parameter yang berubah-ubah.
4. Dapat digunakan sebagai referensi untuk aplikasi- aplikasi pengenalan wajah.

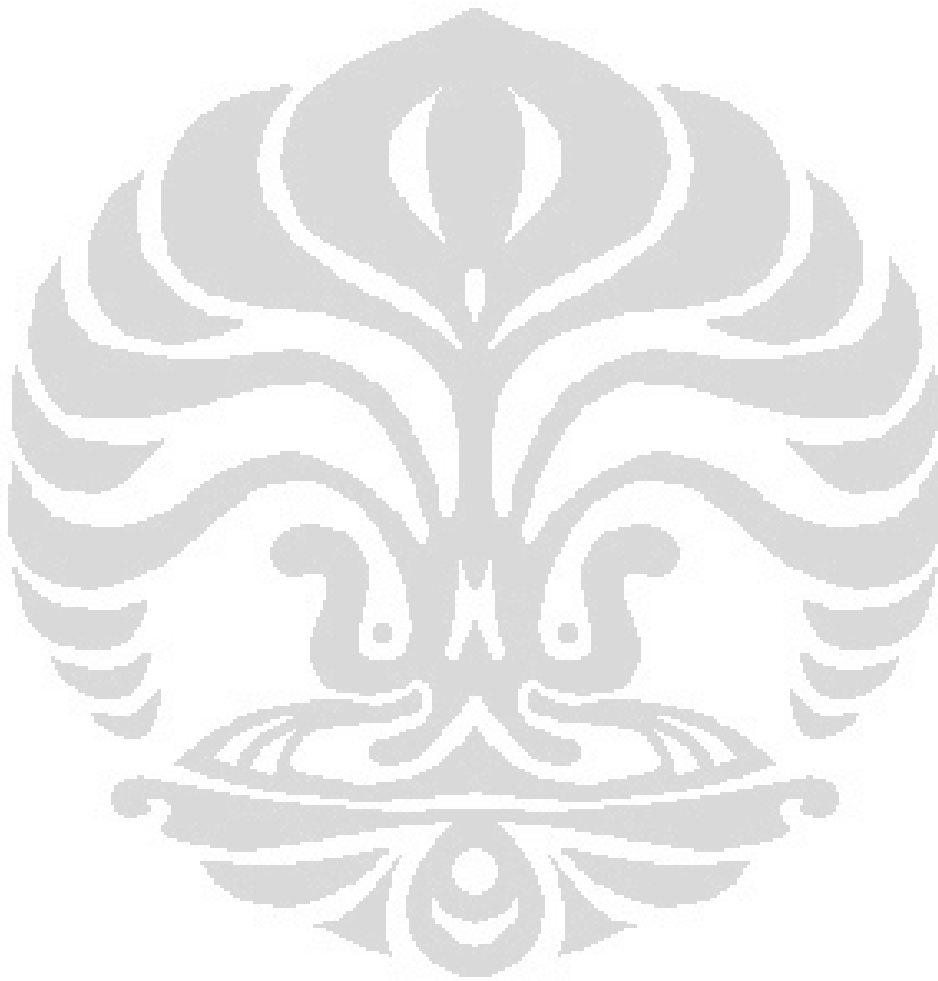
## 1.6 Sistematika Penulisan

Laporan ini terdiri dari 5 bab, yaitu:

1. BAB 1 PENDAHULUAN, bab ini berisi tentang latar belakang penelitian, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan laporan.
2. BAB 2 ANALISA DATA CRISP *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*, bab ini berisi tentang dasar teori *Learning Vector Quantization* lengkap dengan algoritmanya. Selain itu juga akan dibahas tentang normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan *Discrete Cosine Transform*, hasil dan analisa percobaan.
3. BAB 3 ANALISA DATA FUZZY MENGGUNAKAN METODE *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*, bab ini berisi tentang percobaan dengan metode LVQ menggunakan data original dan normalisasi hasil dari proses fuzzyfikasi. Selain itu juga akan dibahas tentang peralatan pendukung, proses percobaan,serta hasil dan analisa dari percobaan tersebut.



4. BAB 4 ANALISA PERBANDINGAN HASIL PERCOBAAN DATA CRISP DAN DATA FUZZY, bab ini berisi tentang perbandingan hasil percobaan dengan metode fuzzy maupun non- fuzzy LVQ menggunakan data original dan normalisasi
5. BAB 5 KESIMPULAN, bab ini berisi tentang kesimpulan dari hasil dan analisa pengujian-pengujian yang telah dilakukan.



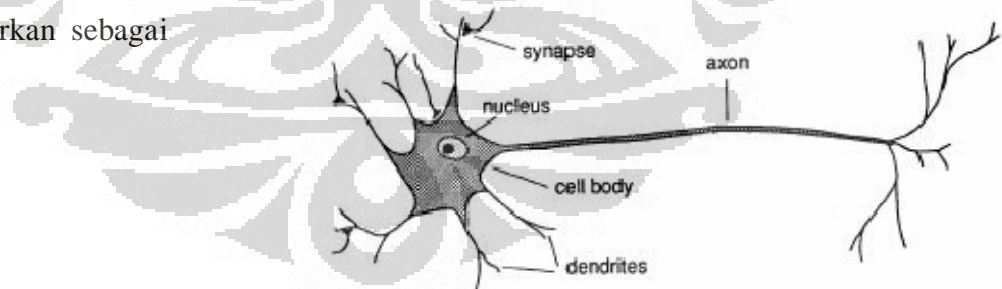
**BAB 2**  
**ANALISA DATA CRISP MENGGUNAKAN METODE *LEARNING***  
***VECTOR QUANTIZATION***

Pada bab ini dipaparkan teori mengenai jaringan syaraf tiruan dan salah satu metodenya yaitu *Leaning Vector Quantization* (LVQ) . Di akhir bab akan dilakukan pengujian klasifikasi data citra wajah dengan metode LVQ tersebut terhadap dua jenis data yaitu data original dan data hasil dari proses normalisasi dan kompensasi iluminasi, serta akan dilakukan perbandingan hasil tingkat rekognisi dari kedua data tersebut.

**2.1 Jaringan Syaraf Tiruan**

**2.1.1 Pengertian Jaringan Syaraf Tiruan**

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah suatu metode komputasi yang meniru sistem jaringan syaraf biologis. Pembuatan struktur jaringannya diilhami oleh jaringan biologis terutama jaringan otak manusia. Neuron merupakan satuan unit pemroses terkecil pada otak, bentuk sederhana buah neuron yang oleh para ahli dianggap satuan unit pemroses tersebut digambarkan sebagai berikut :



**Gambar 2. 1** Struktur Dasar JST dan Struktur Sederhana Sebuah Neuron

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) layaknya otak manusia dapat belajar melalui contoh karena memiliki karakteristik yang adaptif, belajar dari data-data sebelumnya dan mengenal pola data yang berubah-ubah. Jaringan Syaraf Tiruan menyerupai otak manusia dalam dua hal , yaitu :

1. Pengetahuan diperoleh melalui proses belajar
2. Kekuatan jaringan antar sel syaraf (neuron) yang biasa disebut bobot-bobot sinaptik sebagai tempat menyimpan pengetahuan

### 2.1.3 Karakteristik Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan menyelesaikan masalah melalui proses belajar dari contoh-contoh pelatihan yang diberikan. Proses belajar jaringan syaraf tiruan berasal dari beberapa contoh pola yang diberikan. Metode pelatihan yang sering dipakai adalah metode belajar terbimbing (supervised). Selama proses belajar itu pola masukan (input) diberikan bersama-sama dengan pola keluaran (target) yang diinginkan. Jaringan akan menyesuaikan nilai bobotnya sebagai tanggapan atas input dan target tersebut.

Pada dasarnya karakteristik JST ditentukan oleh :

- a. Pola hubungan antar neuron (arsitektur jaringan)

Pada Jaringan Syaraf Tiruan (JST) setiap informasi yang masuk akan melalui neuron-neuron. Dimana neuron-neuron tersebut terkumpul dalam lapisan yang disebut *neuron layers*. Lapisan-lapisan tersebut terbagi menjadi tiga bagian ,yaitu :

1. Lapisan masukan (*input layer*)

Lapisan ini bertugas menerima inputan dan meneruskannya ke *hidden layer* untuk kemudian dilakukan komputasi dan fungsi aktivasi.

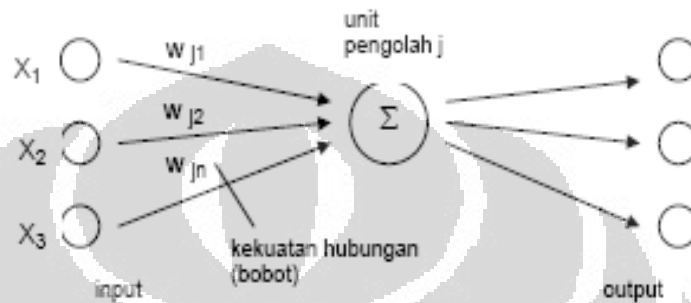
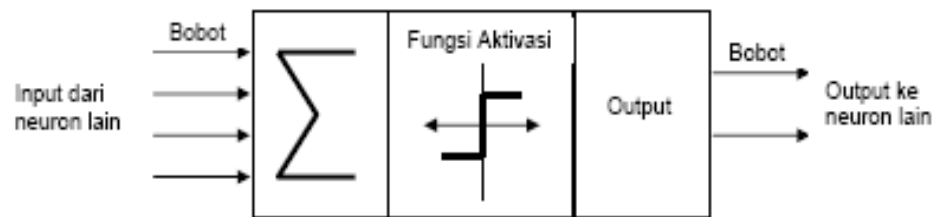
2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

Pada lapisan ini akan dilakukan komputasi beserta fungsi aktivasi, dari lapisan ini akan diperoleh outputan yang kemudian akan dijadikan inputan bagi lapisan selanjutnya yaitu lapisan keluaran (*output layer*).

3. Lapisan keluaran (*output layer*)

Pada lapisan ini inputan yang berasal dari lapisan tersembunyi juga akan mengalami komputasi dan menghasilkan keluaran yang kemudian akan dibandingkan dengan target yang ingin dicapai sistem untuk memperoleh nilai error.

Berikut ini struktur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) :



**Gambar 2. 2** Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Pada gambar 2.2 dapat dilihat bahwa input masuk melalui lapisan masukan (*input layer*) menuju ke lapisan tersembunyi (*hidden layer*) untuk dilakukan komputasi dan pengaktifasian fungsi. Setiap input yang masuk dalam neuron akan diberikan bobot, yaitu nilai matematis dari koneksi neuron.

- b. Metode penentuan bobot- bobot (pelatihan atau proses pembelajaran jaringan)

Bobot merupakan suatu hubungan berupa bilangan real maupun integer, tergantung dari jenis permasalahan dan model yang digunakan. Bobot-bobot tersebut bisa ditentukan untuk berada didalam interval tertentu. Selama proses pelatihan, bobot tersebut dapat menyesuaikan dengan pola-pola input.

Jaringan dengan sendirinya akan memperbaiki diri terus-menerus karena adanya faktor pembelajaran. Setiap ada suatu masalah baru, jaringan dapat belajar dari masalah baru tersebut, yaitu dengan mengatur kembali nilai bobot untuk menyesuaikan karakter nilai. Selain arsitektur jaringan, metoda menentukan nilai bobot (melalui proses pelatihan) merupakan karakteristik penting dari beraneka ragam JST.

Terdapat dua tipe pelatihan :

1. Pelatihan dengan pengarah (supervised)

Pelatihan dilakukan dengan menyajikan secara berurut pola-pola (vector) latihan masukan bersama dengan vektor target-keluaran yang berkaitan. Nilai bobot kemudian dirubah berdasarkan algoritma pembelajaran tertentu.

2. Pelatihan tanpa pengarah (unsupervised)

Dalam hal ini jaringan neural akan membuat beberapa unit-kelompok, kemudian tanpa menggunakan data pelatihan, mengelompokkan vektor-vektor masukan, menentukan karakteristik kelompok tersebut sehingga dapat menentukan unit tertentu untuk sebuah vektor masukan baru.

- c. Fungsi aktivasi

Setiap neuron mempunyai keadaan internal yang disebut level aktivasi yang merupakan fungsi input yang diterima. Suatu neuron mengirimkan aktivitasnya kebeberapa neuron lain sebagai sinyal. Yang perlu diperhatikan adalah bahwa neuron hanya dapat mengirimkan satu sinyal sesaat, walaupun sinyal tersebut dapat dipancarkan ke beberapa neuron yang lain.

Ada beberapa pilihan fungsi aktivasi yang digunakan seperti fungsi sigmoid biner, dan sigmoid bipolar. Karakteristik yang harus dimiliki fungsi aktivasi tersebut adalah kontinue, diferensiabel, dan tidak menurun secara monoton. Fungsi aktivasi diharapkan dapat mendekati nilai-nilai maksimum dan minimum secara baik. Berikut ini adalah fungsi aktivasi yang sering digunakan yaitu:

Tabel 2. 1 Fungsi aktivasi

Nama Fungsi Aktifasi		Fungsi Aktifasi
<i>Linear Function</i>		$y_q = f_{lin}(v_q) = v_q$
<i>Hard Limiter</i>	<i>Threshold Function</i>	$y_q = f_{hl}(v_q) = \begin{cases} 0 & \text{if } v_q < 0 \\ 1 & \text{if } v_q > 0 \end{cases}$
	<i>Signum</i>	$y_q = f_{shl}(v_q) = \begin{cases} -1 & \text{if } v_q < 0 \\ 1 & \text{if } v_q > 0 \end{cases}$
<i>Saturating Linear Function</i>	<i>Binary Saturating Linear Function</i>	$y_q = f_{sl}(v_q) = \begin{cases} 0 & \text{if } v_q < 0 \\ v_q + 0.5 & \text{if } -1 < v_q < 1 \\ 1 & \text{if } v_q > 1 \end{cases}$
	<i>Bipolar Saturating Linear Function</i>	$y_q = f_{ssl}(v_q) = \begin{cases} -1 & \text{if } v_q < -1 \\ v_q + 0.5 & \text{if } -1 < v_q < 1 \\ 1 & \text{if } v_q > 1 \end{cases}$
<i>Sigmoid</i>	<i>Binary Sigmoid Function</i>	$y_q = f_{bs}(v_q) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha v_q}}$
	<i>Hyperbolic Tangent Sigmoid</i>	$y_q = f_{hts}(v_q) = \frac{e^{\alpha v_q} - e^{-\alpha v_q}}{e^{\alpha v_q} + e^{-\alpha v_q}} = \frac{1 - e^{-2\alpha v_q}}{1 + e^{-2\alpha v_q}}$

## 2.2. Principal Component Analysis

*Principal Component Analysis* (PCA) adalah suatu metode statistik untuk mentransformasi vektor-vektor ke dalam ruang eigen yang berbasis

ortogonal. Ruang berbasis ortogonal adalah ruang yang tidak memiliki korelasi antar dimensinya yang disebut *Principal Components (PCs)*.

Terdapat lima tahapan dalam pemrosesan PCA yaitu :

1. *Pre-treatment of data matrix* → *scaling*

Pada tahap awal dilakukan *unit variance scaling* dimana tiap variabel dalam suatu matriks akan dibagi dengan sudut deviasi. Kemudian nilai rata-rata dari variabel ditentukan. Hasil dari *UV scaling* tersebut akan dikurangi dengan *mean scaling*, sehingga diperoleh nilai dari *auto scaling*. Proses tersebut disebut juga normalisasi *z-score*.

Pada penelitian kali ini data yang diambil berukuran 40 x 40 pixel akan disusun menjadi vektor 1 kolom berdimensi 1600.

2. Normalisasi z-score:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n-1}} \quad z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (2.1)$$

3. Menghitung Matriks Kovarian

Tahap kedua yaitu menghitung nilai kovarian dari matriks. Pada tahap ini yang perlu ditekankan adalah bahwa nilai dari eigenvektor pada matriks kovarian haruslah ortogonal.

$$C_z = \frac{Z^T Z}{(n-1)} \quad (2.2)$$

4. Menghitung nilai Eigen dan Vektor Eigen dari Matriks Kovarian

Tahap ini menentukan eigenvalue dari matriks dan eigenvektornya. Jumlah total dari eigenvalue nantinya akan sama dengan jumlah dari kovarian matriks pada tahap sebelumnya.

Jika  $C$  adalah suatu matriks persegi  $n \times n$ , yang dalam hal ini adalah matriks kovarians, maka vektor tak-nol  $\mathbf{x}$  pada suatu ruang vektor  $R^n$  disebut sebagai suatu vektor eigen dari  $C$  jika  $C\mathbf{x}$  adalah suatu penggandaan vektor dari  $\mathbf{x}$  yaitu:

$$C\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \text{ atau } (\lambda I - C)\mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (2.12)$$

$\lambda$  adalah nilai eigen dari  $C$ , dan  $\mathbf{x}$  adalah vektor eigen dari  $C$  yang berpadanan dengan  $\lambda$ . Semua Nilai eigen dan vektor eigen merupakan kumpulan solusi dari persamaan tersebut.

### 5. *Calculating of Scores*

Setelah menentukan nilai-nilai pada tahapan sebelumnya maka pada tahap terakhir akan dilakukan pemotongan dimensi, dimana pada tahap ini bagian – bagian yang dianggap tidak dibutuhkan akan dipotong dan dibuang, sehingga dimensi dari data yang penulis ambil dapat disederhanakan.

## 2.3 Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

Setiap Citra 2 dimensi dapat dinyatakan oleh matriks  $f(x,y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  merupakan indeks pixel-pixel secara vertikal dan horizontal, merupakan hasil perkalian antara reflektansi citra  $r(x,y)$  dengan iluminasi citra  $e(x,y)$  seperti yang terlihat pada persamaan (2.3)

$$f(x, y) = r(x, y) \cdot e(x, y) \quad (2.3)$$

Reflektansi merepresentasikan pola wajah dan terletak pada frekuensi tinggi dalam domain frekuensi. Reflektansi suatu citra hampir tidak pernah berubah sepanjang bentuk fisik objek dalam citra tidak berubah. Sedangkan, iluminasi merepresentasikan tingkat pencahayaan pada setiap pixel citra. Tingkat iluminasi pada citra mengalami perubahan yang perlahan sepanjang bidang citra, oleh karena itu variasi iluminasi terletak pada frekuensi rendah dalam domain frekuensi citra (Chen, Er, & Wu, 2006).



Untuk mendapatkan citra yang baik untuk tujuan sistem pengenalan wajah, kita perlu mendapatkan nilai murni reflektansi citra dengan iluminasi yang seragam pada setiap pixel.

Proses penghapusan variasi iluminasi pada suatu citra sehingga iluminasi seluruh pikselnya seragam disebut dengan Kompensasi Iluminasi (KI).

### 2.2.1 Transformasi Logaritma Citra

Dalam domain Logaritma persamaan (2.3) bertransformasi menjadi persamaan (2.4).

$$\log f(x, y) = \log r(x, y) + \log e(x, y) \quad (2.4)$$

Jika dalam domain Spasial KI dilakukan dengan operasi pembagian maka dalam domain Logaritma Kompensasi dilakukan dengan operasi pengurangan  $e(x, y)$  dengan kompensator  $\epsilon(x, y)$ . Persamaan (2.3) adalah proses kompensasi dalam persamaan matematikanya.

$$\begin{aligned} \log f'(x, y) &= \log r(x, y) + \log e'(x, y) \\ \log f'(x, y) &= \log r(x, y) + \log e'(x, y) - \epsilon(x, y) \\ \log f'(x, y) &= \log f(x, y) - \epsilon(x, y) \end{aligned} \quad (2.5)$$

dimana

- $\log f'(x, y)$  = Nilai total piksel citra wajah dalam ruang logaritma
- $\log r(x, y)$  = Nilai reflektansi piksel citra wajah dalam ruang logaritma
- $\log e(x, y)$  = Nilai iluminasi piksel citra wajah yang bervariasi dalam ruang logaritma
- $\log e'(x, y)$  = Nilai iluminasi piksel citra wajah yang seragam dalam ruang logaritma
- $\epsilon(x, y)$  = Kompensator

### 2.2.2 Discrete Cosine Transform (DCT)

*Discrete Cosine Transform* (DCT) adalah perubahn domain spasial ke dalam domain frekuensi. DCT ini memiliki 4 tipe yang berbeda, dimana pada penelitian kali ini yang akan digunakan adalah DCT tipe kedua.[2]

Transformasi DCT 2D dapat dilihat dari persamaan berikut:

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2M}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right] \quad (2.6)$$

Berikut invers dari persamaan (2.6):

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \times \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2M}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right] \quad (2.7)$$

dimana:

$$\alpha(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u = 1, 2, \dots, M-1 \end{cases} \quad \alpha(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & v = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (2.8)$$

### 2.2.3 Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Citra dalam Ruang DCT Logaritma

Kompensasi Iluminasi dalam domain DCT dapat dilakukan dengan menghilangkan koefisien frekuensi rendah dalam matriks  $C(u, v)$  yaitu matriks koefisien DCT citra. Penghilangan sebanyak  $n$  frekuensi rendah serupa dengan operasi pengurangan dalam persamaan (2.9).

$$\begin{aligned}
 F'(x, y) &= \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} E(u, v) - \sum_{i=1}^n E(u_i, v_i) \\
 &= F(x, y) - \sum_{i=1}^n E(u_i, v_i)
 \end{aligned}
 \tag{2.9}$$

dimana

$$E(u, v) = \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2M}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right]
 \tag{2.10}$$

Koefisien frekuensi nol pada matriks DCT  $C(0,0)$  disebut komponen DC yang menyatakan tingkat pencahayaan pada seluruh permukaan gambar. Proses KI menghapus komponen frekuensi rendah citra namun tidak menghapus komponen frekuensi nol ini (komponen DC) karena penghapusan komponen DC membuat citra hitam total atau seluruh nilai pikselnya nol. Nilai Komponen DC terdekomposisi menjadi persamaan (2.11). [2]

$$C(0,0) = \log \mu \cdot \sqrt{MN}
 \tag{2.11}$$

dimana M dan N adalah dimensi citra. Setiap citra berdimensi berapapun akan memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama.

## 2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

### 2.3.1 Pengertian Learnig Vector Quantization

Pada penelitian kali ini metode yang digunakan adalah metode *Learning Vector Quantization*, dimana metode ini merupakan metode pembelajaran dengan pengarah (supervised). Dengan metode ini maka pengklasifikasian pola dilakukan dengan setiap unit keluaran mewakili satu kelas tertentu atau satu kategori tertentu.

Metode LVQ menggunakan vektor acuan (*vector reference*) dari satu unit keluaran yang menjadi acuan bagi kelas/ kategori yang diwakili oleh keluaran tersebut. Pendekatan yang dilakukan adalah dengan mengelompokkan vektor input berdasarkan kedekatan jarak vektor input terhadap bobot (metode kuadrat jarak euclidean minimum).

*Learning Vector Quantization* merupakan salah satu metode jaringan neural buatan yang berbasis kompetisi dengan mekanisme *squared eucliden distance* dalam memilih vektor perwakilan pemenang untuk menentukan kategori vektor masukan.

Proses pembelajaran LVQ merupakan pembelajaran *supervised* atau dengan kata lain menggunakan pengarahannya, dengan tujuan untuk mendapatkan vektor-vektor perwakilan yang akan melakukan kuantisasi terhadap vektor masukan.

Pada metode ini, pada saat kita telah menentukan vektor-vektor perwakilan untuk digunakan pada saat pelatihan, maka dengan pengarahannya vektor perwakilan tersebut akan mengenali target yang telah diberikan bersamaan dengan input. Dalam proses training, unit-unit output diarahkan kepada suatu *decision surface* teori dengan meng-update bobot pada *training*. LVQ diarahkan untuk menentukan unit keluaran yang paling sesuai dengan target dari vektor masukannya melalui cara penggeseran posisi vektor perwakilan. Apabila vektor data *training* dikelompokkan sama dengan vektor perwakilan pemenang, maka vektor perwakilan digeser mendekati vektor data *training* dengan notasi :

$$w(t+1) = w(t) + \alpha(t)(x(t) - w(t)) \quad (2.12)$$

Bila vektor data *training* dikelompokkan tidak sama dengan vektor perwakilan pemenang, maka vektor perwakilan digeser menjauhi vektor *training* yang dinyatakan dengan notasi :

$$w(t+1) = w(t) + \alpha(t)(x(t) - w(t)) \quad (2.13)$$

dimana:

$\alpha$  = laju pembelajaran

$w$  = posisi vektor perwakilan saat  $t$

$x$  = posisi vektor masukan saat  $t$

Faktor- faktor pembelajaran pada LVQ :

- Inisialisasi vektor perwakilan

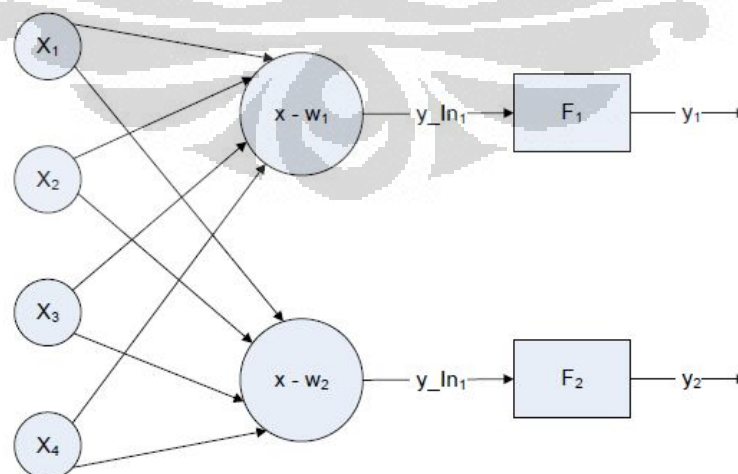
Inisialisasi pada LVQ dapat dilakukan dengan beberapa cara, antara lain memilih salah satu vektor *training* pada tiap kelas, memilih vektor training secara acak, cara random, dan inisialisasi awal '0'.

Inisialisasi yang terbaik adalah dengan memilih masing-masing vektor *training* pada masing- masing kelas. Inisialisasi secara random akan mempersulit LVQ dalam melakukan pergeseran vektor perwakilan pada posisi yang benar, sehingga proses pembelajarannya menjadi lebih lama.

- Laju pembelajaran ( $\alpha$ )

Pada LVQ, laju pembelajaran akan berpengaruh pada saat pergeseran vektor perwakilan sesuai dengan persamaan (2.12) dan (2.13). Oleh karena itu sebaiknya nilai dari laju pembelajaran tersebut jangan terlalu besar dan terlalu kecil.

### 2.3.2 Arsitektur Jaringan dan Algoritma LVQ



**Gambar 2. 3** Arsitektur Jaringan LVQ

Gambar 2.3 merupakan contoh struktur jringan LVQ yang memiliki empat *input layers* dengan dua unit neuron pada *output layers*. W1 dan W2 merupakan bobot yang menghubungkan *inout layers* ke *output layers*. Setiap fungsi aktivasi F melakukan pemetaan setiap  $y_{in}$  ke klasifikasi  $y_1$  atau  $y_2$ . Pada F1, jika  $|x - w_1| < |x - w_2|$ , maka  $y_{in}$  dipetakan ke  $y_1=1$  dan dipetakan ke  $y_1=0$  jika sebaliknya. Kondisi ini juga berlaku untuk F2 dengan kondisi yang sesuai.

Secara garis besar, LVQ akan mencari unit keluaran yang paling mirip dengan vektor masukan. Jika Vektor pelatihan adalah bagian dari kelas yang sama, maka vektor bobot digeser mendekati vektor masukan tersebut. Sebaliknya jika vektor pelatihan bukan bagian dari kelas yang sama, maka vektor bobot digeser menjauhi vektor masukan tersebut.

Berikut algoritma metode pembelajaran LVQ:

- Langkah 0: Inisialisasi
  - Inisialisai Vektor-Vektor Acuan
  - Inisialisai Laju Pembelajaran  $\alpha=0$
- Langkah 1: Jika kondisi stop salah, lakukan langkah 2-6
- Langkah 2: Untuk setiap training vector, lakukan langkah 3-4
- Langkah 3: Dapatkan nilai  $j$  sehingga  $\|x-w_j\|$  bernilai minimum

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (W_{ji} - X_i)^2} \quad (2.14)$$

- Langkah 4: Update nilai bobot  $w_j$ 
  - Jika  $T = C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x-w_j(\text{lama}))$$

- Jika  $T \neq C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x-w_j(\text{lama}))$$

- Langkah 5: Update nilai learning rate
- Langkah 6: Uji kondisi stop

Uji kondisi stop ini dapat dilakukan berdasarkan jumlah iterasi tertentu (mulai dari langkah 1) atau setelah laju pembelajaran yang telah mencapai harga yang sangat kecil.

- Dimana:

$X$  = training vector ( $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$ )

$T$  = kategori training vektor yang benar untuk pelatihan

$W_j$  = Vektor bobot untuk unit keluaran ke-j ( $w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$ )

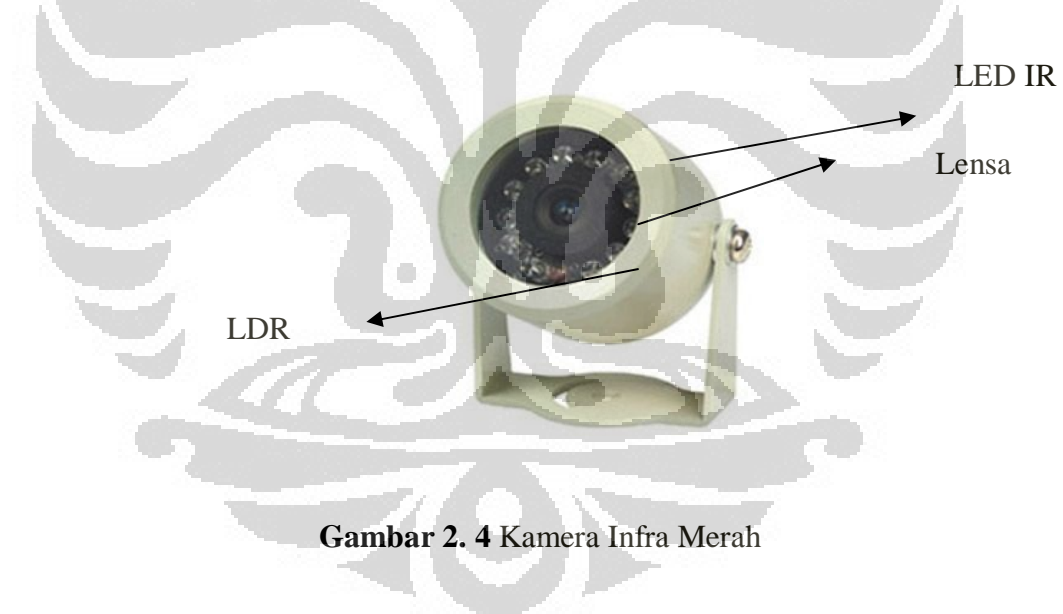
$C_j$  = Kategori atau kelas yang diwakili oleh nilai unit keluaran ke-j  
(hasil training)

$\|x-w_j\|$  = *Euclidian distances* antara 18vektor masukan dan vektor bobot dari unit keluaran ke-j

## 2.4 Perangkat Pendukung Penelitian

Penelitian ini menggunakan perangkat berikut dalam pengambilan data ataupun pemrosesan data:

- a. Kamera Infra merah



**Gambar 2. 4** Kamera Infra Merah

Berikut spesifikasinya:

**Tabel 2. 2** Spesifikasi Kamera Infra Merah

<b>Vendor</b>	LYD
<b>Sensor</b>	CMOS
<b>LED</b>	Near Infra Red

<b>Jumlah Led</b>	12 buah
<b>Itensitas min</b>	0 Lux
<b>Itensitas max</b>	145 Lux
<b>Led Switching</b>	Auto

Kamera Infra merah digunakan untuk mengambil foto wajah dengan alasan bahwa kamera ini dapat dipakai dalam kondisi cahaya apapun dan dapat menerima Cahaya tampak maupun Cahaya Infra merah. Kamera ini memiliki *Light Dependent Resistor* (LDR) sebagai referensi untuk mengatur Intensitas Pemancar Infra merah yang dikeluarkan. Intensitas Infra merah yang dipancarkan berbanding terbalik dengan Intensitas Cahaya tampak lingkungan sekitarnya.

b. Lampu dan Dimmer

Lampu digunakan untuk menerangi wajah saat pengambilan data dan Dimmer digunakan untuk mengatur intensitas cahaya tampak dari lampu sebagai variasi data wajah yang akan dicuplik.



**Gambar 2. 5** 2 Buah Lampu Pijar 100 Watt, 2 Buah Dimmer 500 Watt,



## 2 Buah Lampu TL 36 Watt

### c. MATLAB R2010a

Penelitian dilakukan menggunakan m-file pada MATLAB R2009a untuk menyusun program Sistem Pengenal Wajah PNN maupun *Backpropagation*.

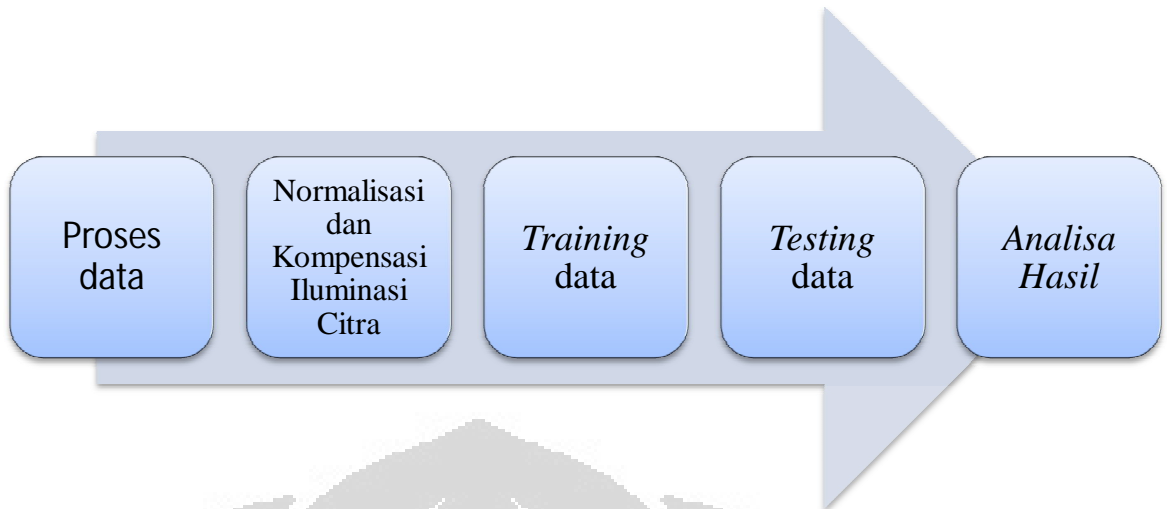
## 2.5 Tujuan Percobaan

Tujuan dari percobaan ini adalah:

- Menguji performa LVQ menggunakan data original dan data normalisasi dengan nilai logmiu yang berbeda-beda.
- Menerapkan metode Normalisasi Iluminasi pada data wajah dan melihat pengaruhnya pada performa LVQ .
- Menerapkan metode NI dan KI pada data wajah dan melihat pengaruhnya pada performa LVQ.
- Membandingkan hasil tingkat rekognisi yang diperoleh dari data original dan data hasil normalisasi pada percobaan ini.

## 2.6 Proses Data

### 2.6.1 Metodologi penelitian



**Gambar 2. 6** Bagan Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian dilakukan secara bertahap sebagai berikut :

1. Proses data

Proses data adalah dimana data yang telah diambil yakni berupa data citra wajah sepuluh orang dengan ekspresi bebas, dari berbagai sudut dengan intensitas cahaya yang berbeda-beda diproses sedemikian rupa sehingga dapat dilakukan tahap-tahap selanjutnya seperti normalisasi dan LVQ yang akan lebih jelas dibahas pada sub bab ini.

2. Normalisasi citra

Data yang telah diproses kemudian akan dinormalisasi untuk memperoleh hasil yang lebih baik.

3. Pelatihan data

Pada tahap ini akan dilakukan *training* terhadap data-data yang telah melalui tahapan-tahapan di atas.

4. Pengetesan data

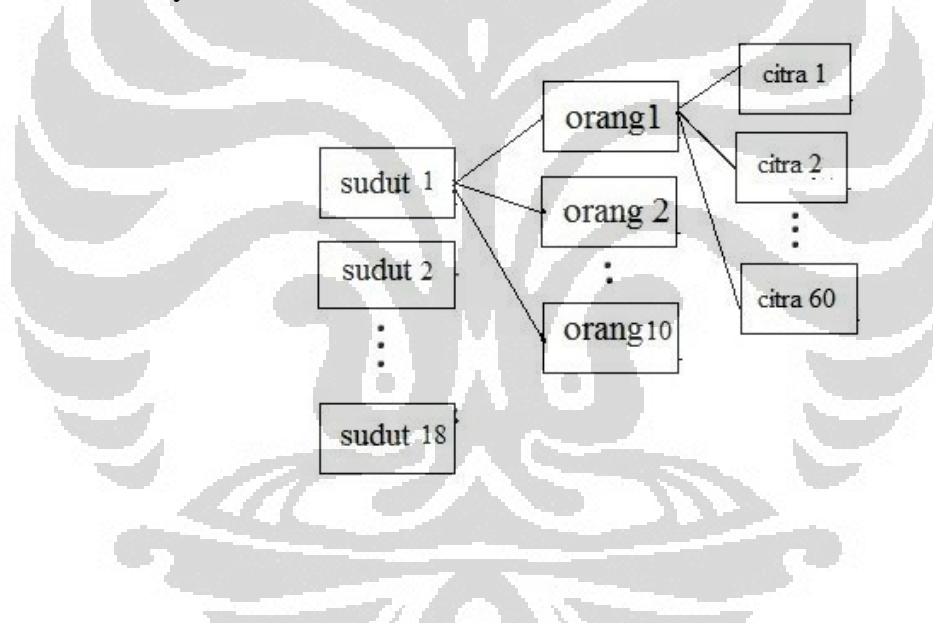
Setelah melakukan pelatihan, maka dilakukan pengetesan untuk mengetahui hasil dari penelitian, dimana parameter-parameter yang digunakan diperoleh pada proses pelatihan.

5. Analisa hasil

Hasil yang diperoleh dibandingkan satu sama lain. Pada penelitian kali ini terdapat dua kasus yang harus di analisa yaitu dengan dan tanpa normalisasi untuk setiap pengelompokkan data .

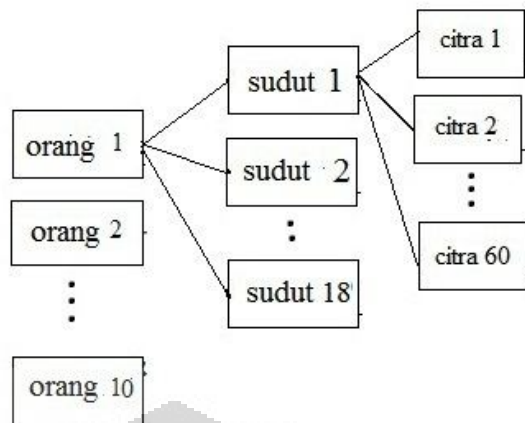
Metodologi tersebut merupakan metodologi standar. Pada percobaan kali ini terdapat 3 macam pengelompokkan set data, yaitu:

- a. Pengelompokkan set data berdasarkan variasi sudut, data yang digunakan merupakan data original dan data normalisasi. Pengelompokkan ini memiliki 18 set data dengan 10 kelas per set datanya yang didalamnya terdapat 60 data citra wajah dengan variasi cahaya. Berikut skema set datanya :



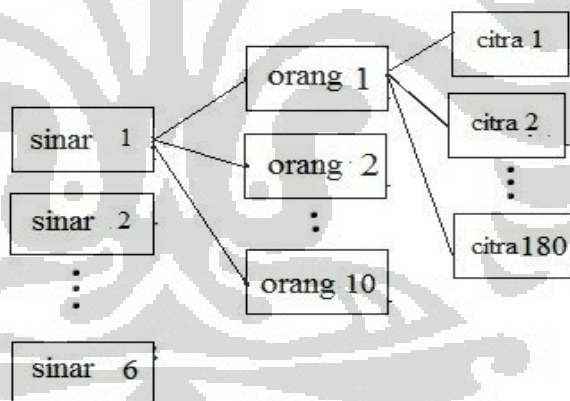
**Gambar 2. 7** Skema Pengelompokkan Set Data 1

- b. Pengelompokkan set data berdasarkan kelas (orang). Data yang digunakan berupa data original dan data normalisasi. Pengelompokkan ini memiliki 10 set data dengan 18 kelas per set datanya yang didalamnya terdapat 60 data dengan variasi cahaya. Berikut skema set datanya :



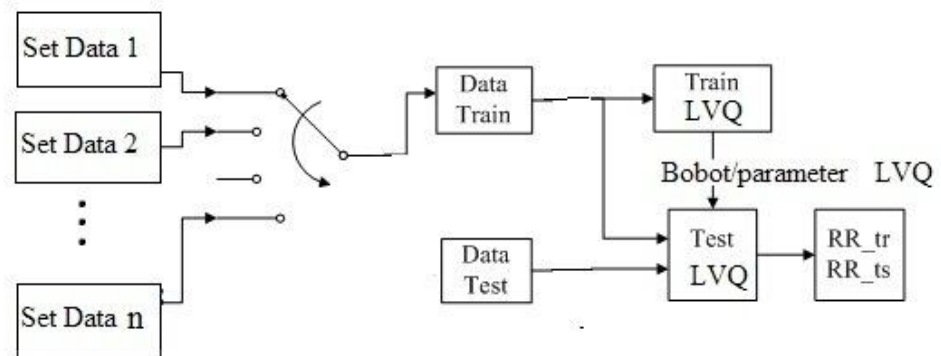
**Gambar 2. 8** Skema Pengelompokan Set Data 2

- c. Pengelompokkan set data berdasarkan variasi cahaya. Data yang digunakan berupa data original dan data normalisasi. Pengelompokkan ini memiliki 6 set data dengan 10 kelas per set datanya yang didalamnya terdapat 180 data dengan variasi sudut. Berikut skema set datanya :



**Gambar 2. 9** Skema Pengelompokan Set Data 3

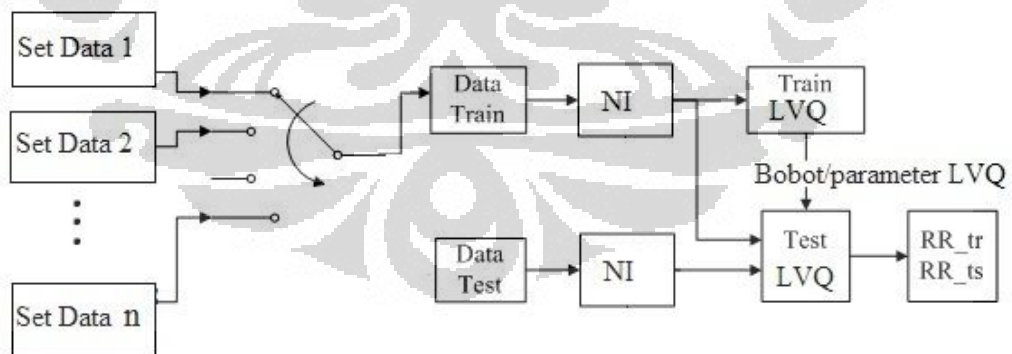
Ketiga pengelompokkan data tersebut akan diuji dengan metode LVQ, dimana pada prosesnya akan mengalami beberapa proses. Berikut skema proses untuk LVQ data original:



**Gambar 2. 10** Skema Proses LVQ Data Original

Dari skema di atas dapat dilihat bahwa jumlah set data sebanyak  $n$  buah akan melalui tahapan-tahapan sebelum diuji dengan metode LVQ. Pada percobaan ini digunakan rasio perbandingan data *training* : data *testing* sebesar 50:50. Setelah melalui proses pelatihan akan diperoleh parameter-parameter dan bobot yang akan digunakan pada saat *testing*, kemudian data original akan melalui proses *testing* untuk melihat tingkat rekognisi yang diperoleh.

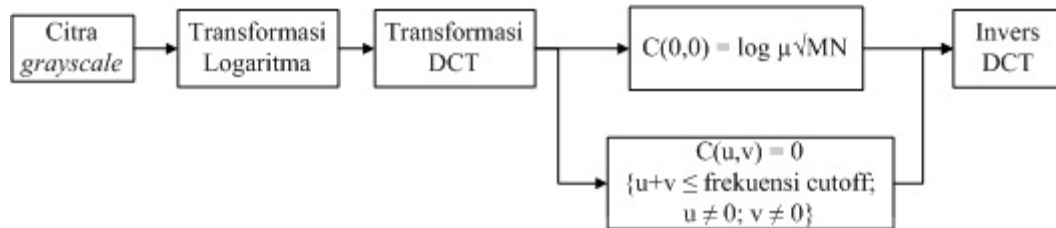
Berikut skema untuk LVQ data normalisasi:



**Gambar 2. 11** Skema Proses LVQ Data Normalisasi

Dari skema di atas dapat dilihat bahwa jumlah set data sebanyak  $n$  buah akan melalui tahapan-tahapan sebelum diuji dengan metode LVQ. Pada percobaan

ini digunakan rasio perbandingan data *training* : data *testing* sebesar 50:50. Data original akan melalui proses normalisasi dengan skema sebagai berikut:



**Gambar 2. 12** Skema Proses Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

Setelah melalui proses normalisasi ,akan dilakukan pelatihan untuk memperoleh parameter-parameter dan bobot yang akan digunakan pada saat *testing*,kemudian data hasil normalisasi akan melalui proses *testing* untuk melihat tingkat rekognisi yang diperoleh.

Proses-proses yang terdapat pada skema di atas akan dijelaskan lebih rinci pada sub-bab ini.

### 2.6.2 Proses Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan dalam ruangan yang diterangi dengan lampu TL dengan latar yang berwarna hitam polos. Metode pengambilan data yaitu dengan merekam video yang dicuplik oleh Kamera Infra merah dalam format kompresi AVI.

Jumlah objek yang diambil datanya adalah 10 orang. Setiap orang diminta untuk berekspresi bebas di depan kamera selama proses pengambilan data (rekaman video).Setiap orang akan diambil datanya dengan perbedaan tingkat intensitas cahaya dan juga sudut pengambilan. Setiap set data akan berisi folder-folder dengan jumlah berbeda sesuai pengelompokkannya

Seluruh set data menggunakan penerangan lampu pijar dengan variasi persentase dimmer dan lampu TL dengan sudut pengambilan sebanyak 18 sudut mulai dari  $10^{\circ}$ - $180^{\circ}$  dengan rentang per  $10^{\circ}$ . Lampu pijar berjarak  $\pm 1$  meter dari wajah dan dengan sudut penyinaran yang berubah-ubah mengikuti sudut pengambilan data. Lampu TL  $\pm 3$  meter dengan arah pencahayaan dari atas kepala, kondisi ini dianggap sebagai kondisi non-ideal atau penerangan yang sesuai dengan kondisi sebenarnya pada aplikasi kamera pengintai.

. Setelah pengambilan data selesai, maka yang dilakukan selanjutnya adalah menjadikan citra wajah tersebut berukuran 40 x 40 pixel. .



**Gambar 2. 13** Contoh Hasil Pemotongan Pixel menjadi berukuran 40x40.

Citra wajah yang diambil merupakan citra wajah dari 18 sudut yang berbeda dengan kamera visible, sehingga untuk memprosesnya citra wajah dirubah formatnya menjadi grayscale.



**Gambar 2. 14** Data Citra Wajah Dalam Formaat RGB (baris pertama)

Hasil Gray Scale (baris kedua)

### 2.6.3 Normalisasi Data

Setelah melalui proses data, selanjutnya dilakukan normalisasi. Untuk mendapatkan citra yang baik untuk tujuan sistem pengenalan wajah, kita perlu mendapatkan nilai murni reflektansi citra dengan iluminasi yang seragam pada setiap pixel. Proses penghapusan variasi iluminasi pada suatu citra sehingga iluminasi seluruh pikselnya seragam disebut dengan Kompensasi Iluminasi (KI).

Jika dalam domain Spasial KI dilakukan dengan operasi pembagian maka dalam domain Logaritma Kompensasi dilakukan dengan operasi pengurangan  $e(x,y)$  dengan kompensator  $C(x,y)$ . Selanjutnya kita merubah domain spasial ke dalam frekuensi menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT). DCT ini memiliki 4 tipe yang berbeda, dimana pada penelitian kali ini yang akan digunakan adalah DCT tipe kedua.

Kompensasi Iluminasi dalam domain DCT dapat dilakukan dengan menghilangkan koefisien frekuensi rendah dalam matriks  $C(u,v)$  yaitu matriks koefisien DCT citra.

Koefisien frekuensi nol pada matriks DCT  $C(0,0)$  disebut komponen DC yang menyatakan tingkat pencahayaan pada seluruh permukaan gambar. Proses KI menghapus komponen frekuensi rendah citra namun tidak menghapus komponen frekuensi nol ini (komponen DC) karena penghapusan komponen DC membuat citra hitam total atau seluruh nilai pikselnya nol.

Berikut hasil dari proses normalisasi dan kompensasi iluminasi:



Tabel 2. 3 Hasil Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

logmiu	Citra Wajah 1	Citra Wajah 2	Citra Wajah 3	Citra Wajah 4	Citra Wajah 5	Citra Wajah 6
10						
20						
30						
40						
50						
60						
70						
80						
90						
100						
110						
120						
130						
140						
150						

## 2.7 Hasil dan Analisa

Seperti yang telah dijabarkan pada sub-bab awal, penelitian kali ini menggunakan tiga macam kelompok data, sehingga untuk memperjelas hasil dan analisa disusun berdasarkan pengelompokkan dan data yang digunakan, yaitu data originala dan hasil normalisasi.

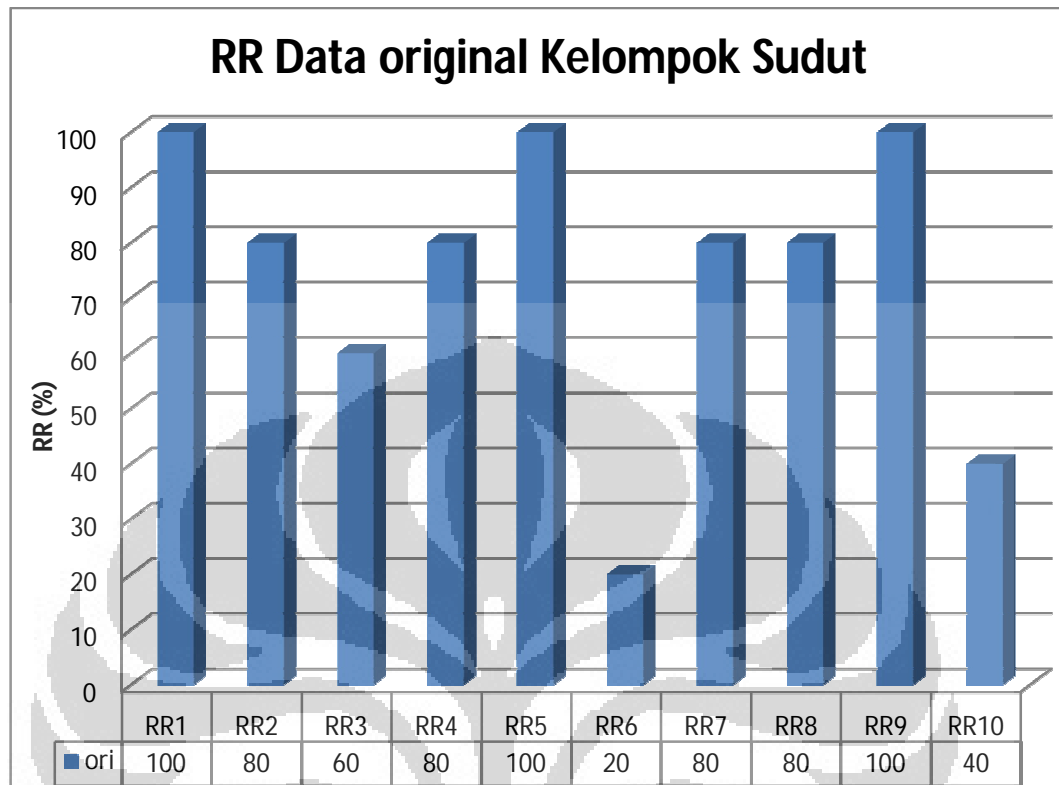
Hasil percobaan ditampilkan sesuai dengan pengujian, dimana setiap kelompok diuji per set data ,misal untuk kelompok sudut, diuji per derajat sudut, yaitu set data 1 untuk  $10^\circ$ - set data 18 untuk  $180^\circ$ .

### 2.7.1 Pengelompokkan Data Berdasarkan Sudut

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- |   |                           |
|---|---------------------------|
| a. Set Data                             | : 1 s/d 18                |
| b. Isi Set Data                         | : 10 kelas, 60 pola/kelas |
| c. <i>Data Test</i> : <i>Data Train</i> | : 80% : 20%               |
| d. Epoch max                            | : 1000                    |
| e. Laju pembelajaran (alpha)            | : 0.2                     |
| f. Konstanta alpha (c)                  | : 0.2                     |
| g. Cutoff                               | : 0                       |

**a. Hasil LVQ Data Original**



**Gambar 2. 15** RR Data Original Kelompok Sudut dengan LVQ

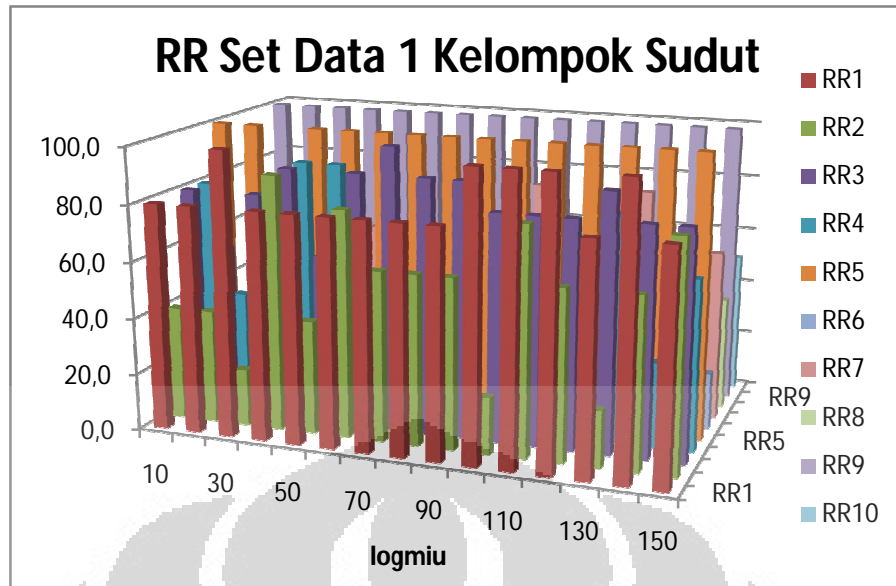
**b. Hasil LVQ Data Normalisasi**

Untuk data normalisasi dilakukan percobaan untuk menentukan nilai logmiu terbaik yang akan digunakan untuk percobaan set data- set data selanjutnya.

**Tabel 2. 4** RR Data Normalisasi Set Data 1 Kelompok Sudut dengan LVQ

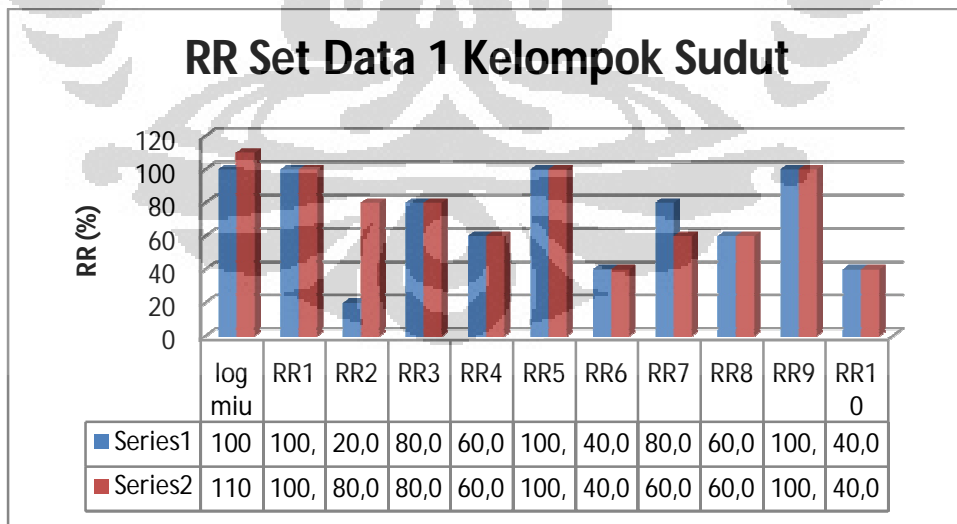
<i>logmiu</i>	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	avg
10	80,0	40,0	80,0	80,0	100,0	20,0	60,0	20,0	100,0	40,0	62,0
20	80,0	40,0	60,0	40,0	100,0	20,0	60,0	40,0	100,0	20,0	56,0
30	100,0	20,0	80,0	40,0	80,0	20,0	80,0	40,0	100,0	20,0	58,0
40	80,0	90,0	90,0	90,0	100,0	20,0	60,0	20,0	100,0	20,0	67,0
50	80,0	40,0	60,0	90,0	100,0	40,0	60,0	50,0	100,0	40,0	66,0
60	80,0	80,0	90,0	10,0	100,0	40,0	60,0	60,0	100,0	30,0	65,0
70	80,0	60,0	100,0	20,0	100,0	20,0	60,0	20,0	100,0	60,0	62,0
80	80,0	60,0	90,0	10,0	100,0	40,0	60,0	40,0	100,0	60,0	64,0
90	80,0	60,0	90,0	10,0	100,0	40,0	60,0	40,0	100,0	60,0	64,0
100	100,0	20,0	80,0	60,0	100,0	40,0	80,0	60,0	100,0	40,0	68,0
110	100,0	80,0	80,0	60,0	100,0	40,0	60,0	60,0	100,0	40,0	72,0
120	100,0	60,0	80,0	70,0	100,0	20,0	80,0	40,0	100,0	20,0	67,0
130	80,0	20,0	90,0	80,0	100,0	20,0	80,0	20,0	100,0	60,0	65,0
140	100,0	60,0	80,0	30,0	100,0	20,0	60,0	60,0	100,0	60,0	67,0
150	80,0	80,0	80,0	60,0	100,0	20,0	60,0	40,0	100,0	50,0	67,0

Berikut Grafik keseluruhan RR set data 1 untuk pengelompokkan sudut:

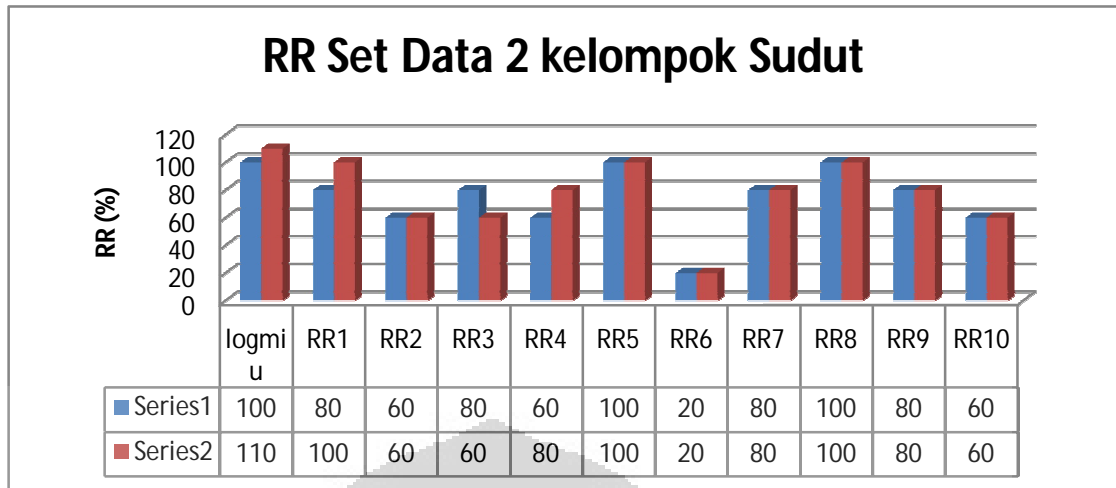


**Gambar 2. 16** Grafik RR Set Data 1 Kelompok sudut

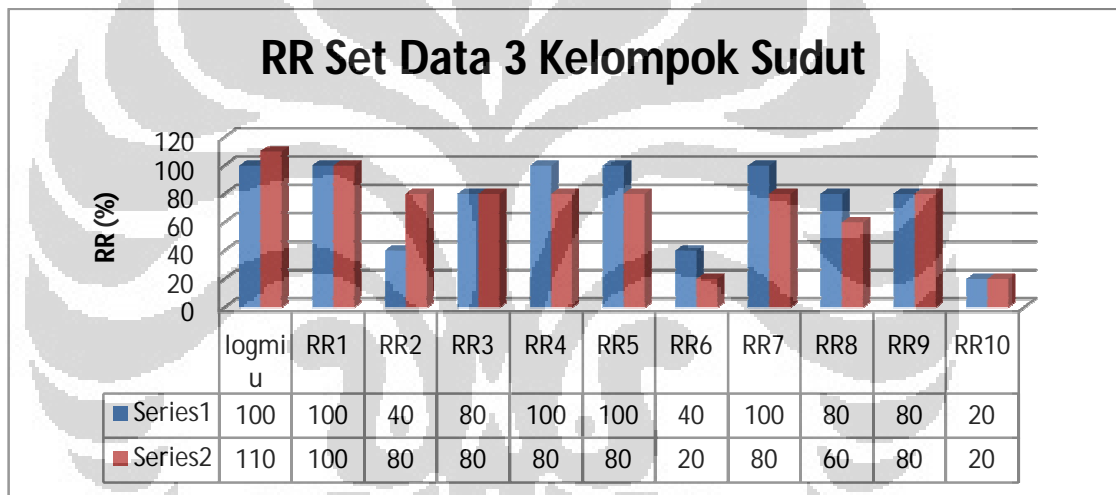
Dari tabel dan grafik di atas dapat dilihat bahwa nilai logmiu terbaik yang diperoleh yaitu 40,100, 110 dan 150. Nilai logmiu inilah yang akan digunakan untuk percobaan set data selanjutnya. Dengan demikian diperoleh data dengan grafik terpisah sebagai berikut:



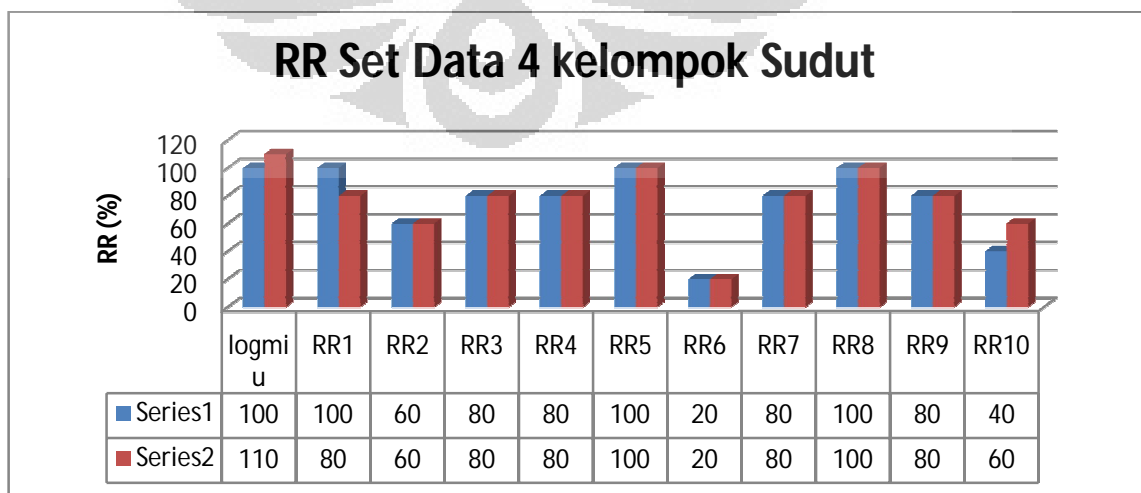
(a) RR Set Data 1



(b) RR Set Data 2



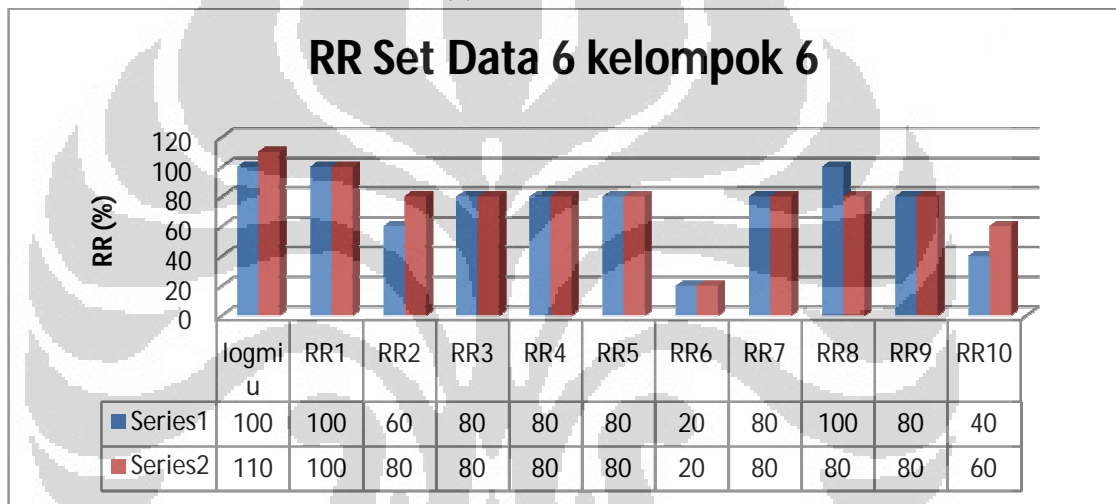
(c) RR Set Data 3



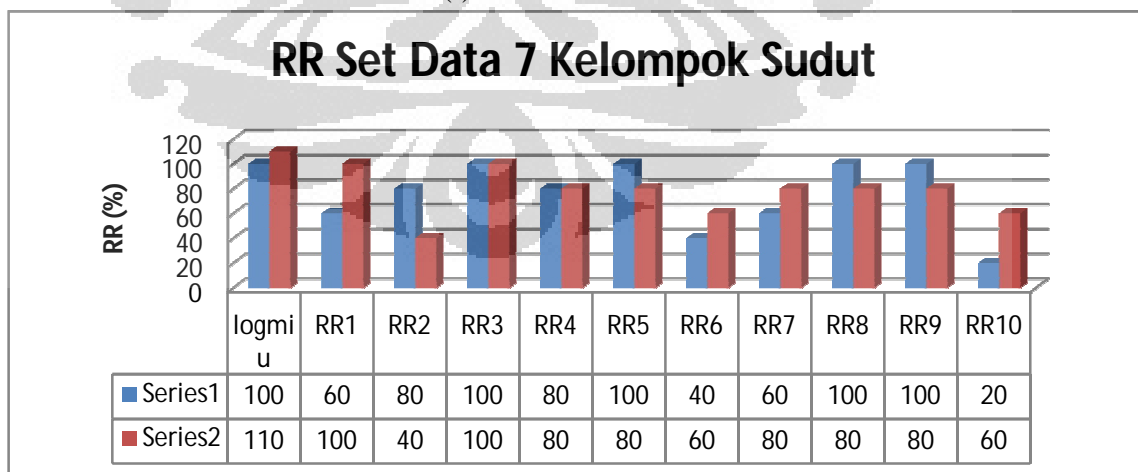
(d) RR Set Data 4



(e) RR Set Data 5

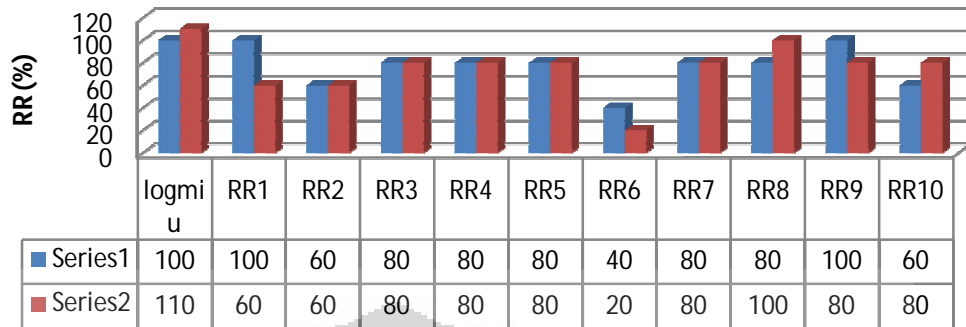


(f) RR Set Data 6



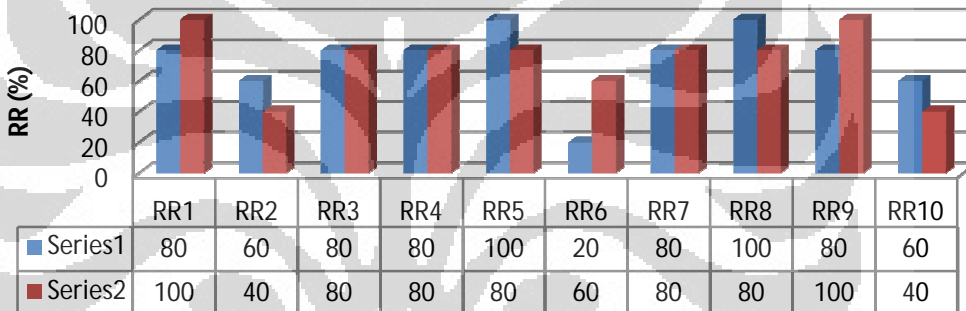
(g) RR Set Data 7

### RR Set Data 8 kelompok Sudut



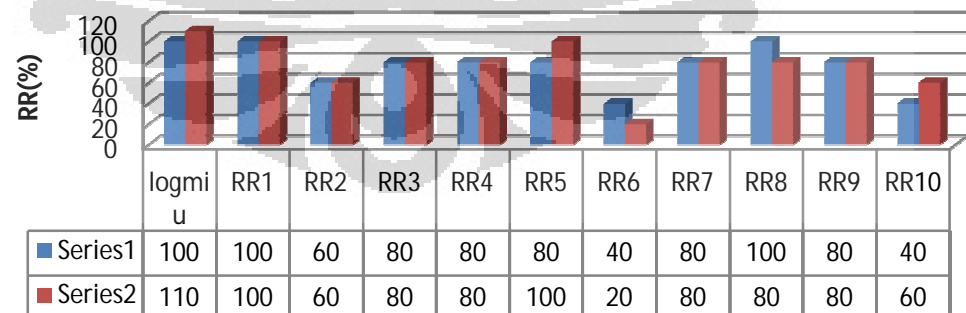
(h) RR Set Data 8

### RR Set Data 9 Kelompok Sudut



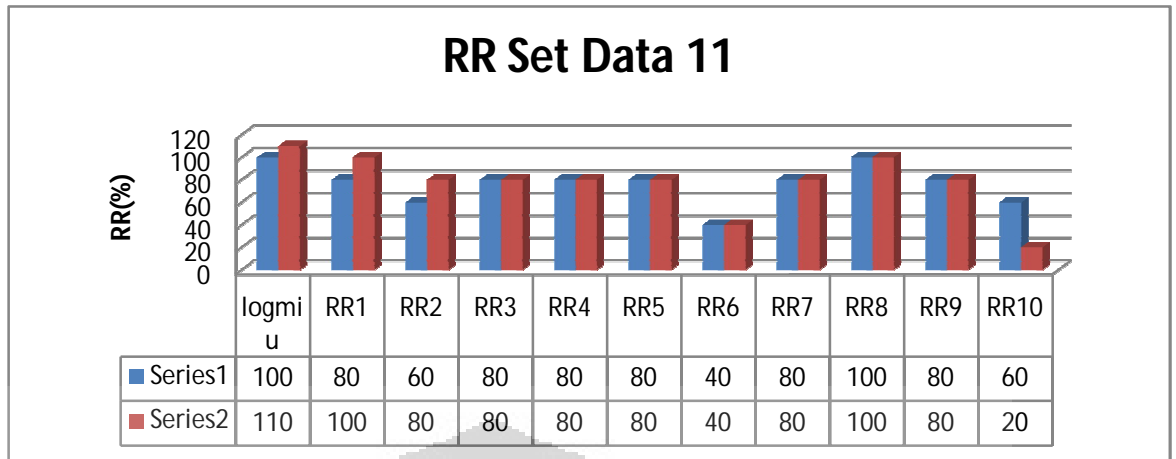
(i) RR Set Data 9

### RR Set Data 10 Kelompok Sudut

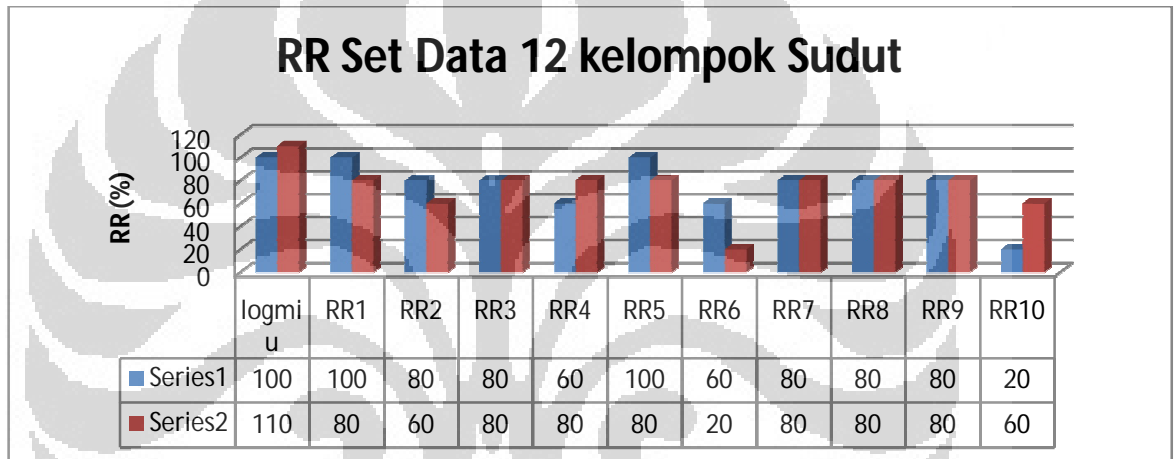


(j) RR Set Data 10

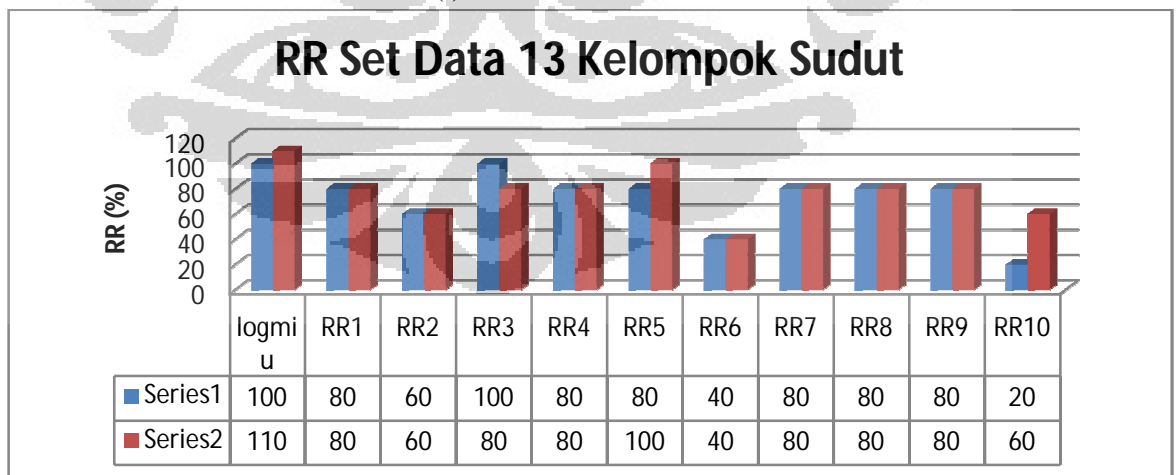




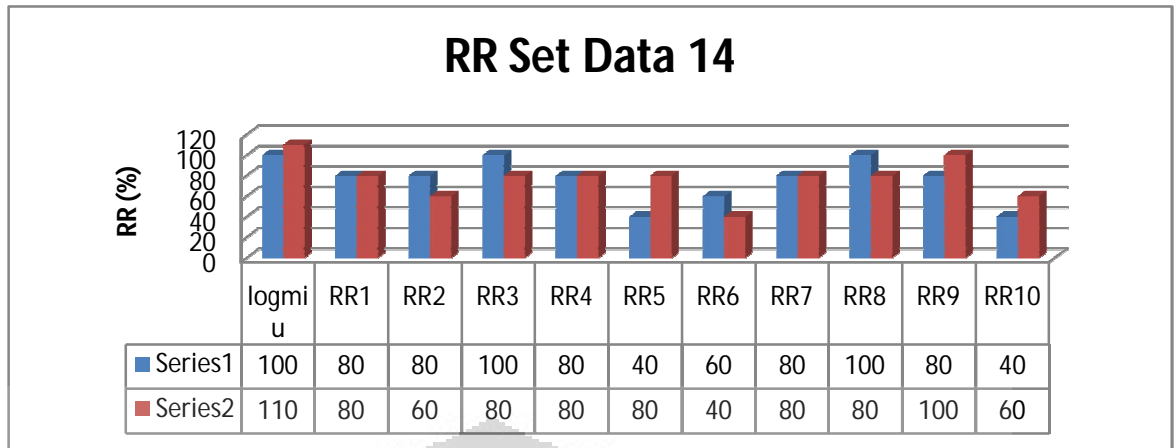
(k) RR Set Data 11



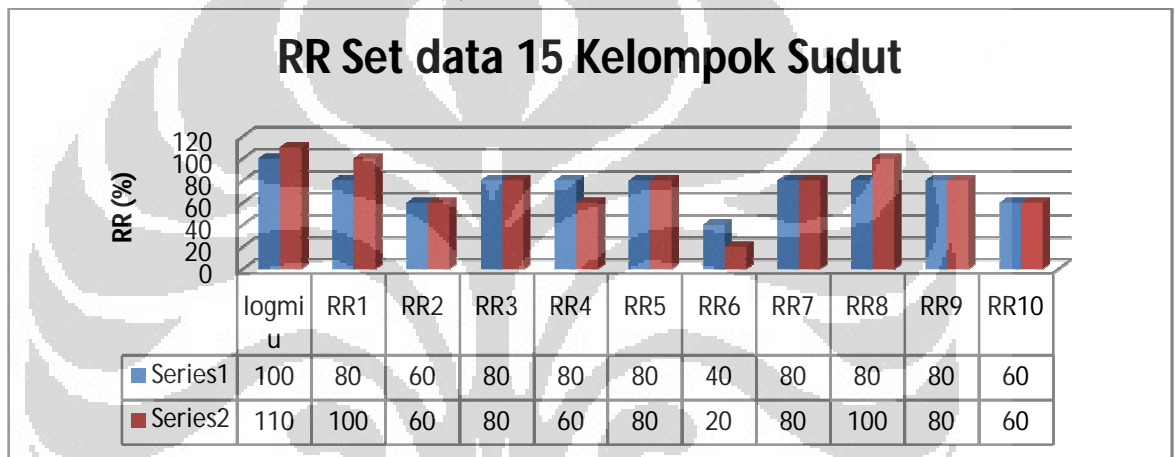
(l) RR Set Data 12



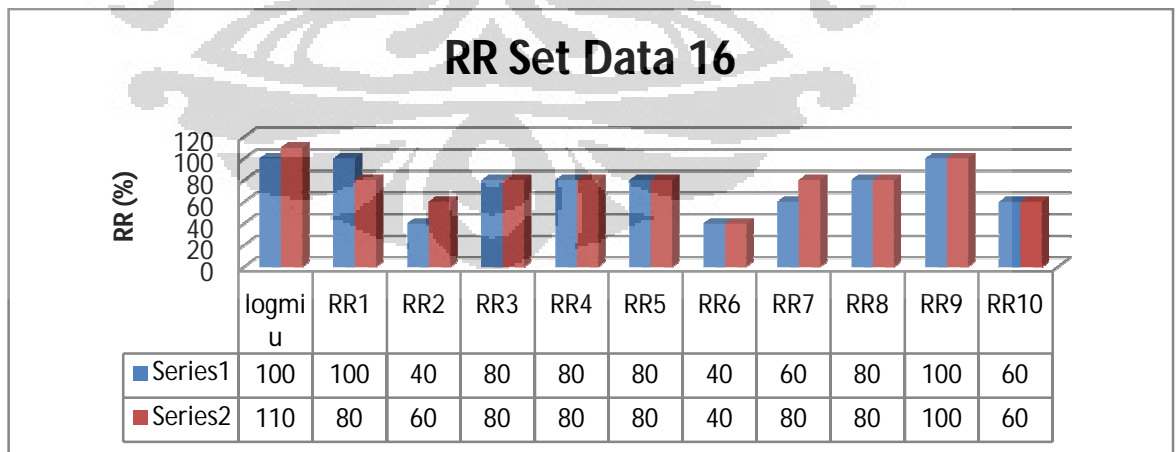
(m) RR Set Data 13



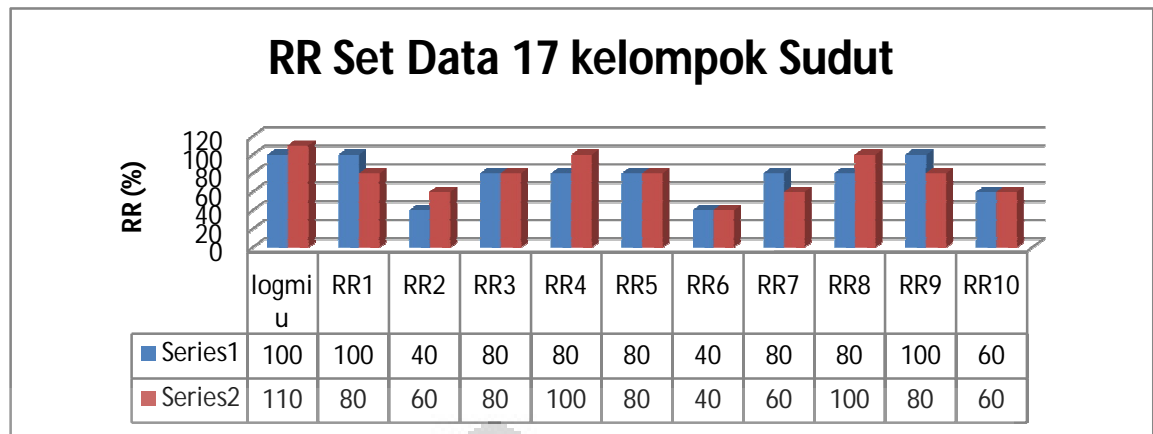
(n) RR Set Data 14



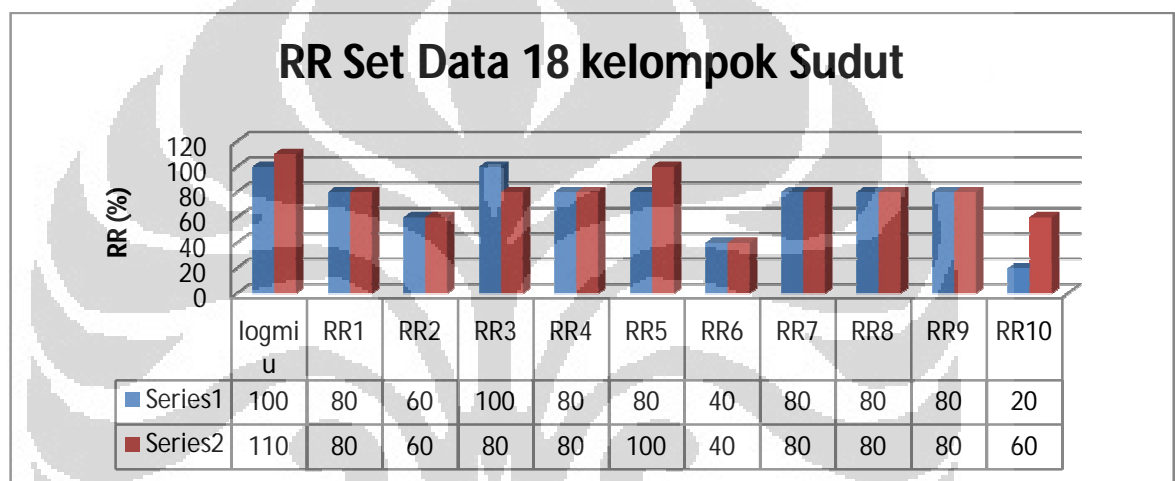
(o) RR Set Data 15



(p) RR Set Data 16



(q) RR Set Data 17



(r) RR Set Data 18

**Gambar 2. 17** Grafik RR Set Data 1 – 18 Kelompok Sudut untuk Logmiu 100 dan 110.

Untuk data original, hasil yang diperoleh tergolong standar, yaitu nilai rata-rata tingkat rekognisi sebesar 75%. Walaupun tanpa melalui tahap normalisasi, kemungkinan tingkat pencahayaan data original lebih mudah dikenali sistem dari beberapa hasil normalisasi dengan logmiu yang terlalu tinggi ataupun rendah yang menjadikan data citra menjadi terlalu gelap ataupun terang, sehingga tingkat rekognisi data original pun akan lebih besar dari beberapa data normalisasi tersebut.

Hasil percobaan data normalisasi menunjukkan kurang baiknya tingkat rekognisi yang diperoleh untuk data dengan pengelompokkan sudut, dimana hasil rata-rata tingkat rekognisi tertinggi hanya sebesar 76 %, dan yang terendah 68%.

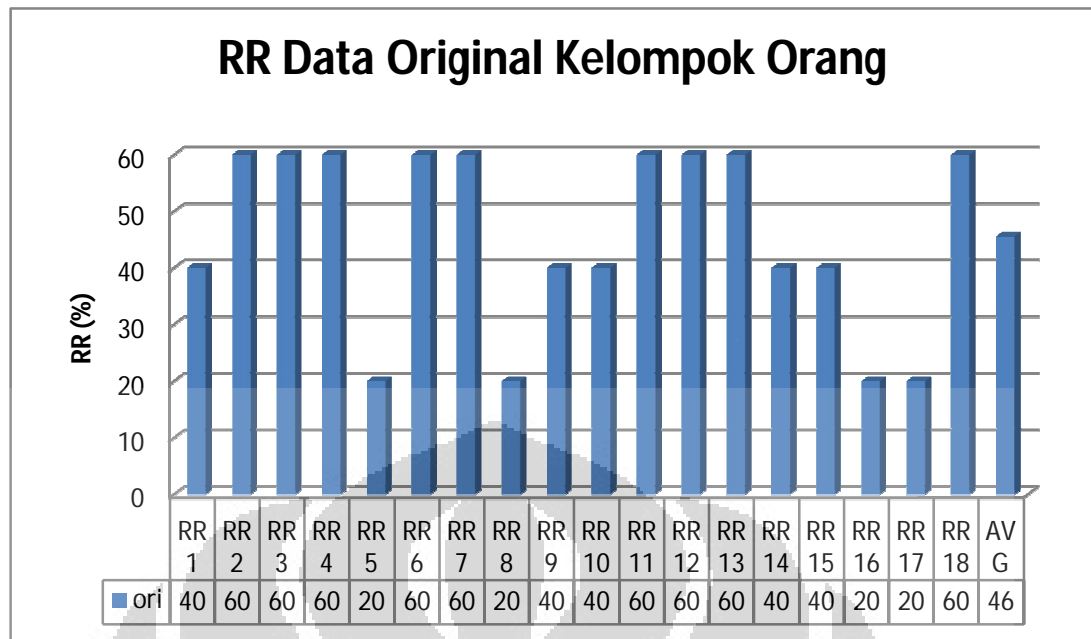
Hal ini merupakan penurunan ,karena untuk jaringan syaraf tiruan dengan metode LVQ yang menggunakan *supervised* metode, seharusnya tingkat rekognisi jauh lebih besar. Adanya variasi sudut dan cahaya yang diujikan pada tiap set data merupakan faktor utama turunnya tingkat rekognisi, sehingga walaupun telah melalui tahap normalisasi dan kompensasi iluminasi, haisl yang diperoleh tetap belum maksimal.

### 2.7.2 Pengelompokkan Data Berdasarkan Orang

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- a. Set Data : 1 s/d 10
- b. Isi Set Data : 18 kelas, 60 pola/kelas
- c. *Data Test* : *Data Train* : 50% : 50%
- d. Epoch max : 1000
- e. Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- f. Konstanta alpha (c) : 0.2
- g. Cutoff : 0

#### a. Hasil LVQ Data Original



**Gambar 2. 18** Grafik RR Data Original kelompok Orang

**b. Hasil LVQ Data Normalisasi**

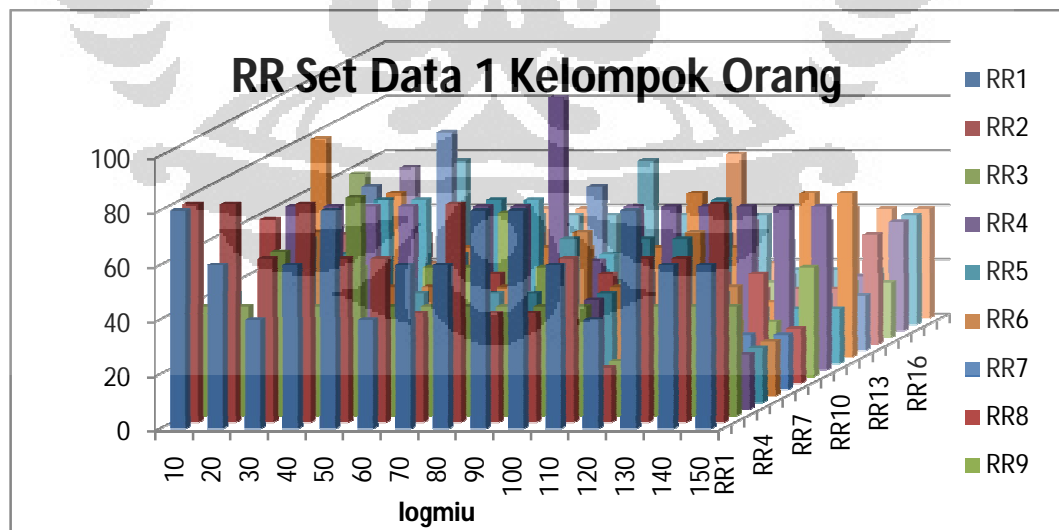
**Tabel 2. 5** RR1 – RR9 Set Data 1 Kelompok Orang

logmiu	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9
10	80	80	40	40	40	20	20	60	20
20	60	80	40	20	20	40	40	20	20
30	40	60	60	20	60	60	20	40	40
40	60	80	40	20	40	20	20	20	20
50	80	60	80	20	20	40	40	20	40
60	40	60	40	20	40	40	40	20	40
70	60	40	40	20	20	20	20	40	60
80	60	80	40	20	40	40	20	20	40
90	80	40	40	20	40	20	20	40	20
100	80	40	40	20	60	60	20	40	20
110	60	60	40	40	40	40	40	40	20
120	40	20	20	60	60	20	40	20	40
130	80	60	40	20	60	60	20	40	20
140	60	60	40	20	40	40	20	40	20
150	60	80	40	20	20	20	20	20	40

Tabel 2. 6 RR10 – RR 18 Set Data 1 kelompok Orang

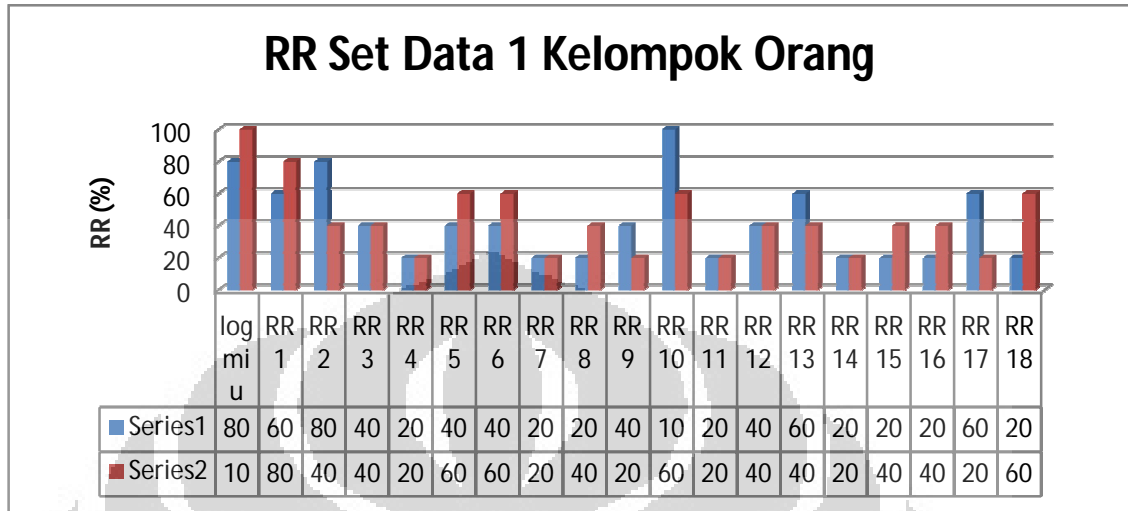
RR10	RR11	RR12	RR13	RR14	RR15	RR16	RR17	RR18	AVG
60	20	80	20	40	60	20	40	20	40
60	40	20	60	40	20	60	20	20	38
60	60	60	40	40	20	20	60	20	43
60	60	20	80	20	20	20	40	20	37
20	40	40	20	20	20	20	40	40	37
60	60	20	20	40	20	20	40	40	37
60	60	40	40	20	20	20	40	20	36
100	20	40	60	20	20	20	60	20	40
40	40	20	40	20	20	20	40	20	32
60	20	40	40	20	40	40	20	60	40
60	20	60	40	40	20	40	40	20	40
60	60	40	20	20	20	20	20	20	33
60	20	20	40	20	40	40	20	40	39
60	20	60	20	20	20	20	20	40	34
60	20	60	20	40	20	40	40	40	37

Berikut Grafik RR keseluruhan logmiu Set Data 1 untuk pengelompokkan orang:

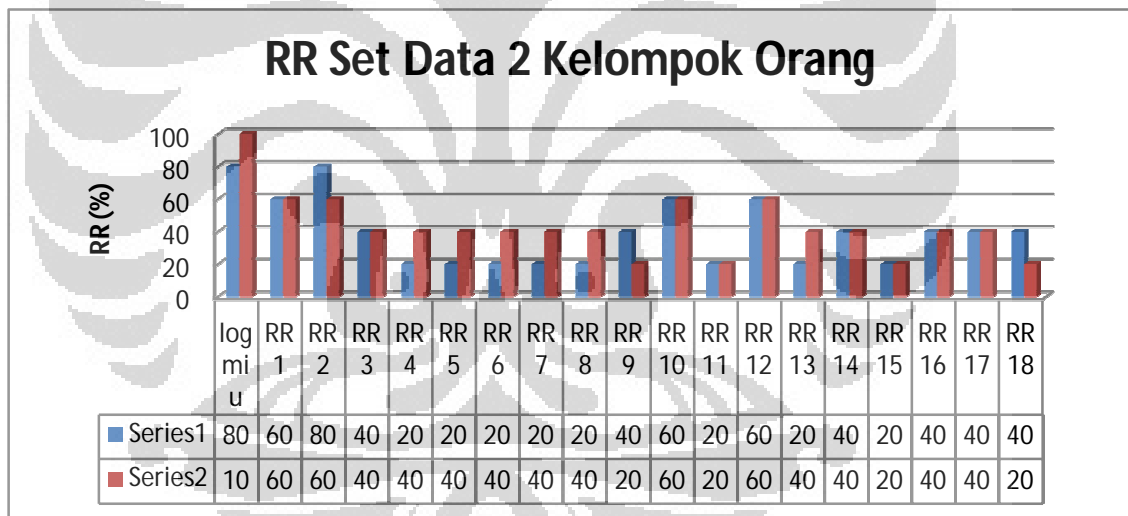


Gambar 2. 19 Grafik RR Set Data 1 Kelompok Orang

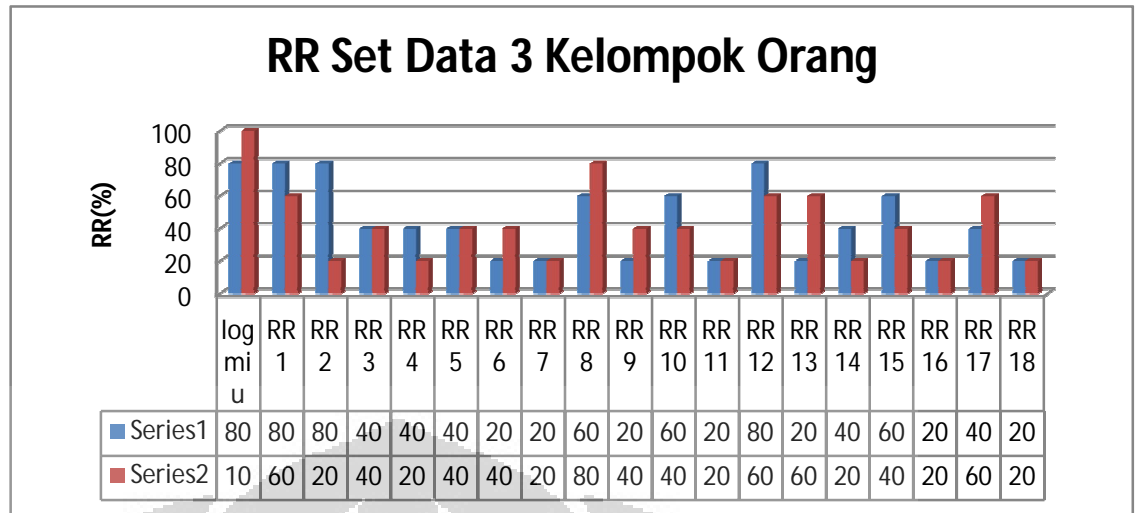
Dari percobaan diatas, digunakan logmiu 80 dan 100 untuk percobaan set data selanjutnya. Diperoleh data sebagai berikut:



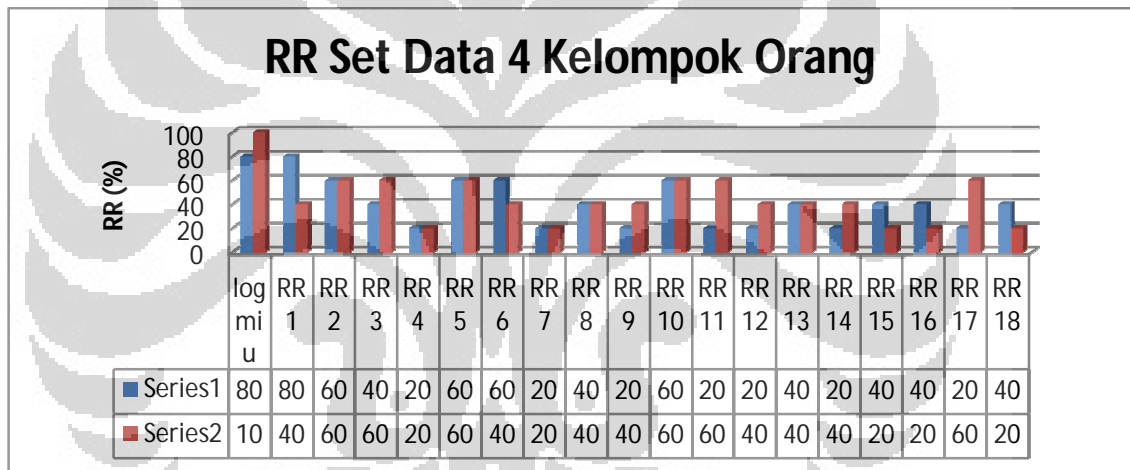
(a) RR Orang 1



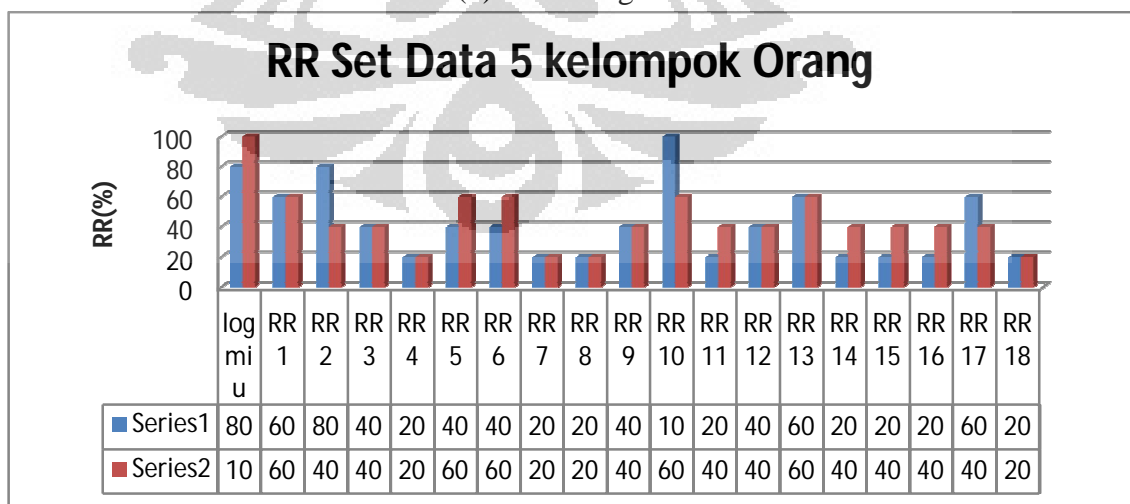
(b) RR Orang 2



(c) RR Orang 3

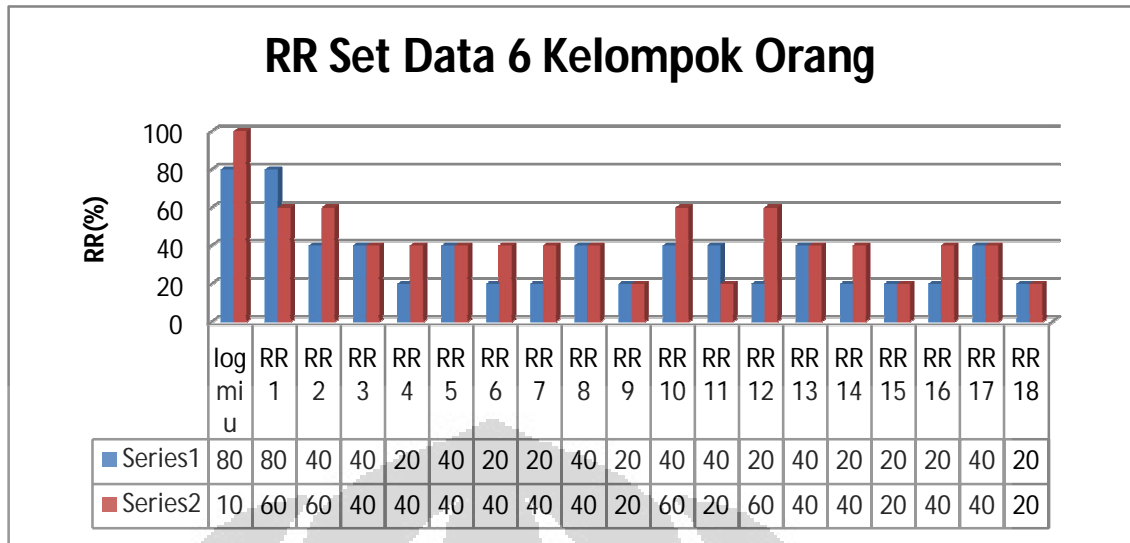


(d) RR Orang 4

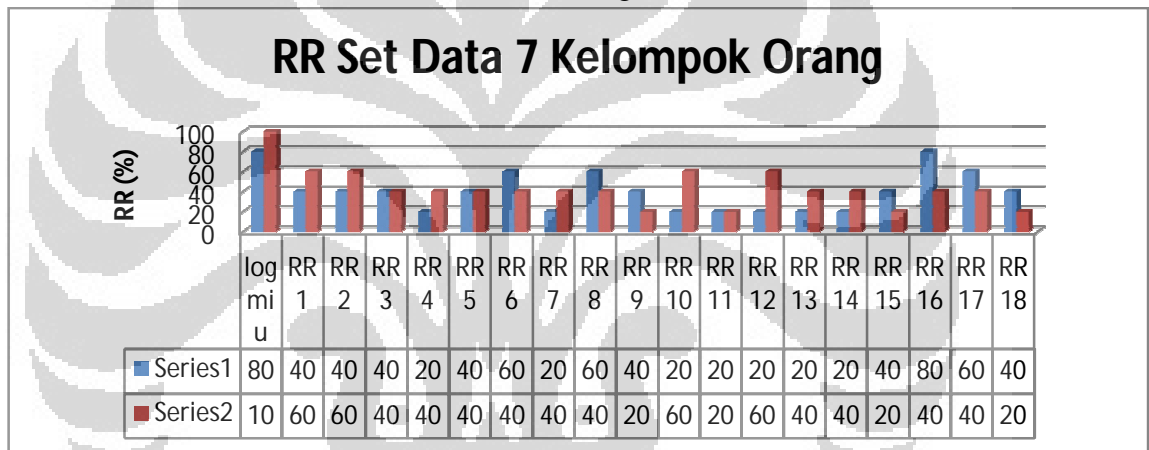


(e) RR Orang 5

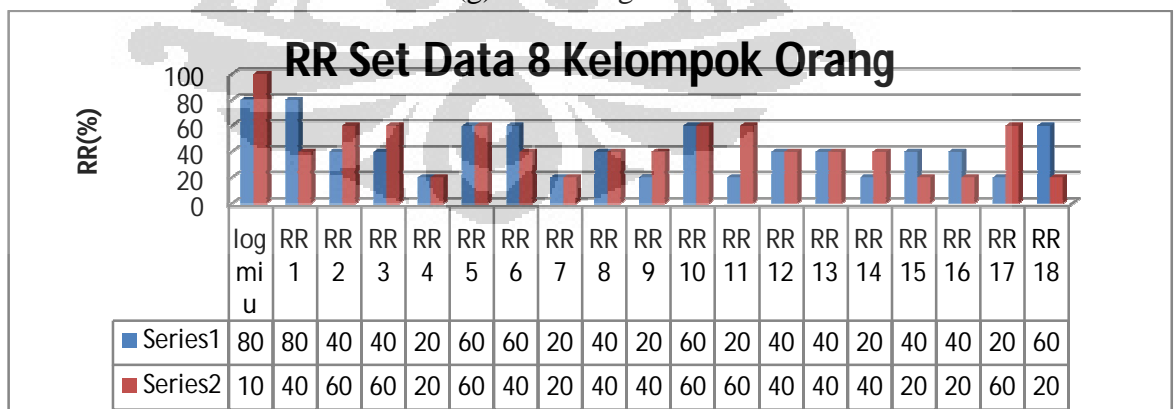




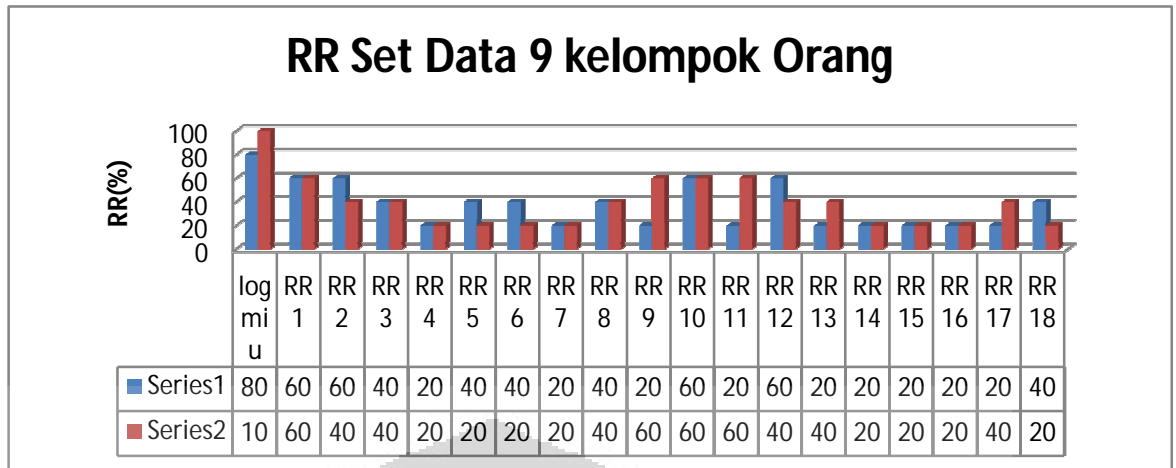
(f) RR Orang 6



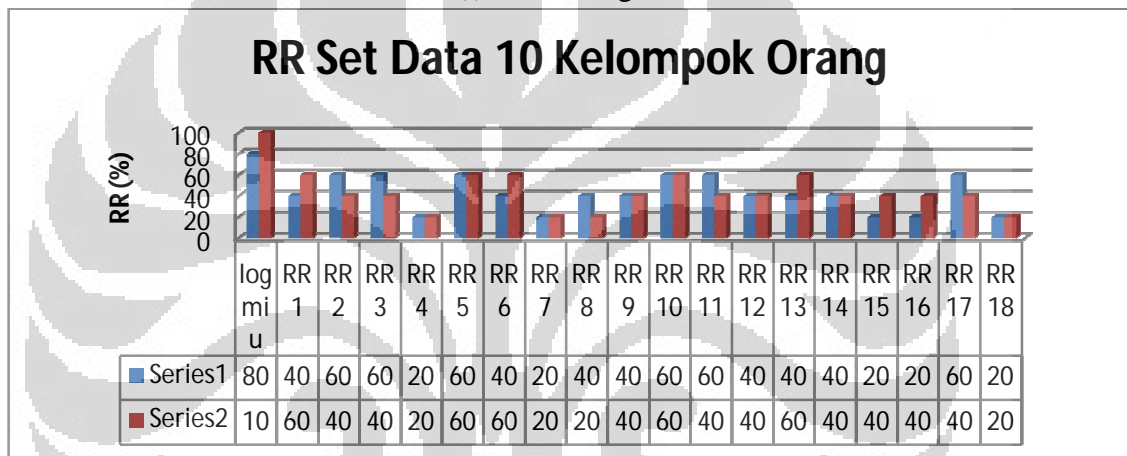
(g) RR Orang 7



(h) RR Orang 8



(i) RR Orang 9



(j) RR Orang 10

**Gambar 2. 20 Grafik RR Set Data 1-10 Untuk Kelompok Orang dengan LVQ**

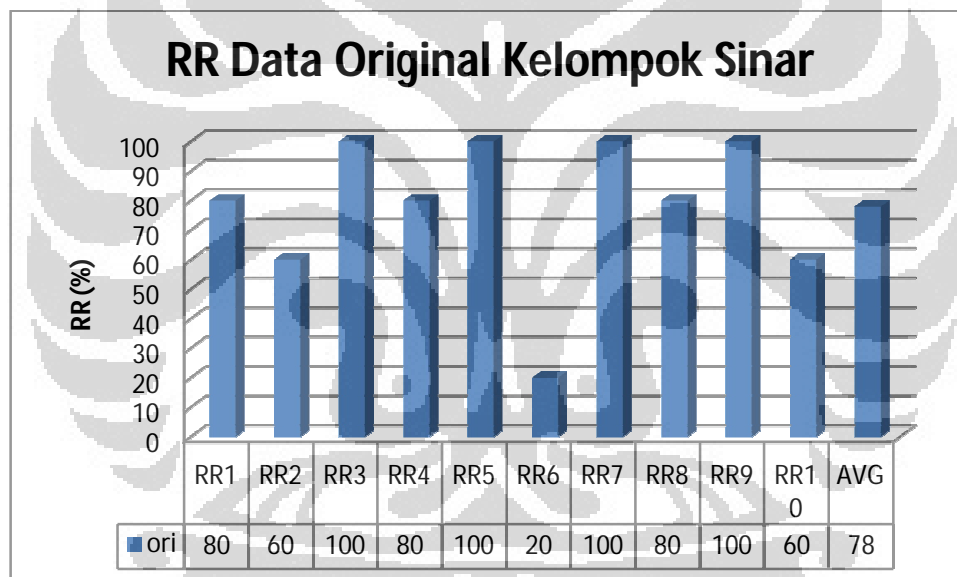
Hasil yang diperoleh untuk data berdasarkan orang pada percobaan ini terbilang buruk. Karena nilai rata-rata tingkat rekognisi tertinggi tidak mencapai 50%. Pada percobaan ini data *training* dan data *testing* terdiri dari variasi sudut dan cahaya. Seperti halnya hasil yang diperoleh untuk kelompok sudut, walaupun dengan kompensasi iluminasi dan telah mengambil nilai logmiu yang terbaik, namun hasilnya belum maksimal.

### 2.7.3 Pengelompokan Data Berdasarkan Cahaya

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- h. Set Data : 1 s/d 6
- i. Isi Set Data : 10 kelas, 180 pola/kelas
- j. Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- k. Epoch max : 1000
- l. Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- m. Konstanta alpha (c) : 0.2
- n. Cutoff : 0

#### a. Hasil LVQ Data Original



**Gambar 2. 21** Grafik RR Data Original Kelompok Sinar

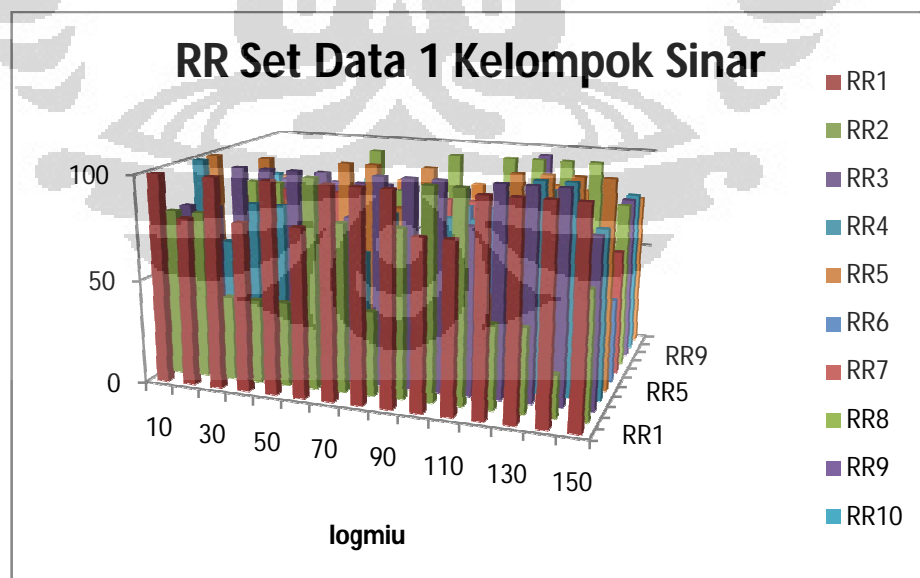
#### b. Hasil LVQ Data normalisasi

Sama seperti kelompok-kelompok data yang lain, pada percobaan ini juga dicari nilai logmiu yang menghasilkan tingkat rekognisi terbaik untuk dipakai pada percobaan set data selanjutnya.

Tabel 2. 7 RR Set Data 1 kelompok Sinar

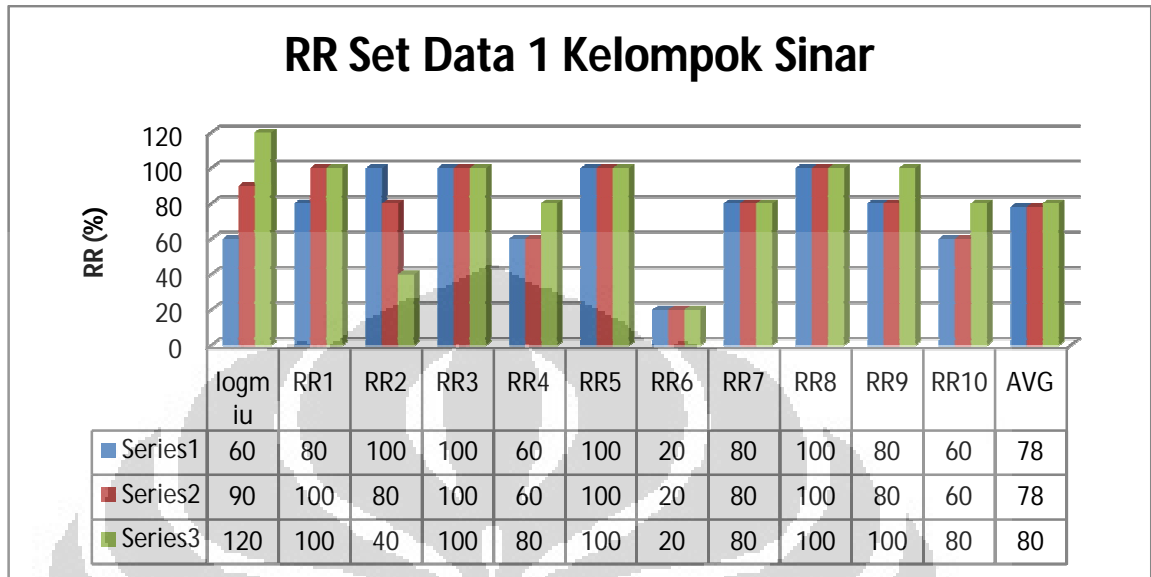
logmiu	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	AVG
10	100	80	80	100	100	20	60	80	60	80	76
20	80	80	80	60	80	20	60	80	80	40	66
30	100	40	100	80	100	40	80	80	80	40	74
40	80	40	100	80	80	60	80	80	80	20	70
50	100	40	100	80	80	20	80	80	80	80	74
60	80	100	100	60	100	20	80	100	80	60	78
70	100	80	80	60	100	20	40	80	80	40	68
80	100	40	100	80	80	60	40	80	60	20	66
90	100	80	100	60	100	20	80	100	80	60	78
100	80	100	100	80	20	80	80	80	40	40	70
110	80	100	80	80	40	80	80	100	40	60	74
120	100	40	100	80	100	20	80	100	100	80	80
130	100	40	100	100	100	40	80	100	80	40	78
140	100	20	100	100	100	80	40	100	40	20	70
150	100	60	80	80	100	40	60	80	80	80	76

Berikut grafiknya :

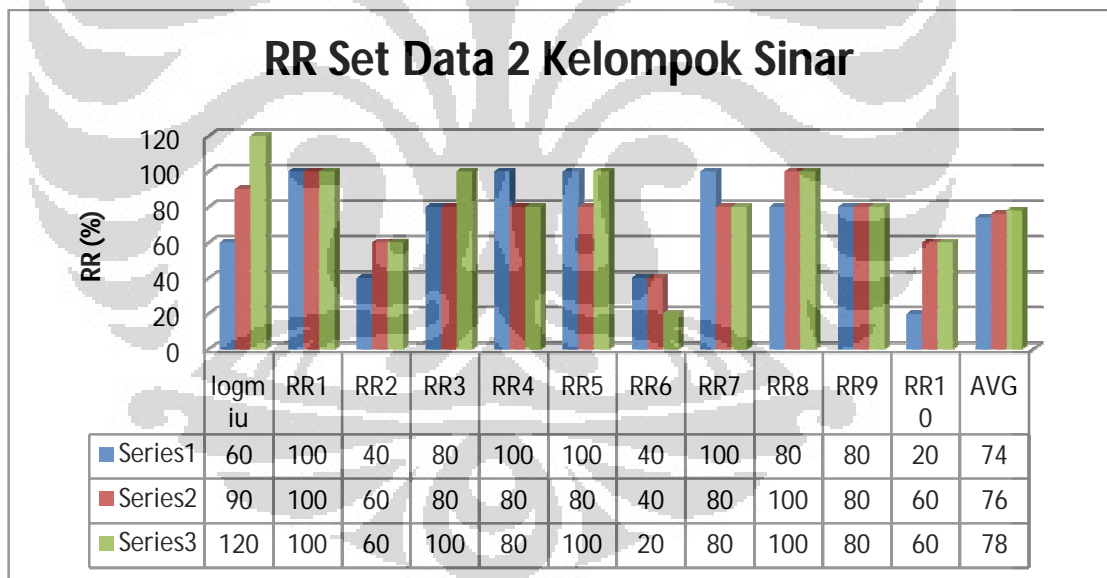


Gambar 2. 22 Grafik RR Set Data 1 Kelompok Sinar Keseluruhan Logmiu

Dari hasil percobaan set data 1 di atas diperoleh logmiu yang menghasilkan tingkat rekognisi terbaik yang akan digunakan untuk percobaan set data selanjutnya, yaitu logmiu 60,90 dan 120. Dari hasil percobaan diperoleh :

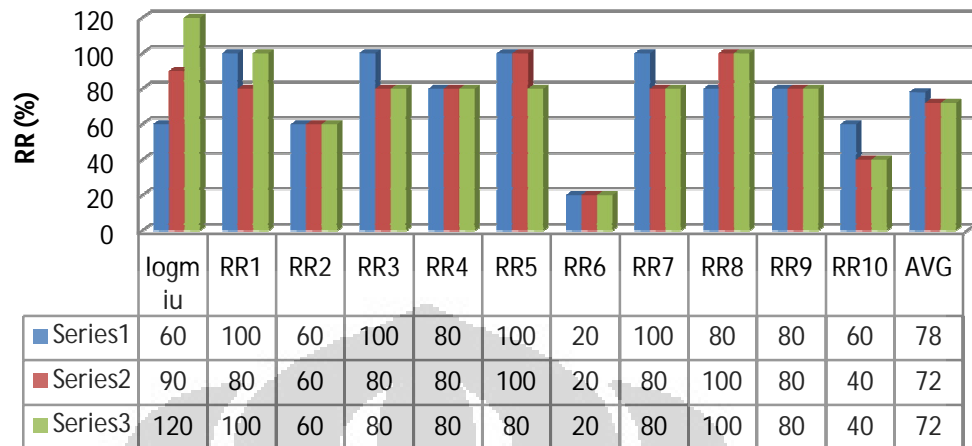


(a) RR Sinar 1



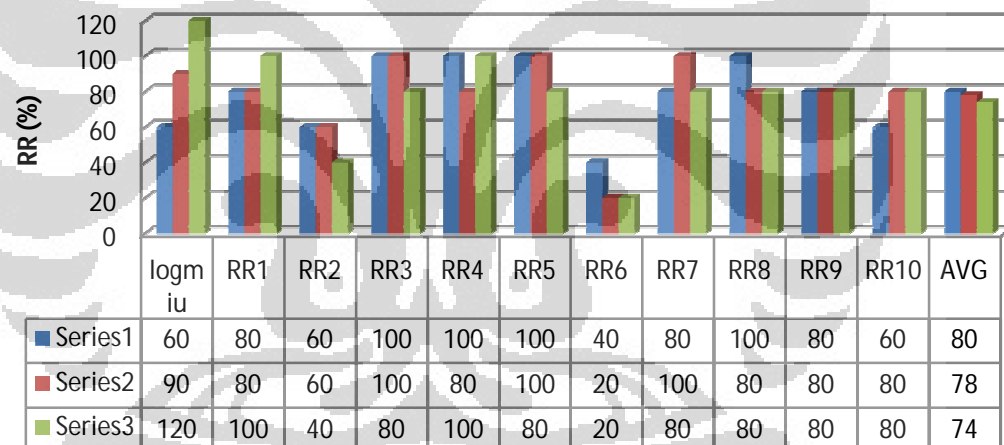
(b) RR Sinar 2

### RR Set Data 3 Kelompok Sinar

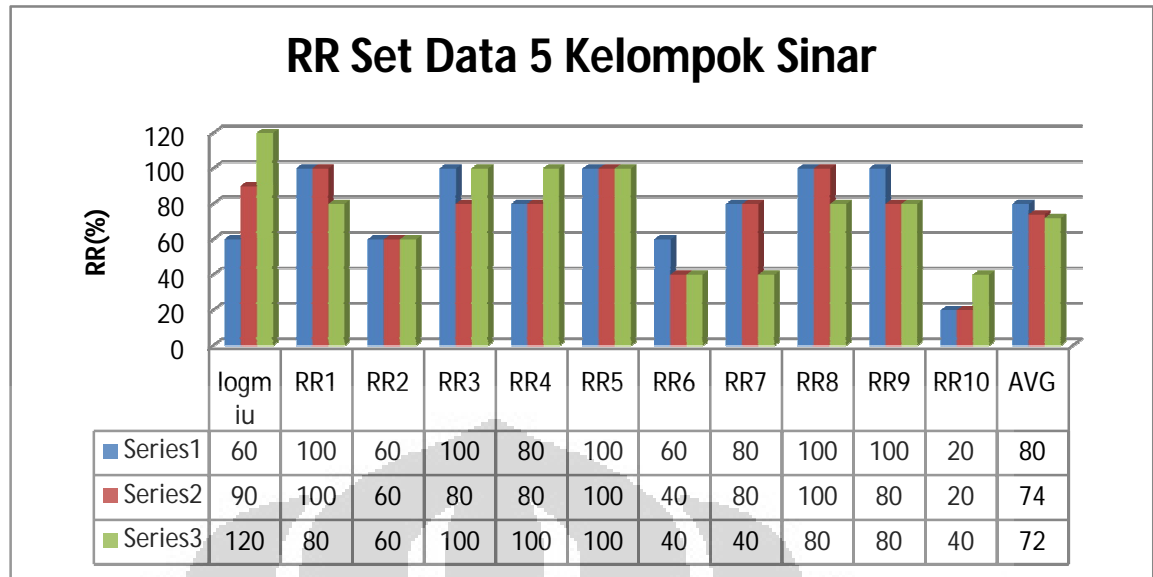


(c) RR Sinar 3

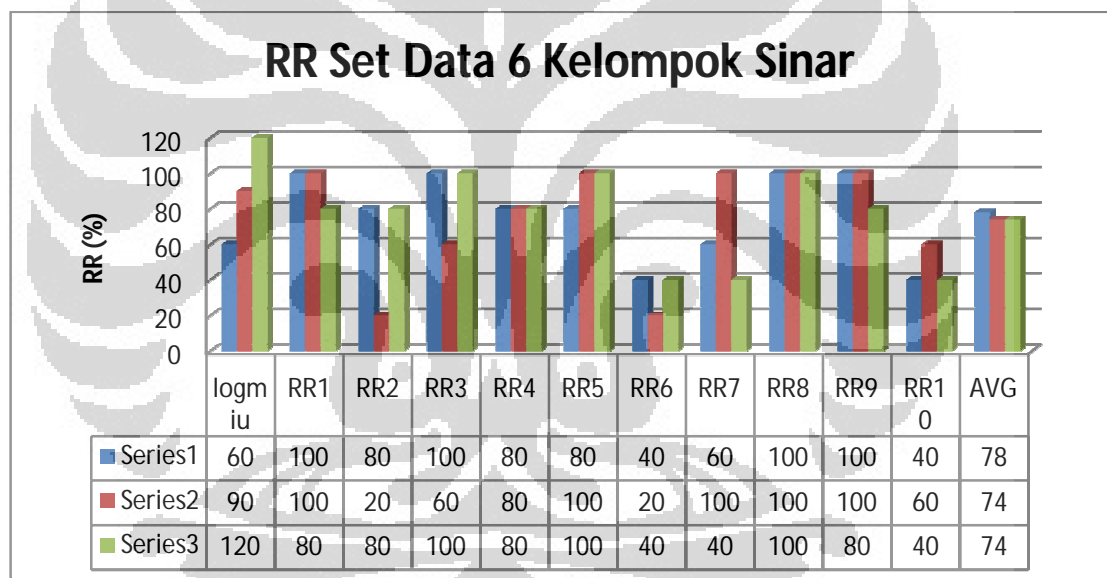
### RR Set Data 4 Kelompok Sinar



(d) RR Sinar 4



(e) RR Sinar 5

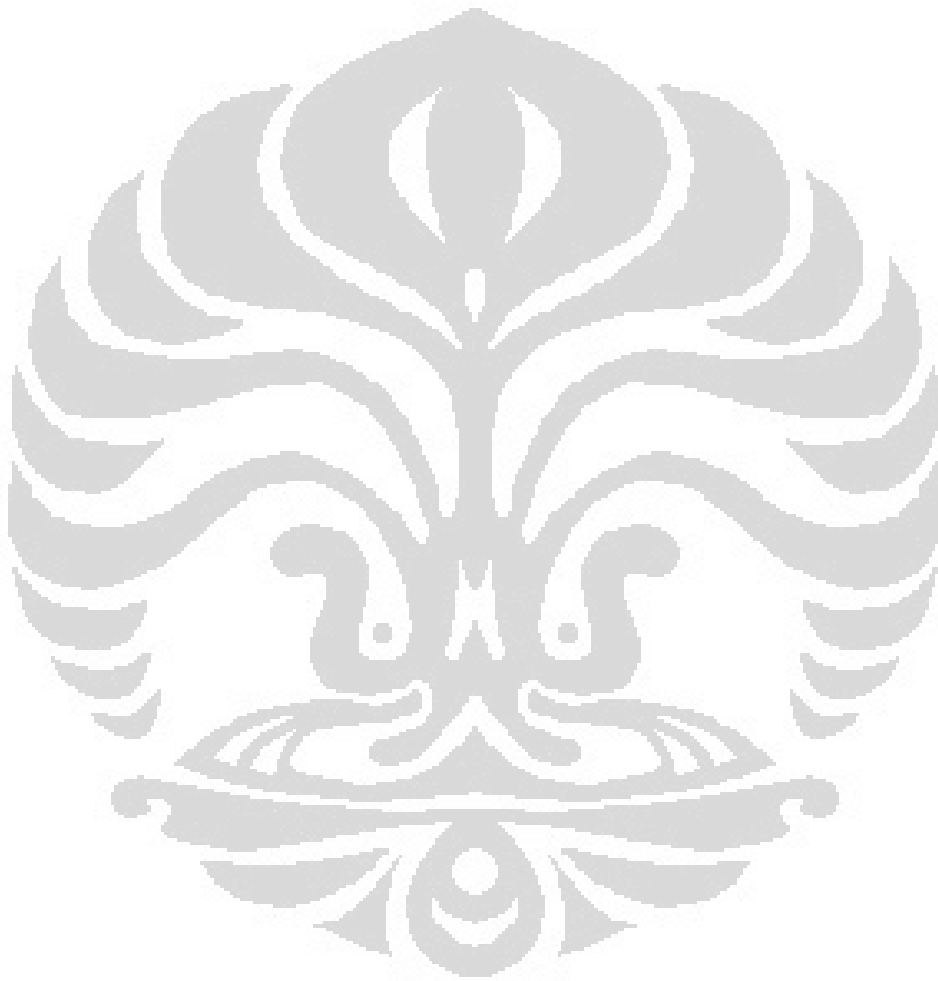


(f) RR Sinar 6

**Gambar 2. 23** RR Set Data 1-6 untuk Pengelompokkan Sinar

Hasil yang diperoleh pada percobaan data dengan pengelompokkan sinar dapat dikatakan cukup baik. Nilai rata-rata tingkat rekognisi terendah sebesar 72% dan yang tertinggi mencapai 80%. Namun sama seperti kelompok sebelumnya, hasilnya belum maksimal, karena adanya variasi data itu sendiri. Dalam pengelompokkan sinar, adanya proses kompensasi

iluminasi berguna untuk menyamaratakan atau meminimalisir dampak perbedaan intensitas, karena itu hasil yang diperoleh masih lebih baik dibandingkan dua pengelompokan sebelumnya.





## BAB 3

### ***FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION* UNTUK PENGENALAN CITRA WAJAH DENGAN VARIASI CAHAYA DAN SUDUT**

Penurunan tingkat rekognisi data dengan variasi cahaya dan sudut seperti yang telah dibahas pada bab sebelumnya membuat dikembangkannya metode jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan logika fuzzy yang diharapkan dapat meningkatkan atau memperbaiki tingkat rekognisi data.

Metode JST dengan logika fuzzy tidak jauh berbeda dengan metode bST biasa yang digunakan yaitu LVQ. Perbedaannya terletak pada data yang digunakan pada percobaan merupakan data hasil fuzzyfikasi, baik original maupun normalisasi.

#### **3.1 Logika Fuzzy**

##### **3.1.1 Pengertian Logika Fuzzy**

Logika Fuzzy adalah peningkatan dari logika Boolean yang berhadapan dengan konsep kebenaran sebagian. Di mana logika klasik menyatakan bahwa segala hal dapat diekspresikan dalam istilah *binary* (0 atau 1, hitam atau putih, ya atau tidak), logika fuzzy menggantikan kebenaran boolean dengan tingkat kebenaran. Logika Fuzzy memungkinkan nilai keanggotaan antara 0 dan 1, tingkat keabuan dan juga hitam dan putih, dan dalam bentuk linguistik, konsep tidak pasti seperti “sedikit”, “lumayan”, dan “sangat”.

Proses fuzzyfikasi merupakan proses untuk mengubah variabel *non fuzzy* (variabel numerik) menjadi variabel *fuzzy* (variabel linguistik). Nilai masukan-masukan yang masih dalam bentuk variabel numerik yang telah dikuantisasi sebelum diolah oleh pengendali *fuzzy* harus diubah terlebih dahulu ke dalam variabel *fuzzy*. Melalui fungsi keanggotaan yang telah disusun maka nilai-nilai masukan tersebut menjadi informasi *fuzzy* yang berguna nantinya untuk proses pengolahan secara *fuzzy* pula. Proses ini disebut fuzzyfikasi.

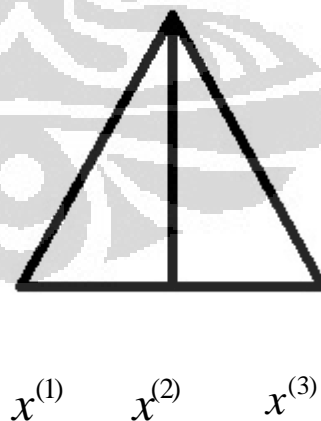
Proses fuzzifikasi menerima suatu crisp sinyal input, menormalisasinya dan mengklasifikasinya dalam fungsi keanggotaan. Nilai keanggotaan bernilai antara '0' dan '1', menentukan ukuran kekompatibelan sinyal pada fungsi keanggotaan. Setiap fungsi keanggotaan diidentifikasi dengan variabel linguistik seperti kecil, sedang, besar dan sangat besar. Bentuk fungsi keanggotaan yang sering digunakan adalah bentuk segitiga.

### 3.1.2 Bilangan Fuzzy Segitiga

Bilangan fuzzy segitiga merupakan suatu bilangan yang merepresentasikan distribusi satu set data yang dinyatakan dengan tiga angka berikut :

$$\tilde{x} = (x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}), \quad (2.13)$$

Dimana nilai  $\tilde{x}$  merupakan nilai fuzzy  $x$  dengan  $x^{(1)}$  adalah nilai minimum,  $x^{(2)}$  adalah nilai rata-rata dan  $x^{(3)}$  merupakan nilai maksimum. Nilai-nilai tersebut akan membentuk suatu segitiga fuzzy seperti yang terlihat pada gambar 3.1.[5]



**Gambar 3. 1** Segitiga Fuzzy

Beberapa operasi aritmatika pada bilangan fuzzy yaitu :

## 3 Penjumlahan

$$\tilde{x} + \tilde{y} = (x^{(1)} + y^{(1)}, x^{(2)} + y^{(2)}, x^{(3)} + y^{(3)}) \quad (3.1)$$

## 4 Pengurangan

$$\tilde{x} - \tilde{y} = (x^{(1)} - y^{(3)}, x^{(2)} - y^{(2)}, x^{(3)} - y^{(1)}) \quad (3.2)$$

## 5 Perkalian dengan skalar

$$k\tilde{x} = \begin{cases} (kx^{(1)}, kx^{(2)}, kx^{(3)}) \text{ dengan } k \geq 0 \\ (kx^{(3)}, kx^{(2)}, kx^{(1)}) \text{ dengan } k < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

### 3.1.3 Vektor Fuzzy Segitiga

Dari persamaan (3.1) kita dapat memperoleh suatu vektor fuzzy segitiga dimana vektor fuzzy tersebut dinotasikan dalam

$$\tilde{x} = (\tilde{x}_1; \tilde{x}_2; \tilde{x}_3; \dots; \tilde{x}_n) \quad (3.4)$$

Dengan melihat persamaan (2.1) maka diperoleh vektor fuzzy  $x(\tilde{x})$ , yaitu:

$$\tilde{x} = (x_1^{(1)}, x_1^{(2)}, x_1^{(3)}; x_2^{(1)}, x_2^{(2)}, x_2^{(3)}; \dots; x_n^{(1)}, x_n^{(2)}, x_n^{(3)}) \quad (3.5)$$

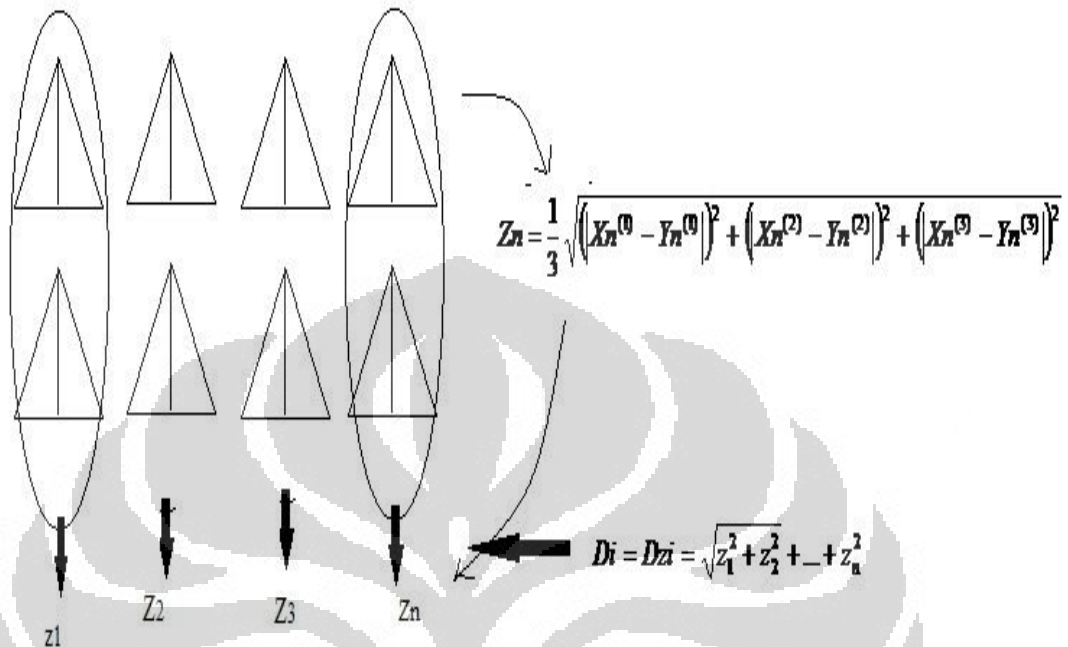
### 3.1.4 Jarak Antara Vektor Fuzzy Segitiga

Jarak antara kedua vektor fuzzy segitiga ini diperlukan penulis dalam melakukan penelitian karena pada saat melakukan penelitian LVQ dengan metode fuzzy penulis harus mengetahui jarak antar vektor untuk menentukan jarak yang paling minimum antara vektor fuzzy dengan vektor pewakilnya. [5]

$$Di = Dz_i = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + \dots + z_n^2} \quad (3.6)$$

$$Z_n = \frac{1}{3} \sqrt{\left( X_n^{(1)} - Y_n^{(1)} \right)^2 + \left( X_n^{(2)} - Y_n^{(2)} \right)^2 + \left( X_n^{(3)} - Y_n^{(3)} \right)^2} \quad (3.6)$$

Dengan ilustrasi sebagai berikut:



### 3.1.5 Fuzzy Learning Vector Quantization

Konsep dari LVQ Fuzzy ini sama seperti jaringan lvq biasa, namun yang membedakan adalah data yang digunakan merupakan data hasil fuzzyfikasi terhadap data asli yang akan dijelaskan prosesnya pada sub-bab 3.2.

Algoritma yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan LVQ fuzzy adalah sebagai berikut:

1. Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-8
2. Untuk setiap vektor fuzzy masukan  $\tilde{x}$ , lakukan langkah 3 sampai 6
3. Untuk setiap j, hitung jarak antara vektor fuzzy masukan  $\tilde{x}$  dengan vektor perwakilan  $\tilde{w}_{ji}$

$$D_i = D_{zi} = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + \dots + z_n^2} \quad (2.19)$$

4. Temukan indeks j sehingga  $D_{zi}$  minimum
5. Periksa indeks dan bandingkan dengan informasi kelas
6. Untuk setiap neuron j:

- Jika indeks = Informasi kelas

$$\bar{w}_{ji} \text{ (baru)} = \bar{w}_{ji} \text{ (lama)} + \alpha(\bar{x}_{ji} - \bar{w}_{ji} \text{ (lama)})$$

- Jika  $T \neq C_j$

$$\bar{w}_{ji} \text{ (baru)} = \bar{w}_{ji} \text{ (lama)} - \alpha(\bar{x}_{ji} - \bar{w}_{ji} \text{ (lama)})$$

Dengan  $\alpha$  adalah laju pembelajaran (digunakan 0,2)

7. Memodifikasi laju pembelajaran (digunakan koefisien  $\alpha$  0,2 )
8. Periksa kondisi Henti

### 3.2 Tujuan Percobaan

Tujuan dari percobaan ini adalah:

- Menguji performa Fuzzy LVQ menggunakan data original dan data normalisasi dengan nilai logmiu yang berbeda-beda.
- Menerapkan proses fuzzyfikasi terhadap data original maupun normalisasi dan melihat pengaruhnya terhadap performa Fuzzy LVQ.
- Menerapkan metode Normalisasi Iluminasi pada data wajah dan melihat pengaruhnya pada performa Fuzzy LVQ .
- Menerapkan metode NI dan KI pada data wajah dan melihat pengaruhnya pada performa Fuzzy LVQ.
- Membandingkan hasil tingkat rekognisi yang diperoleh dari data original dan data hasil normalisasi pada percobaan ini.

### 3.3 Proses Percobaan

#### 3.3.1 Metodologi penelitian



**Gambar 3. 2** Bagan Metodologi Penelitian Fuzzy LVQ Standar

Metodologi penelitian dilakukan secara bertahap sebagai berikut :

1. Proses data

Proses data adalah dimana data yang telah diambil yakni berupa data citra wajah sepuluh orang dengan ekspresi bebas, dari berbagai sudut dengan intensitas cahaya yang berbeda-beda diproses sedemikian rupa sehingga dapat dilakukan tahap-tahap selanjutnya seperti normalisasi dan LVQ yang akan lebih jelas dibahas pada sub bab 2.4 ini.

2. Normalisasi citra

Data yang telah diproses kemudian akan dinormalisasi untuk memperoleh hasil yang lebih baik.

3. Fuzzyfikasi

Pada penelitian kali ini, karena penulis menggunakan metode penyederhanaan dengan logika fuzzy, maka terlebih dahulu dilakukan fuzzyfikasi data-data yang telah diambil dan dinormalisasikan. Hal ini dilakukan sebagai syarat dan salah satu pembeda antara metode LVQ non fuzzy dan LVQ dengan fuzzy.

4. Pelatihan data

Pada tahap ini penulis akan melakukan *training* terhadap data-data yang telah melalui tahapan-tahapan di atas.

#### 5. Pengetesan data

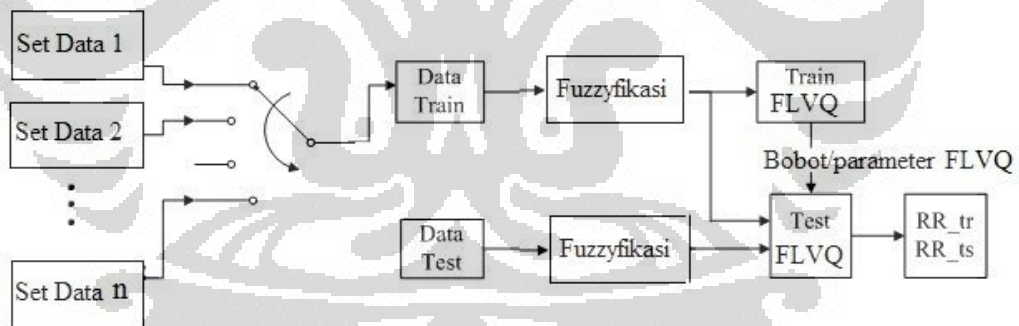
Setelah melakukan pelatihan, maka dilakukan pengetesan untuk mengetahui hasil dari penelitian, dimana parameter-parameter yang digunakan diperoleh pada proses pelatihan.

#### 6. Analisa hasil

Hasil yang diperoleh dibandingkan satu sama lain. Pada penelitian kali ini terdapat dua kasus yang harus di analisa yaitu dengan dan tanpa normalisasi .

Pada percobaan kali ini digunakan dua jenis data yaitu data original dan data normalisasi. Data-data tersebut kemudian dikelompokkan ke dalam tiga kelompok data yang disusun berdasarkan variasi sudut, variasi orang, dan variasi cahaya seperti yang telah dijelaskan pada sub-bab 2.6.

Berikut skema untuk Fuzzy LVQ data original:

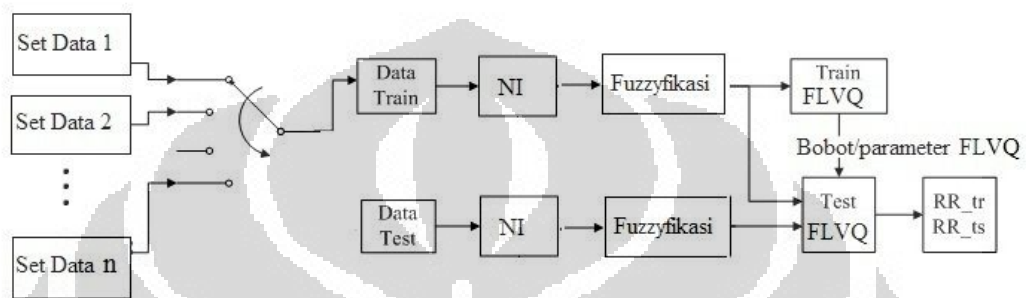


**Gambar 3. 3** Skema Proses Fuzzy LVQ Data Original

Dari skema di atas dapat dilihat bahwa jumlah set data sebanyak  $n$  buah akan melalui tahapan-tahapan sebelum diuji dengan metode LVQ. Pada percobaan ini digunakan rasio perbandingan data *training* : data *testing* sebesar 50:50. Data original akan melalui proses fuzzyfikasi dimana data citra wajah original akan dicari nilai maksimum, minimum dan rata-ratanya untuk membentuk suatu bilangan fuzzy segitiga. Data hasil fuzzyfikasi inilah yang kemudian akan melalui

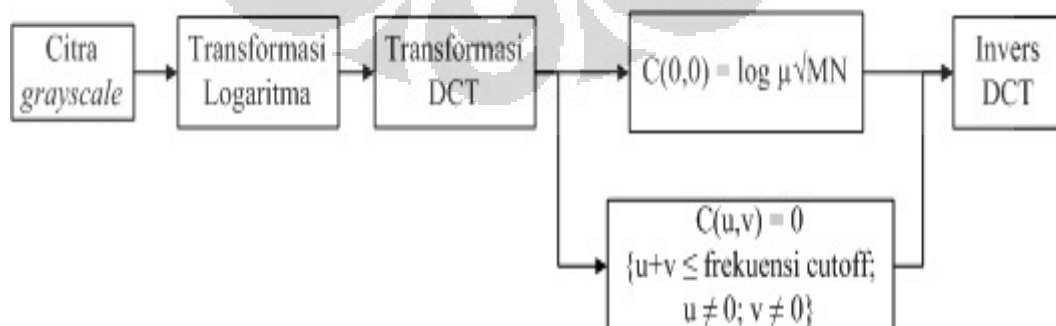
proses pelatihan untuk peroleh parameter-parameter dan bobot yang akan digunakan pada saat *testing*. Kemudian data original hasil fuzzyfikasi akan melalui proses *testing* untuk melihat tingkat rekognisi yang diperoleh.

Berikut skema untuk fuzzy LVQ data normalisasi:



**Gambar 3. 4** Skema Proses Fuzzy LVQ Data Normalisasi

Dari skema di atas dapat dilihat bahwa jumlah set data sebanyak  $n$  buah akan melalui tahapan-tahapan sebelum diuji dengan metode LVQ. Pada percobaan ini digunakan rasio perbandingan data *training* : data *testing* sebesar 50:50. Data original akan melalui proses normalisasi dengan skema sebagai berikut:



**Gambar 3. 5** Skema Proses Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi



Data original akan melalui proses fuzzyfikasi dimana data citra wajah original akan dicari nilai maksimum, minimum dan rata-ratanya untuk membentuk suatu bilangan fuzzy segitiga. Data hasil fuzzyfikasi inilah yang kemudian akan melalui proses pelatihan untuk peroleh parameter-parameter dan bobot yang akan digunakan pada saat *testing*. Kemudian data normalisasi hasil fuzzyfikasi akan melalui proses *testing* untuk melihat tingkat rekognisi yang diperoleh.

Proses-proses yang terdapat pada skema di atas akan dijelaskan lebih rinci pada sub-bab 3.3 ini.

### 3.3.2 Proses Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan dalam ruangan yang diterangi dengan lampu TL dengan latar yang berwarna hitam polos. Metode pengambilan data yaitu dengan merekam video yang dicuplik oleh Kamera Infra merah dalam format kompresi AVI.

Jumlah objek yang diambil datanya adalah 10 orang. Setiap orang diminta untuk berekspresi bebas di depan kamera selama proses pengambilan data (rekaman video). Setiap orang akan diambil 6 macam set data dengan perbedaan tingkat intensitas cahaya dan juga sudut pengambilan. Setiap set data akan berisi 10 folder dimana setiap folder tersebut akan berisi 6 citra wajah satu orang dengan intensitas cahaya yang berbeda. Set data yang digunakan berjumlah 18 set data dimana set data tersebut dikelompokkan berdasarkan sudut pengambilan dari  $10^{\circ}$  -  $180^{\circ}$ .

Seluruh set data menggunakan penerangan lampu pijar dengan variasi persentase dimmer dan lampu TL. Lampu pijar berjarak  $\pm 1$  meter dari wajah dan dengan sudut penyinaran yang berubah-ubah mengikuti sudut pengambilan data. Lampu TL  $\pm$  meter dengan arah pencahayaan dari

atas kepala, kondisi ini dianggap sebagai kondisi non-ideal atau penerangan yang sesuai dengan kondisi sebenarnya pada aplikasi kamera pengintai.

Setelah pengambilan data selesai, maka yang dilakukan selanjutnya adalah menjadikan citra wajah tersebut berukuran 40 x 40 pixel.

Citra wajah yang diambil merupakan citra wajah dari 18 sudut yang berbeda dengan kamera visible, sehingga untuk memprosesnya citra wajah dirubah formatnya menjadi grayscale.

### 3.3.3 Normalisasi Data

Setelah melalui proses data, selanjutnya dilakukan normalisasi. Setiap Citra 2 dimensi dapat dinyatakan oleh matriks  $f(x,y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  merupakan indeks pixel-pixel secara vertikal dan horizontal, merupakan hasil perkalian antara reflektansi citra  $r(x,y)$  dengan iluminasi citra  $e(x,y)$ .

Untuk mendapatkan citra yang baik untuk tujuan sistem pengenalan wajah, kita perlu mendapatkan nilai murni reflektansi citra dengan iluminasi yang seragam pada setiap pixel.

Proses penghapusan variasi iluminasi pada suatu citra sehingga iluminasi seluruh pikselnya seragam disebut dengan Kompensasi Iluminasi (KI).

#### 1. Transformasi Logaritma Citra

Dalam domain Logaritma persamaan bertransformasi menjadi persamaan logaritma. Jika dalam domain Spasial KI dilakukan dengan operasi pembagian maka dalam domain Logaritma Kompensasi dilakukan dengan operasi pengurangan  $e(x,y)$  dengan kompensator  $C(x,y)$ .

#### 2. *Discrete Cosine Transform (DCT)*

*Discrete Cosine Transform* (DCT) adalah perubahn domain spasial ke dalam domain frekuensi. DCT ini memiliki 4 tipe yang berbeda, dimana pada penelitian kali ini yang akan digunakan adalah DCT tipe kedua.

### 3. Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Citra dalam Ruang DCT Logaritma

Kompensasi Iluminasi dalam domain DCT dapat dilakukan dengan menghilangkan koefisien frekuensi rendah dalam matriks  $C(u,v)$  yaitu matriks koefisien DCT citra.

Koefisien frekuensi nol pada matriks DCT  $C(0,0)$  disebut komponen DC yang menyatakan tingkat pencahayaan pada seluruh permukaan gambar. Proses KI menghapus komponen frekuensi rendah citra namun tidak menghapus komponen frekuensi nol ini (komponen DC) karena penghapusan komponen DC membuat citra hitam total atau seluruh nilai pikselnya nol.

Setiap citra berdimensi berapapun akan memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama.

Berikut hasil dari proses normalisasi dan kompensasi iluminasi:

**Tabel 3. 1** Contoh Hasil Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

logmiu	Citra Wajah 1	Citra Wajah 2	Citra Wajah 3	Citra Wajah 4	Citra Wajah 5	Citra Wajah 6
20						
40						
60						
80						
100						
120						
140						














































### 3.3.4 Fuzzyfikasi

Pada penelitian ini penulis akan melakukan pengujian data dengan menggunakan logika fuzzy. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, logika fuzzy lebih mengarah pada suatu penyederhanaan data dengan cara membuat suatu vektor fuzzy segitiga dimana segitiga fuzzy tersebut berisikan nilai minimum, rata-rata dan maksimum dari setiap matriks data.

Untuk dapat memproses ke tahap selanjutnya, maka diperlukan proses fuzzyfikasi. Fuzzyfikasi sendiri merupakan proses pembentukan data fuzzy yang berasal dari data citra wajah asli (crisp) menjadi bilangan fuzzy segitiga. Hasil dari fuzzy segitiga ini akan digunakan dalam proses jaringan syaraf tiruan dengan metode LVQ.

Berikut hasil dari proses fuzzyfikasi:

Tabel 3. 2 Contoh hasil Fuzzyfikasi

Logmiu	Minimum	Rata-rata	Maksimum
10			
20			
30			
40			
50			
60			
70			
80			
90			
100			
110			
120			
130			
140			
150			

### 3.3.5 Proses Fuzzy LVQ

Setelah melalui proses normalisasi ,selanjutnya akan dilakukan pengujian dengan metode LVQ,dimana algoritmanya telah dipaparkan pada sub-bab sebelumnya.

Pada pengujian kali ini, metode yang digunakan merupakan Fuzzy LVQ, dimana untuk algoritmanya hampir sama dengan LVQ pada pengujian sebelumnya, namun yang membedakan adalah data yang kita uji merupakan data hasil dari fuzzyfikasi. Selain itu penentuan jarak euclidien mengikuti perhitungan dari logika fuzzy.

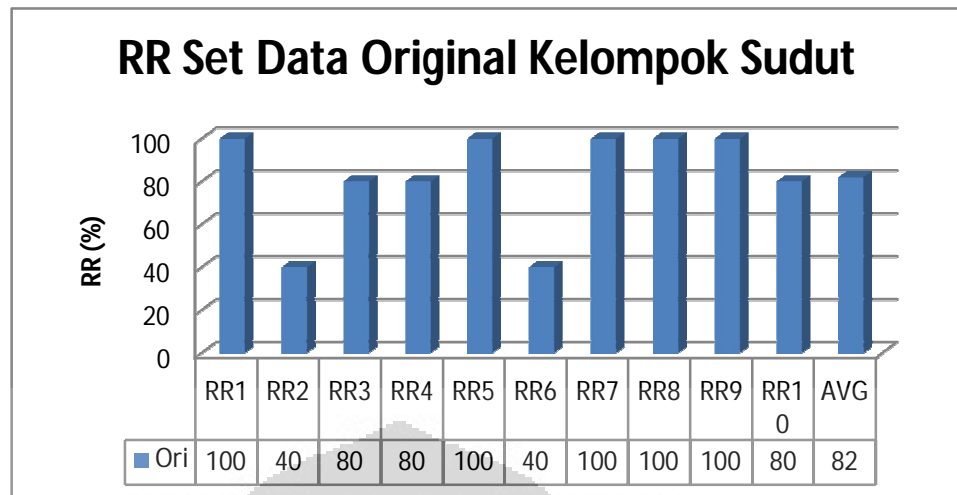
## 3.4 Hasil dan Analisa

### 3.4.1 Pengelompokkan Data Berdasarkan Sudut

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- |   |                           |
|---|---------------------------|
| a. Set Data                             | : 1 s/d 18                |
| b. Isi Set Data                         | : 10 kelas, 60 pola/kelas |
| c. Data <i>Test</i> : Data <i>Train</i> | : 50% : 50%               |
| d. Epoch max                            | : 1000                    |
| e. Laju pembelajaran (alpha)            | : 0.2                     |
| f. Konstanta alpha (c)                  | : 0.2                     |
| g. Cutoff                               | : 0                       |

#### a. Hasil FLVQ Data Original



**Gambar 3. 6** Grafik RR Data Original Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ

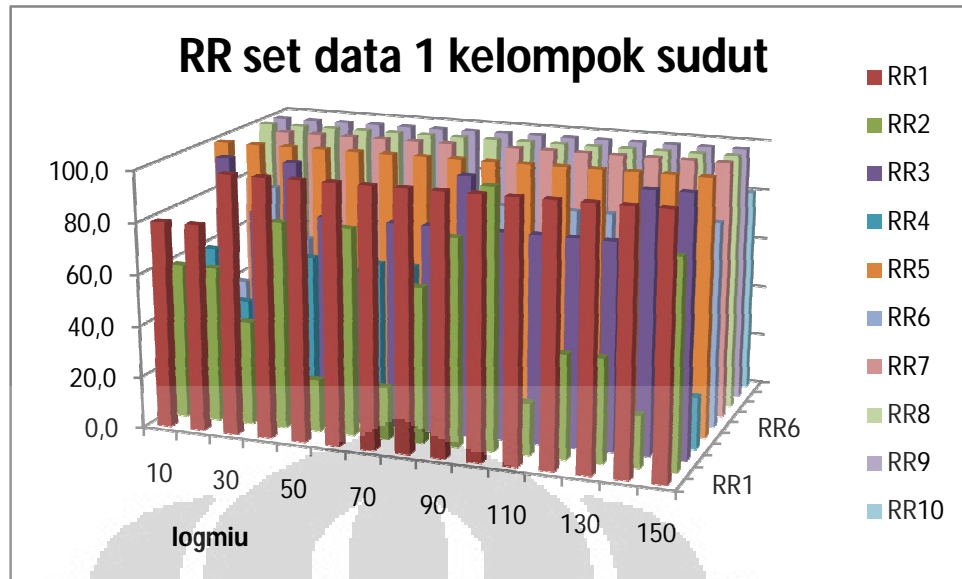
**b. Hasil FLVQ Data Normalisasi**

Untuk data normalisasi dilakukan percobaan untuk menentukan nilai logmiu terbaik yang akan digunakan untuk percobaan set data- set data selanjutnya.

**Tabel 3. 3** RR Set Data 1 Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ

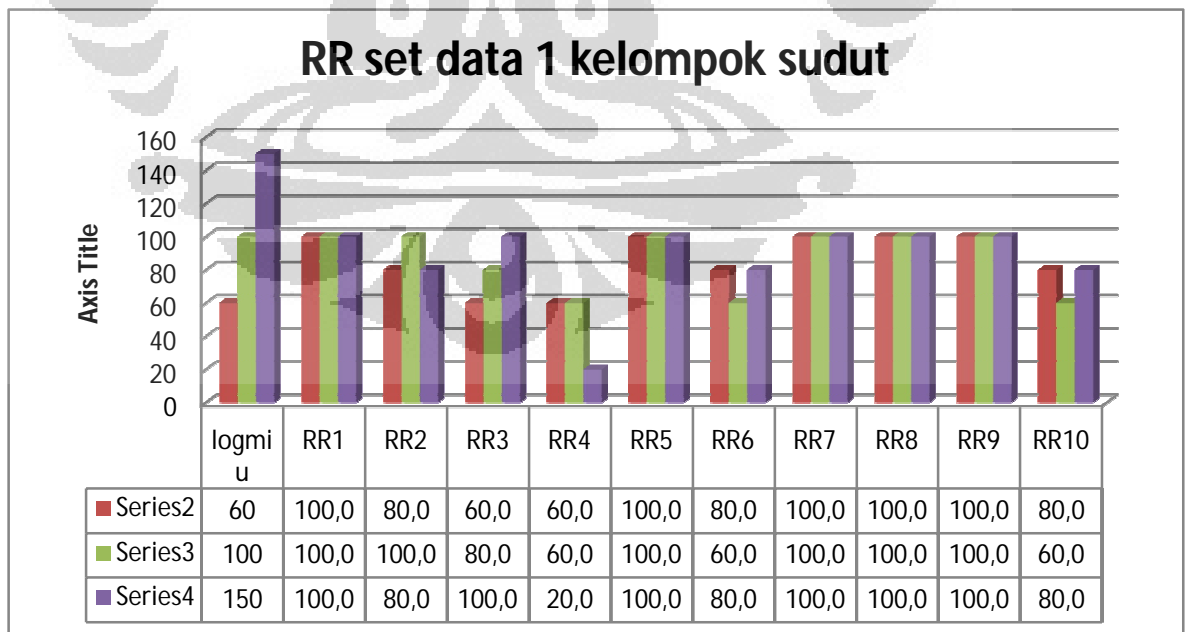
logmiu	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	AVG
<b>10</b>	80,0	60,0	60,0	60,0	100,0	40,0	80,0	100,0	100,0	60,0	74,0
<b>20</b>	80,0	60,0	100,0	40,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	60,0	82,0
<b>30</b>	100,0	40,0	80,0	20,0	100,0	60,0	100,0	100,0	100,0	80,0	78,0
<b>40</b>	100,0	80,0	100,0	60,0	100,0	40,0	100,0	100,0	100,0	40,0	82,0
<b>50</b>	100,0	20,0	80,0	40,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	60,0	78,0
<b>60</b>	100,0	80,0	60,0	60,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	80,0	86,0
<b>70</b>	100,0	20,0	80,0	60,0	100,0	60,0	100,0	100,0	100,0	40,0	76,0
<b>80</b>	100,0	60,0	80,0	60,0	100,0	60,0	80,0	100,0	100,0	40,0	78,0
<b>90</b>	100,0	80,0	100,0	20,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	40,0	82,0
<b>100</b>	100,0	100,0	80,0	60,0	100,0	60,0	100,0	100,0	100,0	60,0	86,0
<b>110</b>	100,0	20,0	80,0	60,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	60,0	80,0
<b>120</b>	100,0	40,0	80,0	60,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	80,0	84,0
<b>130</b>	100,0	40,0	80,0	40,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	80,0	82,0
<b>140</b>	100,0	20,0	100,0	20,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	60,0	78,0
<b>150</b>	100,0	80,0	100,0	20,0	100,0	80,0	100,0	100,0	100,0	80,0	86,0

Berikut grafiknya :



**Gambar 3. 7** Grafik RR Keseluruhan Set Data 1 Kelompok Sudut dengan Fuzzy LVQ

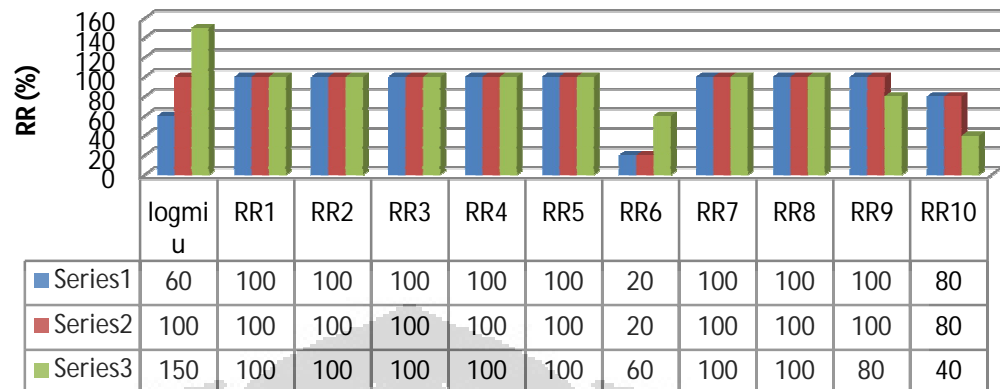
Dari tabel dan grafik di atas dapat dilihat bahwa nilai logmiu terbaik yang diperoleh yaitu 60,100,dan 150. Nilai logmiu inilah yang akan digunakan untuk percobaan set data selanjutnya.Dengan demikian diperoleh data dengan grafik terpisah sebagai berikut:



(a) RR Set Data 1



### RR Set Data 2 Kelompok Sudut



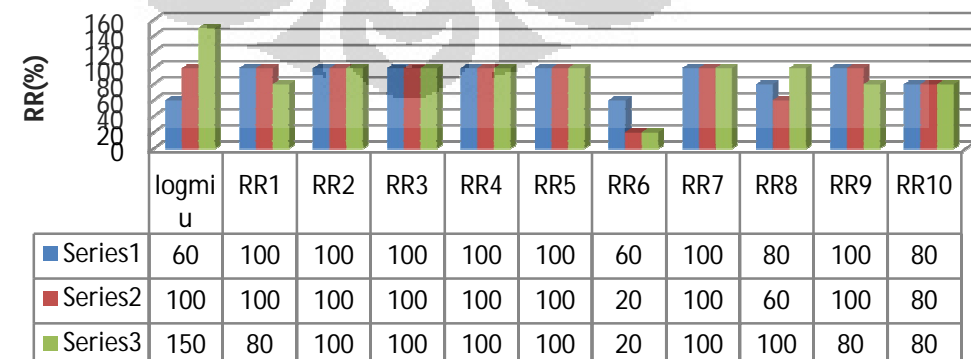
(b) RR Set Data 2

### RR Set Data 3 kelompok Sudut



(c) RR Set Data 3

### RR Set Data 4 Kelompok Sudut



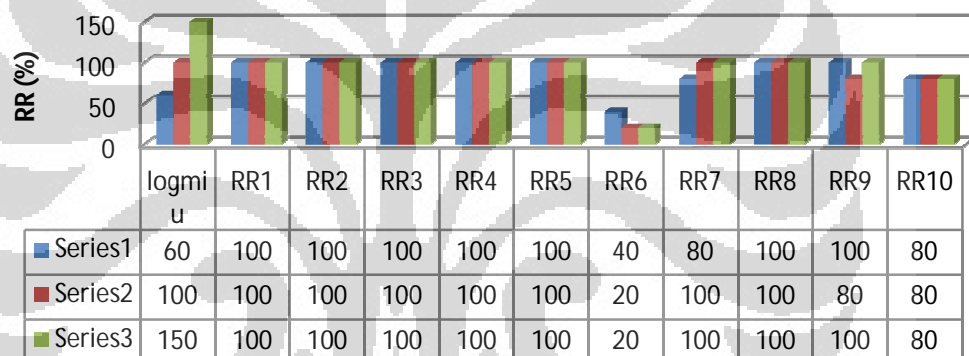
(d) RR Set Data 4

### RR Set Data 5 Kelompok Sudut



(e) RR Set Data 5

### RR Set Data 6 Kelompok Sudut



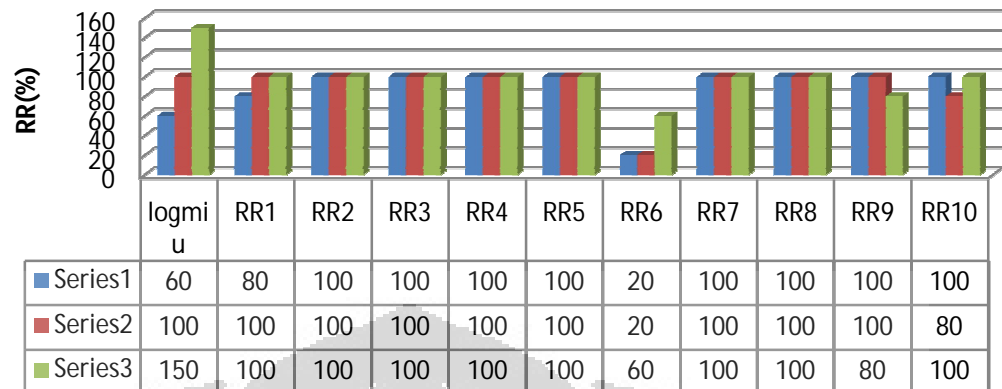
(f) RR Set Data 6

### RR Set Data 7 Kelompok Sudut



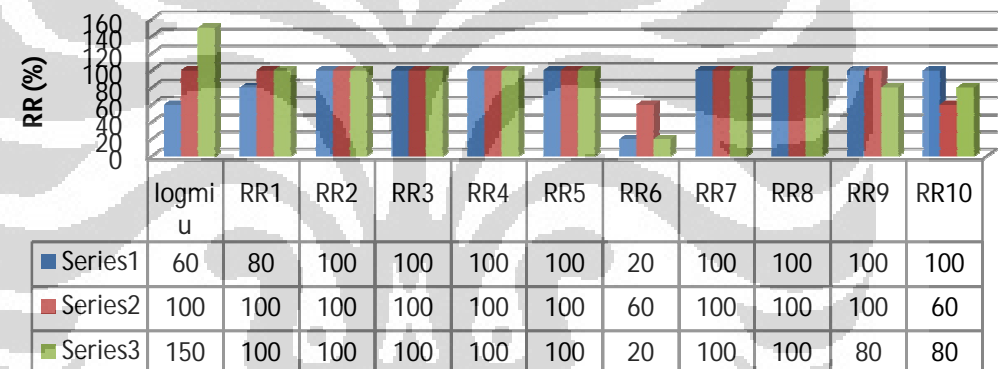
(g) RR Set Data 7

### RR Set Data 8 Kelompok Sudut



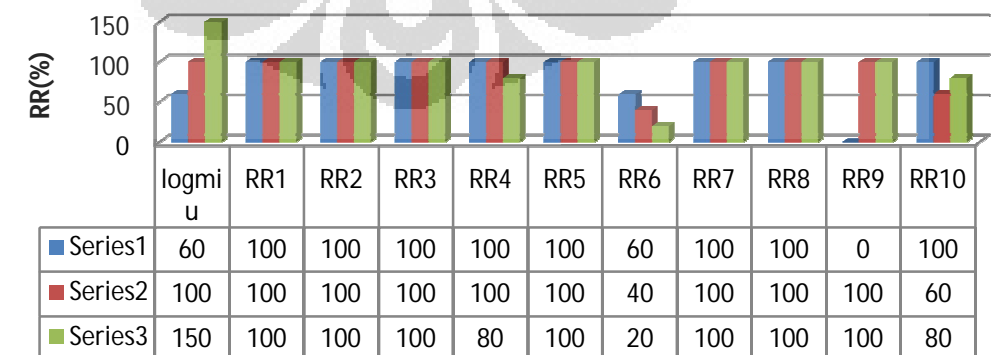
(h) RR Set Data 8

### RR Set Data 9 Kelompok Sudut



(i) RR Set Data 9

### RR Set Data 10 Kelompok Sudut



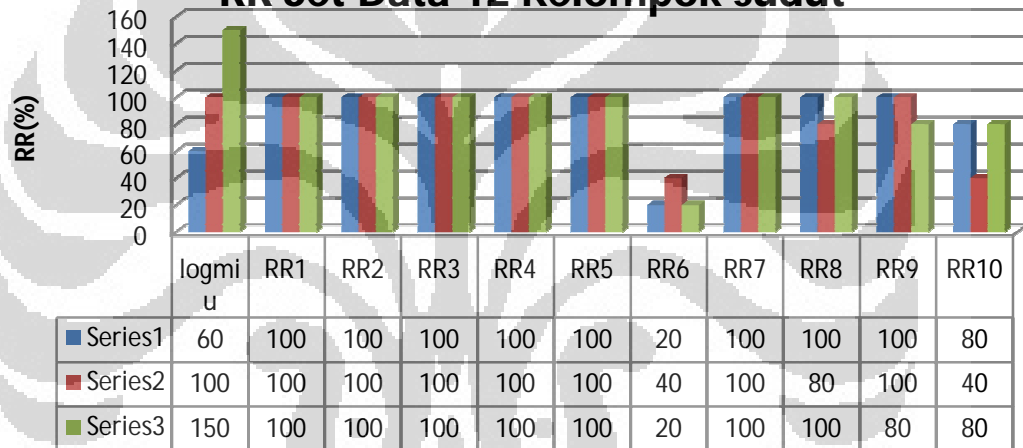
(j) RR Set Data 10

### RR Set Data 11 Kelompok Sudut



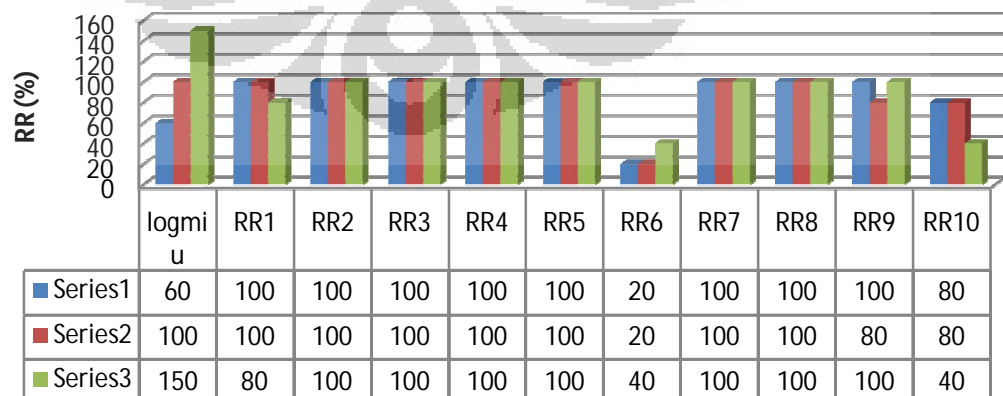
(k) RR Set Data 11

### RR Set Data 12 Kelompok sudut



(l) RR Set Data 12

### RR Set Data 13 kelompok Sudut



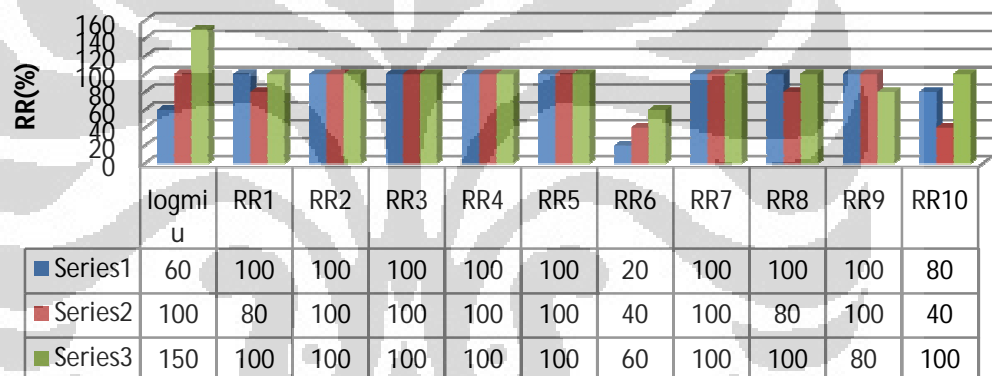
(m) RR Set Data 13

### RR Set Data 14 Kelompok Sudut



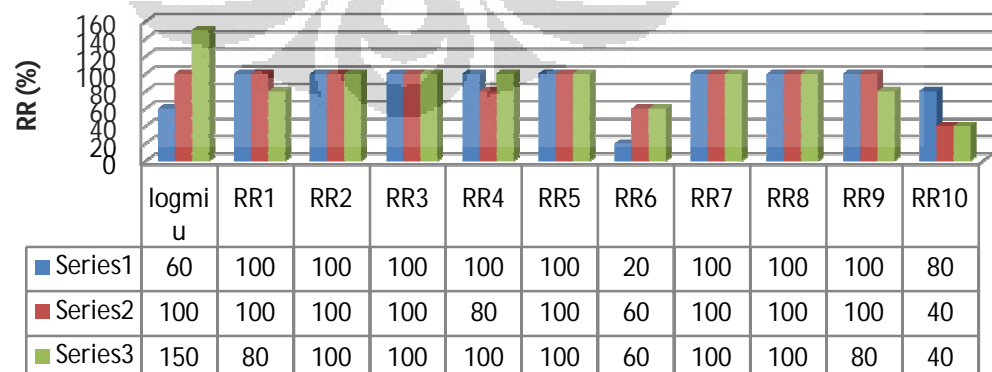
(n) RR Set Data 14

### RR Set Data 15 Kelompok Sudut

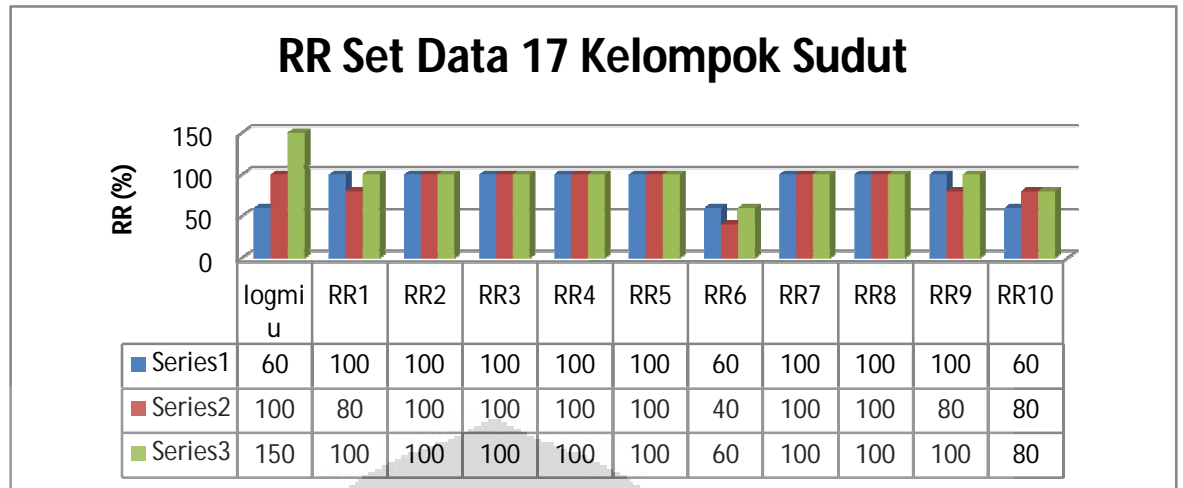


(o) RR Set Data 15

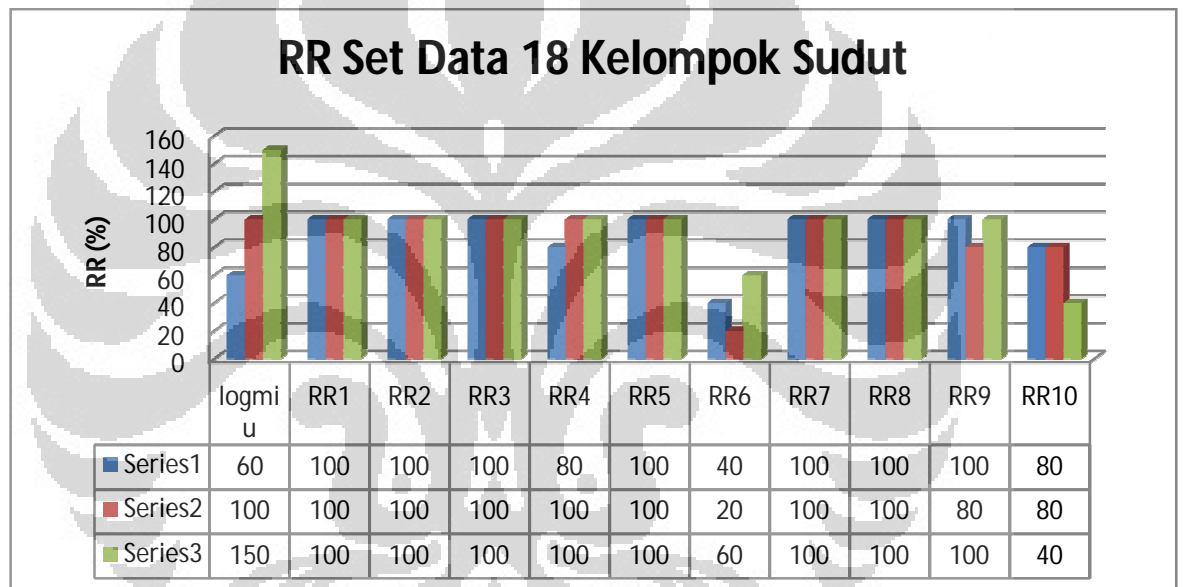
### RR Set Data 16 Kelompok Sudut



(p) RR Set Data 16



(q) RR Set Data 17



(r) RR Set Data 18

**Gambar 3. 8** Grafik RR Set Data 1-18 untuk Pengelompokkan Sudut

Dari hasil percobaan dapat dilihat bahwa nilai tingkat rekognisi yang diperoleh untuk keseluruhan sudut dapat dikatakan sudah memuaskan. Nilai rata-rata tingkat rekognisi terendah adalah 84%, dan rata-rata tertinggi mencapai 96%. Adanya proses fuzzyfikasi menyebabkan berkurangnya resiko penurunan rekognisi terhadap data yang bervariasi, sebab metode ini memiliki fungsi

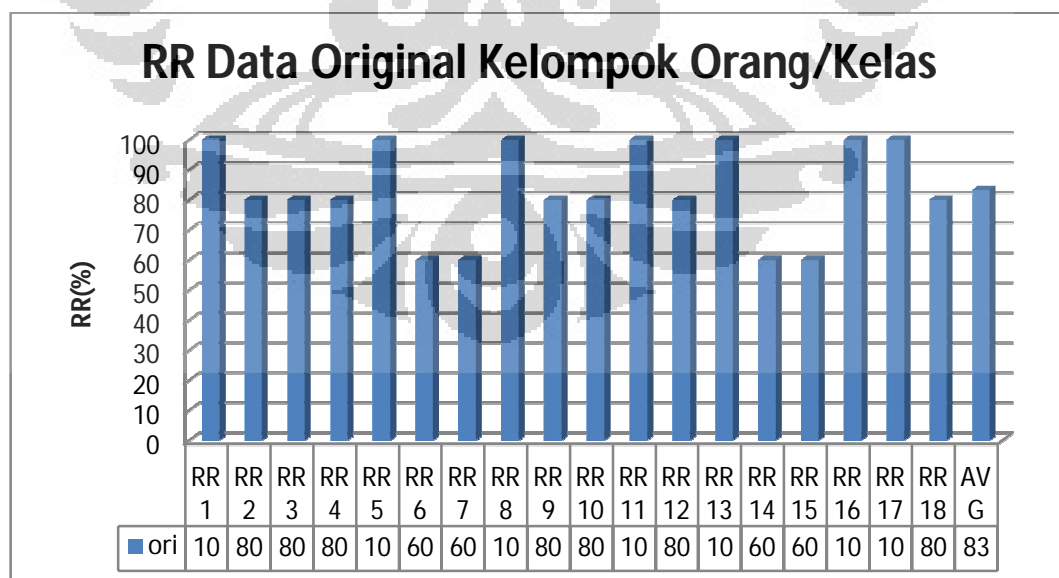
keanggotaan yang berada di daerah tengah dan tidak pasti, seperti yang telah dijelaskan pada sub bab sebelumnya. Merujuk pada hasil yang diperoleh pada bab 2 untuk pengelompokan yang sama dengan metode yang berbeda, menunjukkan bahwa metode fuzzy dapat memperbaiki turunya tingkat rekognisi yang disebabkan variasi data.

### 3.4.2 Pengelompokan Data Berdasarkan Orang

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- a. Set Data : 1 s/d 10
- b. Isi Set Data : 18 kelas, 60 pola/kelas
- c. Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- d. Epoch max : 1000
- e. Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- f. Konstanta alpha (c) : 0.2
- g. Cutoff : 0

#### a. Hasil FLVQ Data Original



**Gambar 3. 9** Grafik RR Data Original Kelompok Oran

### b. Hasil FLVQ Data Normalisasi

Menentukan logmiu yang akan digunakan dengan melakukan percobaan satu set data.

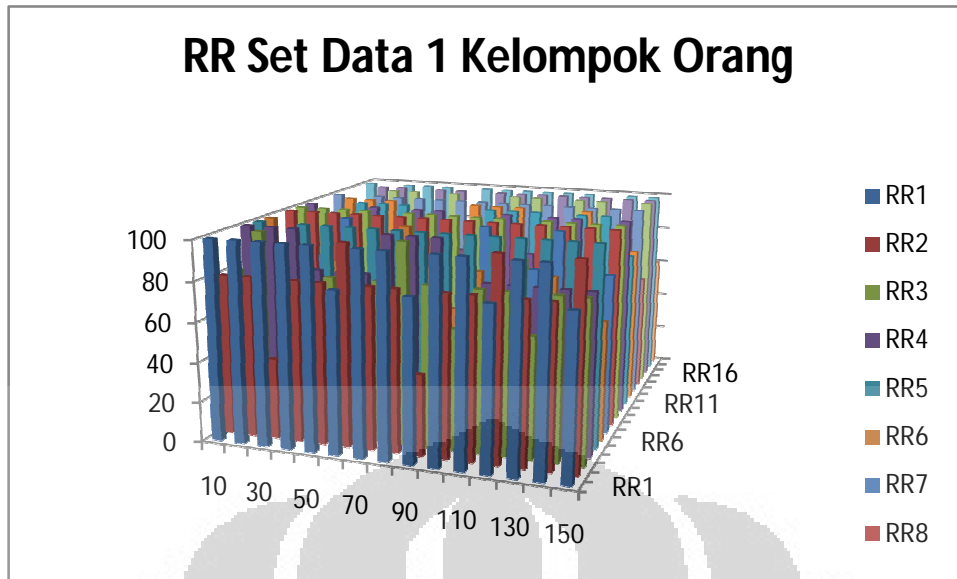
**Tabel 3. 4** RR1 – RR9 Set Data 1 kelompok Orang

logmiu	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9
10	100	80	80	100	100	100	80	100	100
20	100	80	100	100	80	80	80	100	100
30	100	40	80	100	100	60	80	100	100
40	100	80	60	80	100	80	100	100	100
50	100	80	80	80	100	60	60	100	80
60	80	100	80	80	100	60	80	100	100
70	100	80	80	100	100	100	80	100	100
80	100	80	100	100	100	80	80	100	100
90	80	40	80	100	100	60	80	100	100
100	100	80	60	80	100	80	100	100	100
110	100	80	80	80	100	60	60	100	80
120	80	100	80	80	100	60	80	100	100
130	100	80	60	80	100	80	100	100	100
140	100	80	80	80	100	60	60	100	100
150	80	100	80	80	100	60	80	100	100

**Tabel 3. 5** RR10-RR18 Set Data 1 Kelompok Orng

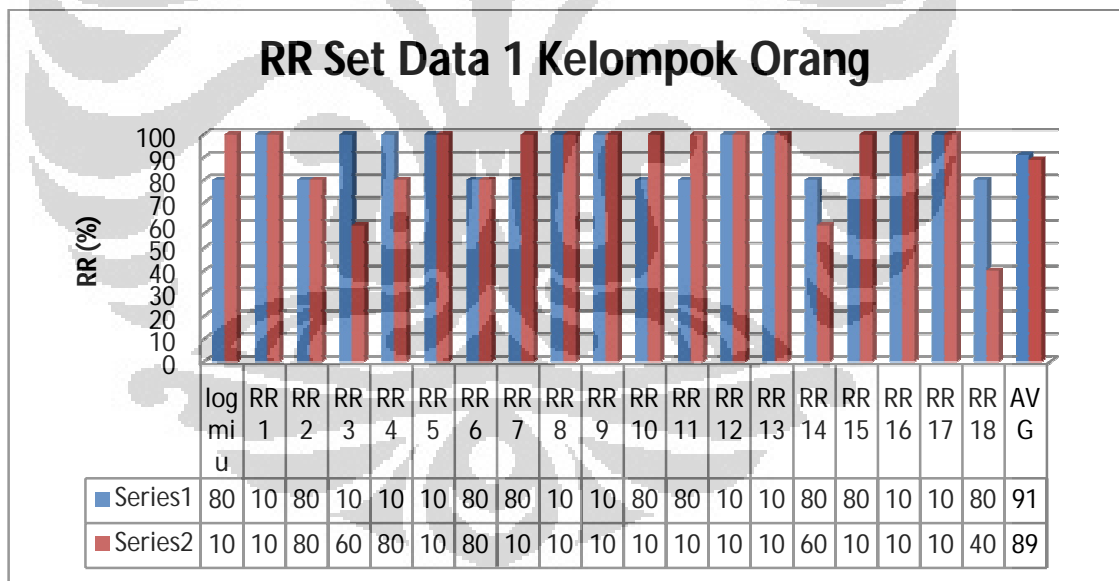
RR10	RR11	RR12	RR13	RR14	RR15	RR16	RR17	RR18	AVG
100	80	80	100	80	60	80	100	60	88
80	80	100	80	80	80	100	80	80	88
80	100	100	100	60	100	100	100	40	86
100	100	100	100	60	100	80	100	40	88
80	100	80	100	60	60	100	100	80	83
100	80	80	100	60	100	100	80	60	86
100	80	80	100	80	60	80	100	60	88
80	80	100	100	80	80	100	100	80	91
80	100	100	100	60	100	100	100	40	84
100	100	100	100	60	100	100	100	40	89
80	100	80	100	60	60	100	100	80	83
100	80	80	100	60	100	100	100	60	87
100	100	100	100	60	100	100	80	40	88
80	100	80	100	60	60	100	100	80	84
100	80	80	100	60	100	100	100	60	87



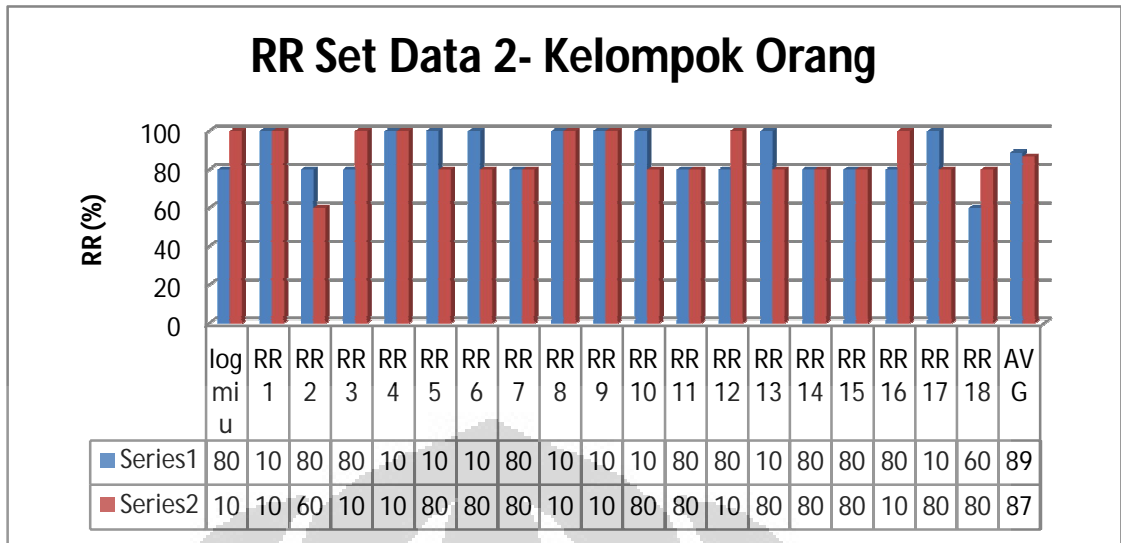


**Gambar 3. 10** Grafik RR keseluruhan Set Dat 1 Kelompok Orang

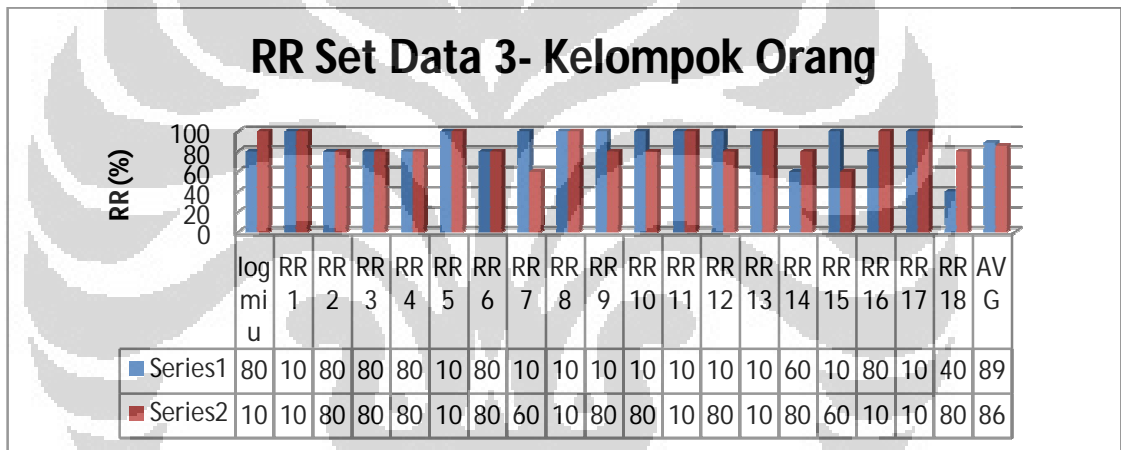
Dari hasil percobaan ,logmiu yang terbaik adalah logmiu 80 dan 100, sehingga akan digunakan untuk percobaan set dat selanjutnya.



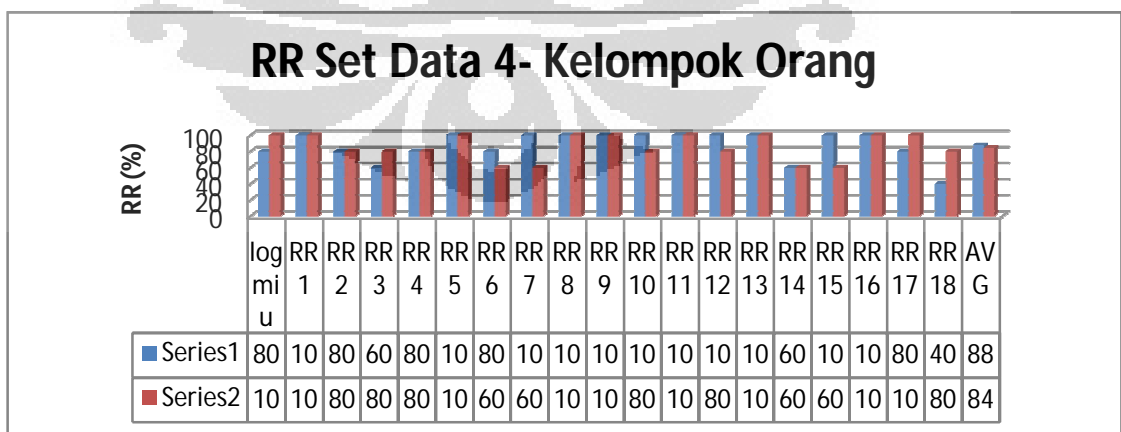
(a) RR Orang 1



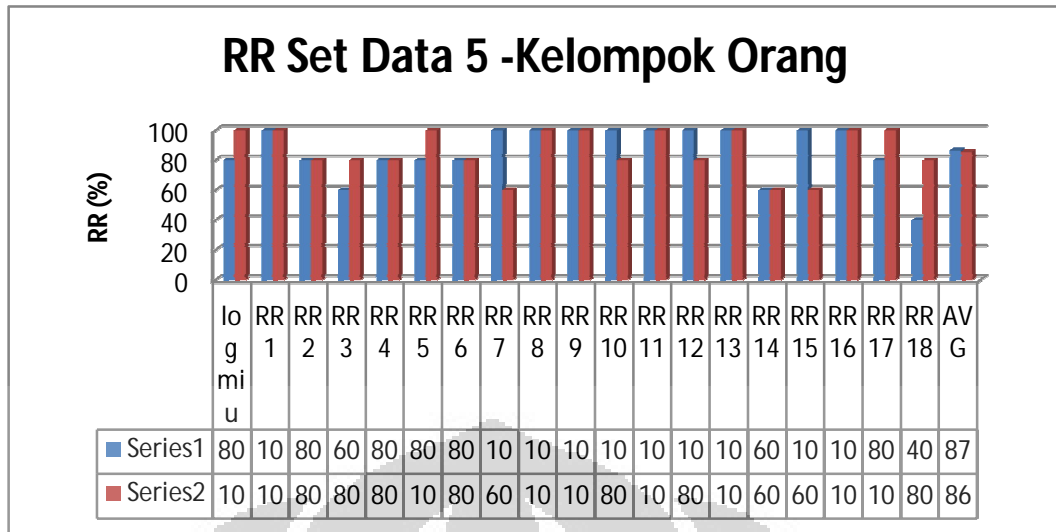
(b) RR Orang 2



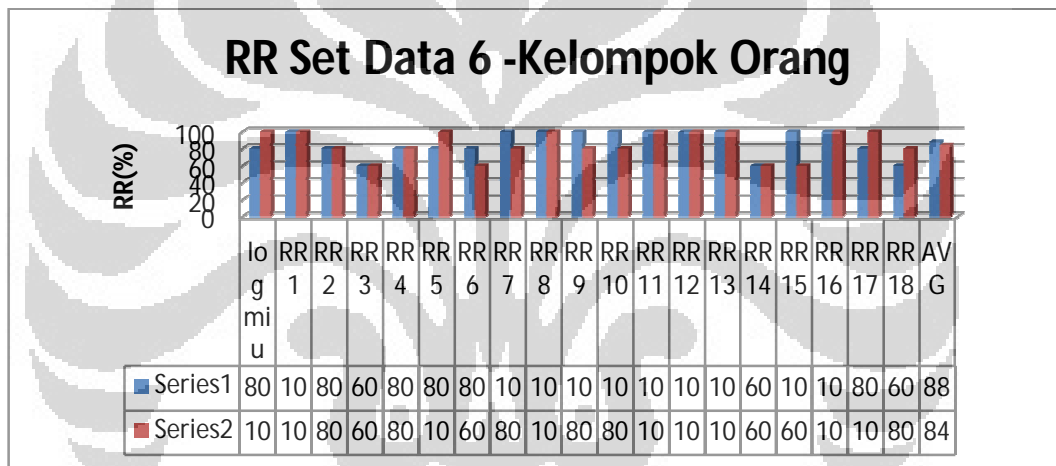
(c) RR Orang 3



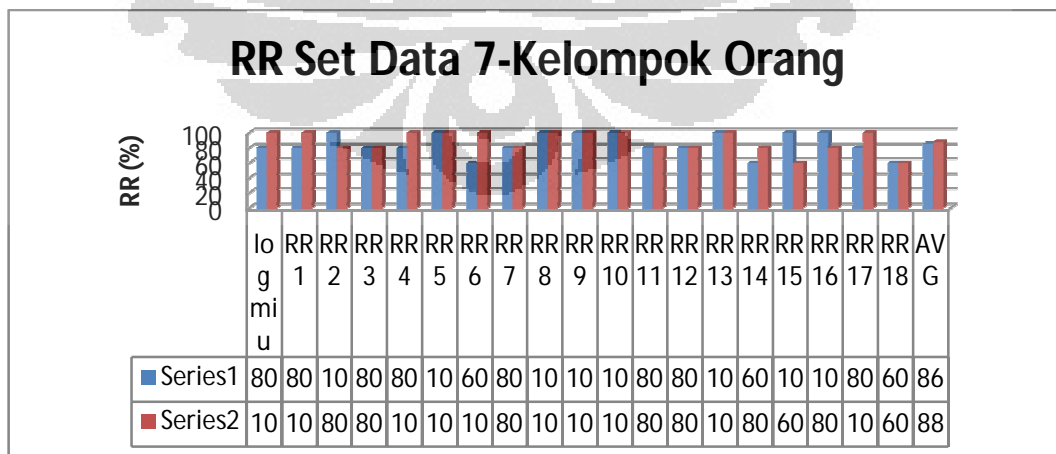
(d) RR Orang 4



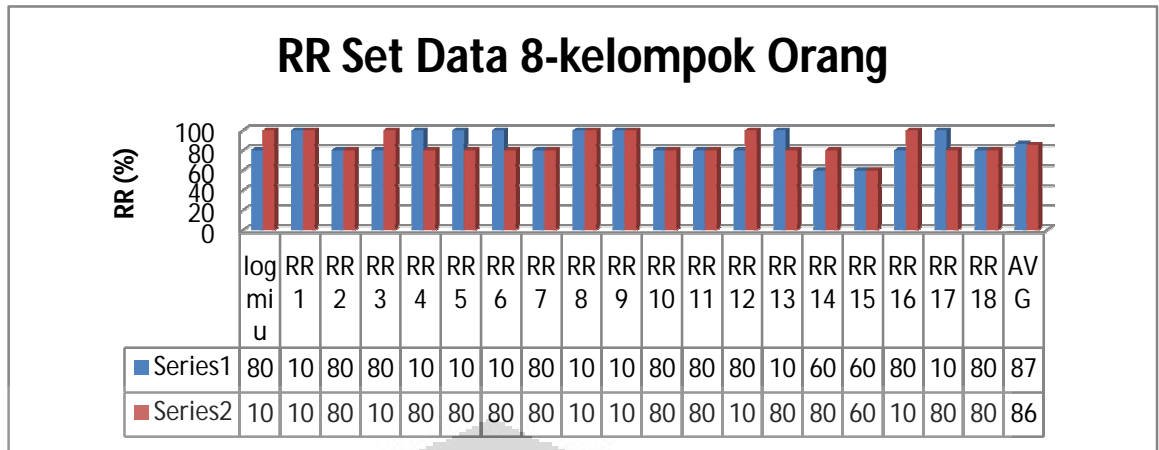
(e) RR Orang 5



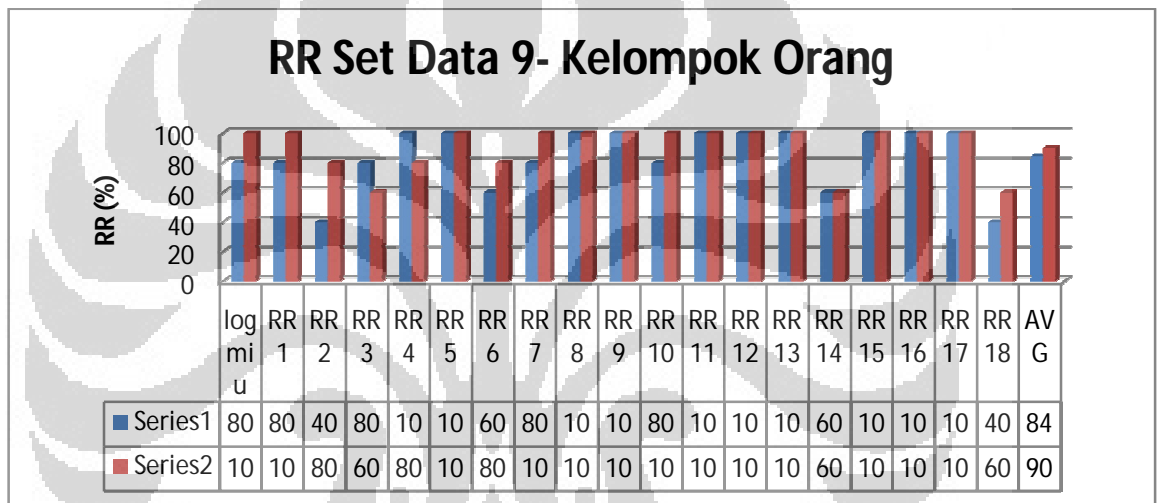
(f) RR Orang 6



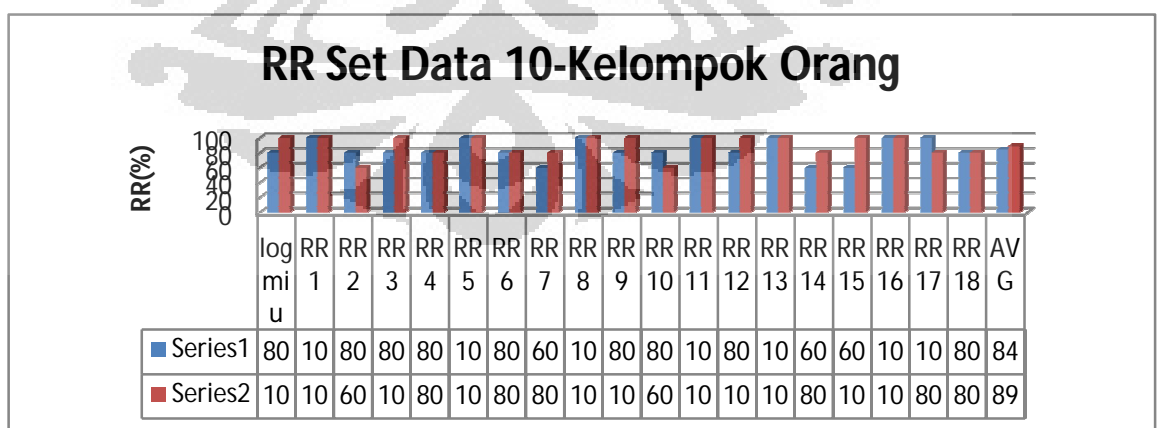
(g) RR Orang 7



(h) RR Orang 8



(i) RR Orang 9



(j) RR Orang 10

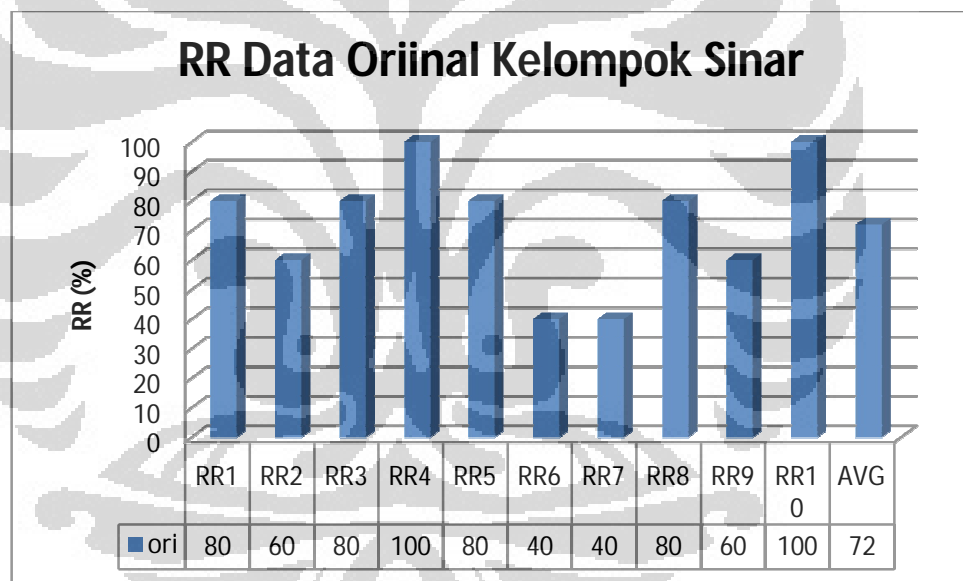
**Gambar 3. 11** Grafik RR Set Data 1 – 10 untuk Pengelompokkan Orang/Kelas

### 3.4.3 Pengelompokkan Data Berdasarkan Cahaya

Berikut Spesifikasi yang digunakan :

- a. Set Data : 1 s/d 6
- b. Isi Set Data : 10 kelas, 180 pola/kelas
- c. Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- d. Epoch max : 1000
- e. Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- f. Konstanta alpha (c) : 0.2
- g. Cutoff : 0

#### a. Hasil FLVQ Data Original



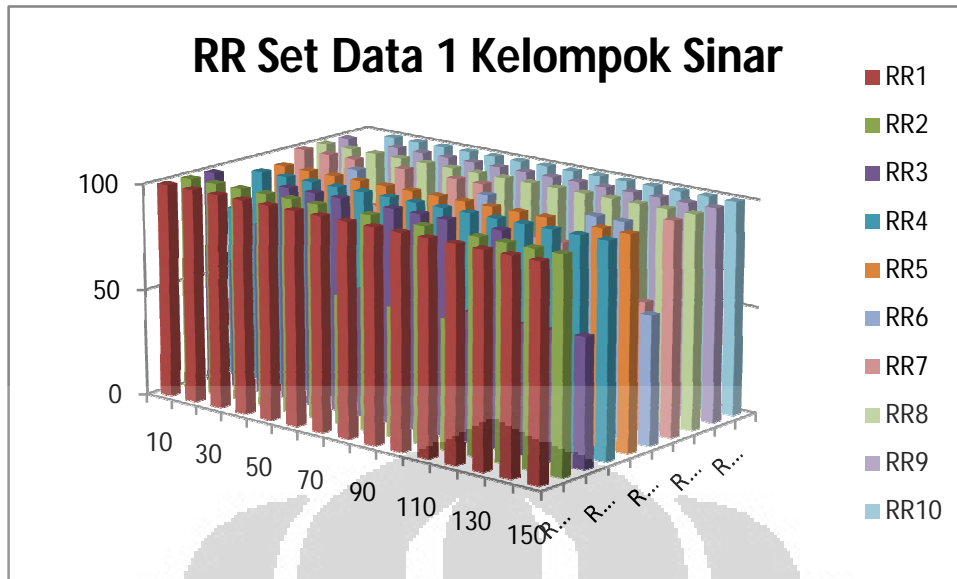
**Gambar 3. 12** Grafik Data Original Kelompok Sinar

**b. Hasil FLVQ Data normalisasi**

**Tabel 3. 6** RR Set Data 1 Kelompok Sinar

logmiu	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	AVG
<b>10</b>	100	100	100	80	20	20	100	100	100	60	78
<b>20</b>	100	100	60	100	100	60	100	100	60	100	88
<b>30</b>	100	100	80	100	100	40	100	100	100	100	92
<b>40</b>	100	100	100	100	100	100	80	100	100	100	98
<b>50</b>	100	100	100	100	100	20	100	100	100	100	92
<b>60</b>	100	100	100	100	100	80	80	100	100	100	96
<b>70</b>	100	60	60	100	100	80	100	100	100	100	90
<b>80</b>	100	100	100	100	100	60	100	100	100	100	96
<b>90</b>	100	60	100	100	100	100	40	100	100	100	90
<b>100</b>	100	100	100	100	100	80	80	100	100	100	96
<b>110</b>	100	60	60	100	100	40	80	100	100	100	84
<b>120</b>	100	100	100	100	100	80	20	100	100	100	90
<b>130</b>	100	100	60	100	60	100	80	100	100	100	90
<b>140</b>	100	100	60	100	100	100	60	100	100	100	92
<b>150</b>	100	100	60	100	100	60	100	100	100	100	92

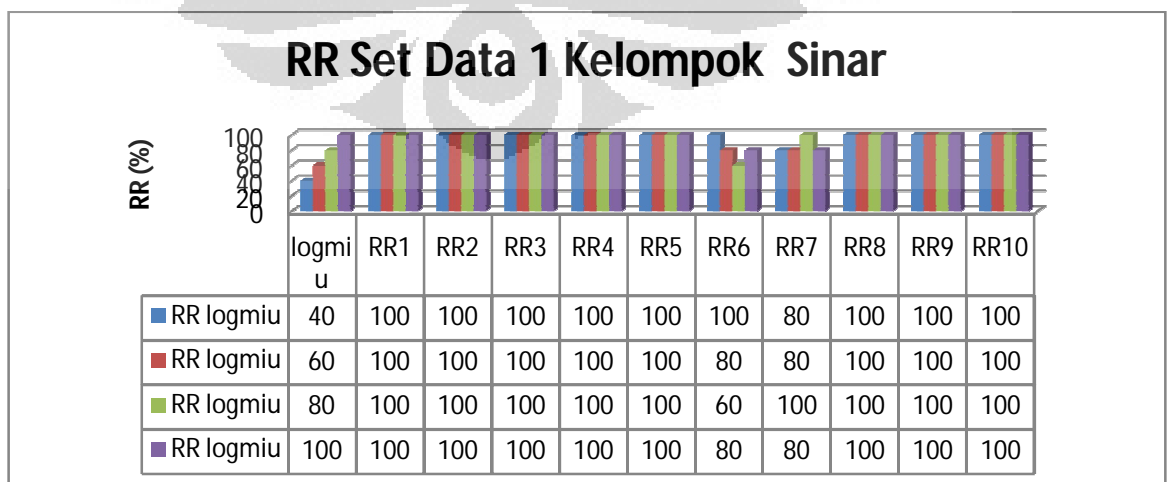
Berikut grafiknya:



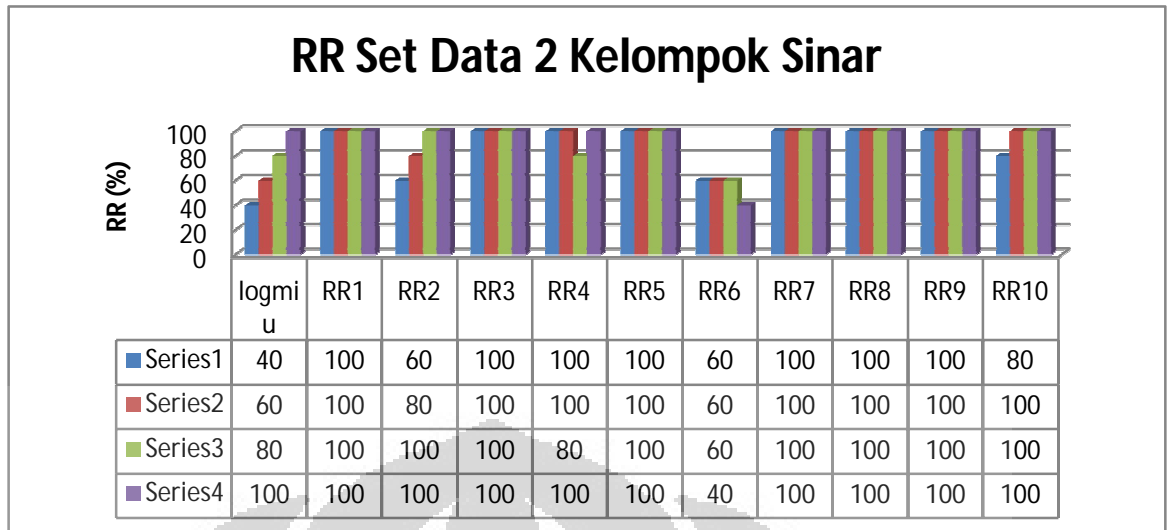
**Gambar 3. 13** Grafik RR Set Data 1 Kelompok Sinar

Hasil percobaan set data 1 di atas menunjukkan nilai logmiu yang terbaik adalah 40,60,80, dan 100. Sehingga data yang diambil atau dicobakan merupakan data dengan hasil fuzzyfikasi dan normalisasi dengan logmiu tersebut.

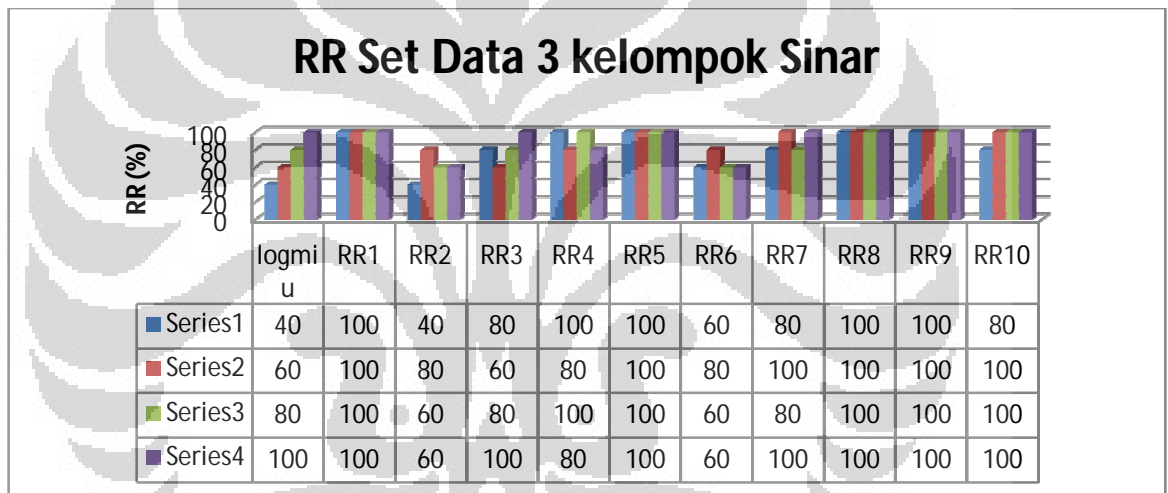
Dari percobaan dengan logmiu tersebut diperoleh data dengan grafik terpisah sebagai berikut :



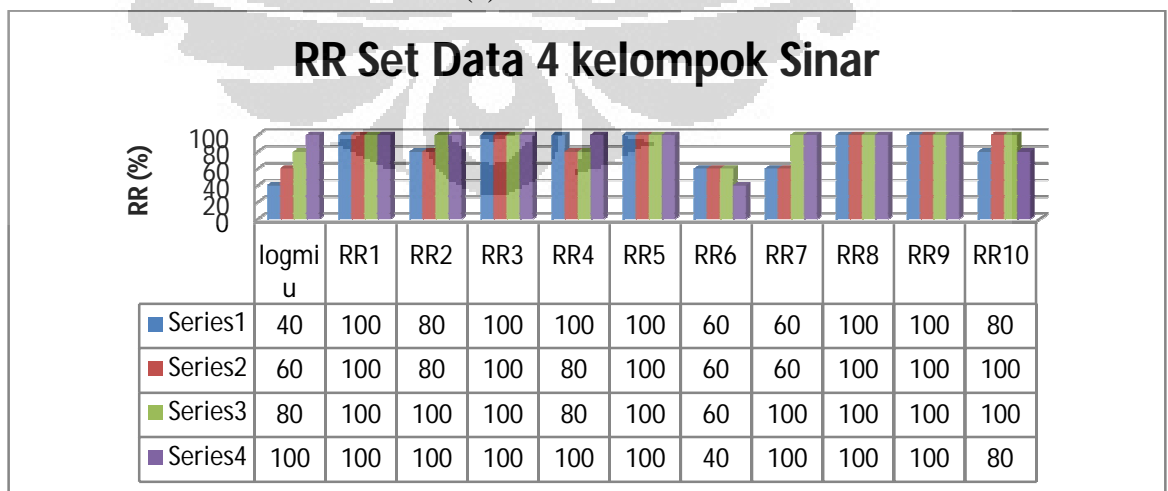
(a) RR Sinar 1



(b) RR Sinar 2

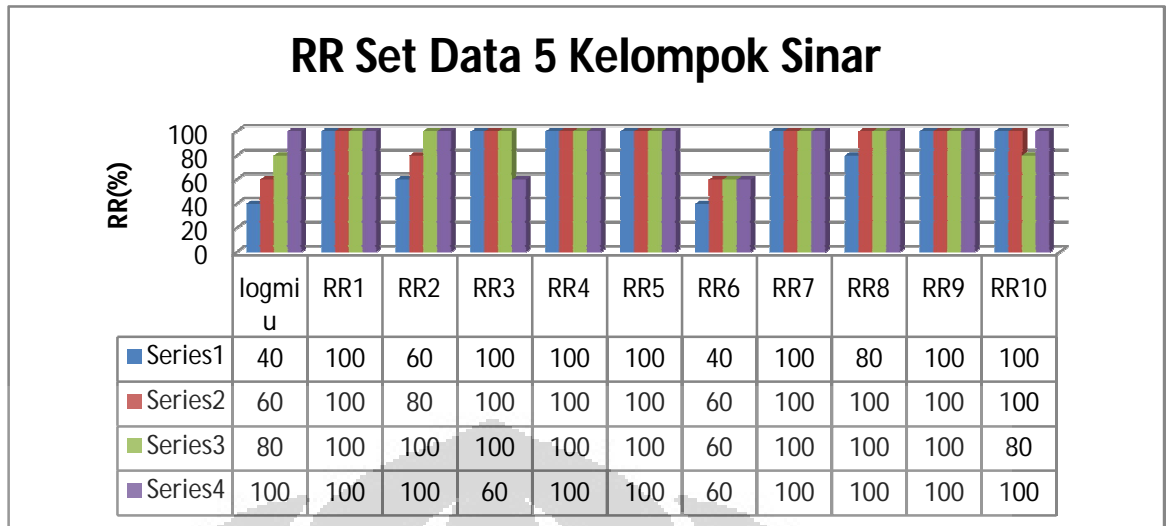


(c) RR Sinar 3

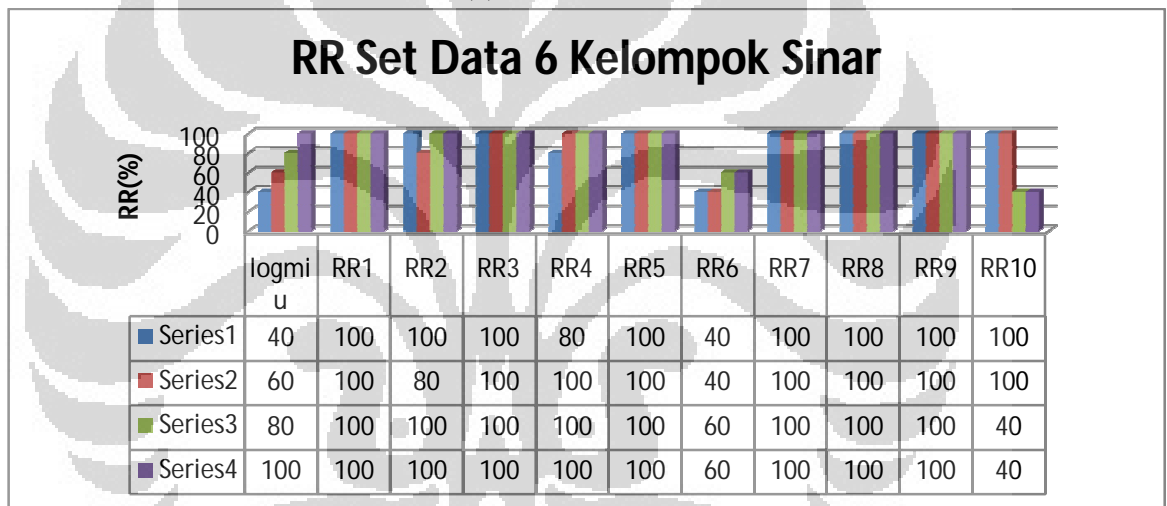


(d) RR Sinar 4





(e) RR Sinar 5



(f) RR Sinar 6

Hasil yang diperoleh pada percobaan data berdasarkan sinar sudah memuaskan. Nilai rata-rata tingkat rekognisi terendah adalah 84%, dan yang tertinggi mencapai 98%. Adanya variasi cahaya dibantu oleh proses kompensasi dan iluminasi untuk memperoleh nilai reflektansi dan iluminasi citra yang baik, atau kurang lebih sama untuk setiap citra pada masing-masing logmiu yang digunakan. Metode fuzzyfikasi yang digunakan yakni penambahan nilai maksimum dan minimum dari segitiga fuzzy yang diperoleh membuat nilai vektor pada tiap data berubah, sehingga data citra lebih mudah dikenali oleh sistem.

## BAB 4

### ANALISA PERBANDINGAN HASIL PERCOBAAN DATA *CRISP* DAN DATA HASIL FUZZYFIKASI TERHADAP VARIASI CAHAYA

Dari hasil percobaan yang telah dilakukan dapat dilihat perbandingan antara tingkat rekognisi yang diperoleh dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan LVQ dengan menggunakan logika fuzzy dan tanpa fuzzy.

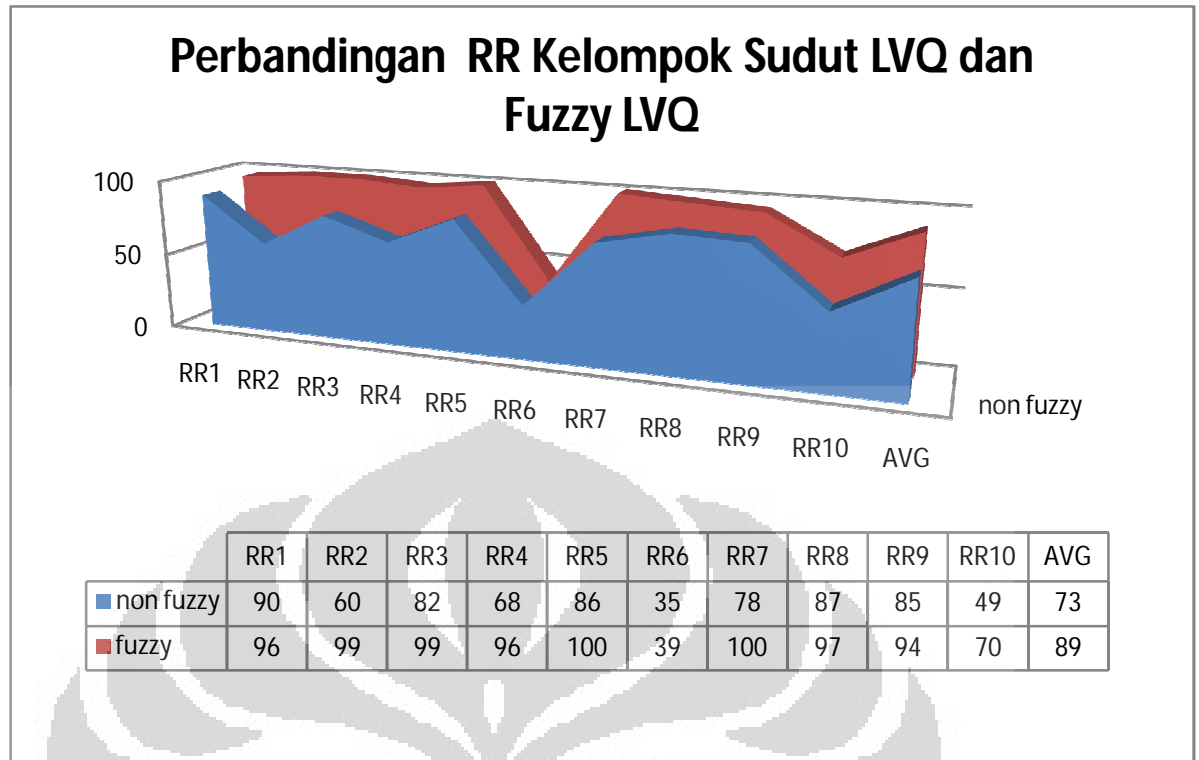
#### 4.1 Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Sudut

Untuk mempermudah melakukan perbandingan, maka diambil nilai rata-rata tingkat rekognisi masing-masing kelas untuk setiap pengelompokkan.

**Tabel 4. 1** Perbandingan RR LVQ dan Fuzzy LVQ untuk kelompok Sudut

sudut	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	AVG
non fuzzy	90	60	82	68	86	35	78	87	85	49	73
fuzzy	96	99	99	96	100	39	100	97	94	70	89

Berikut Grafik Perbandinganny:

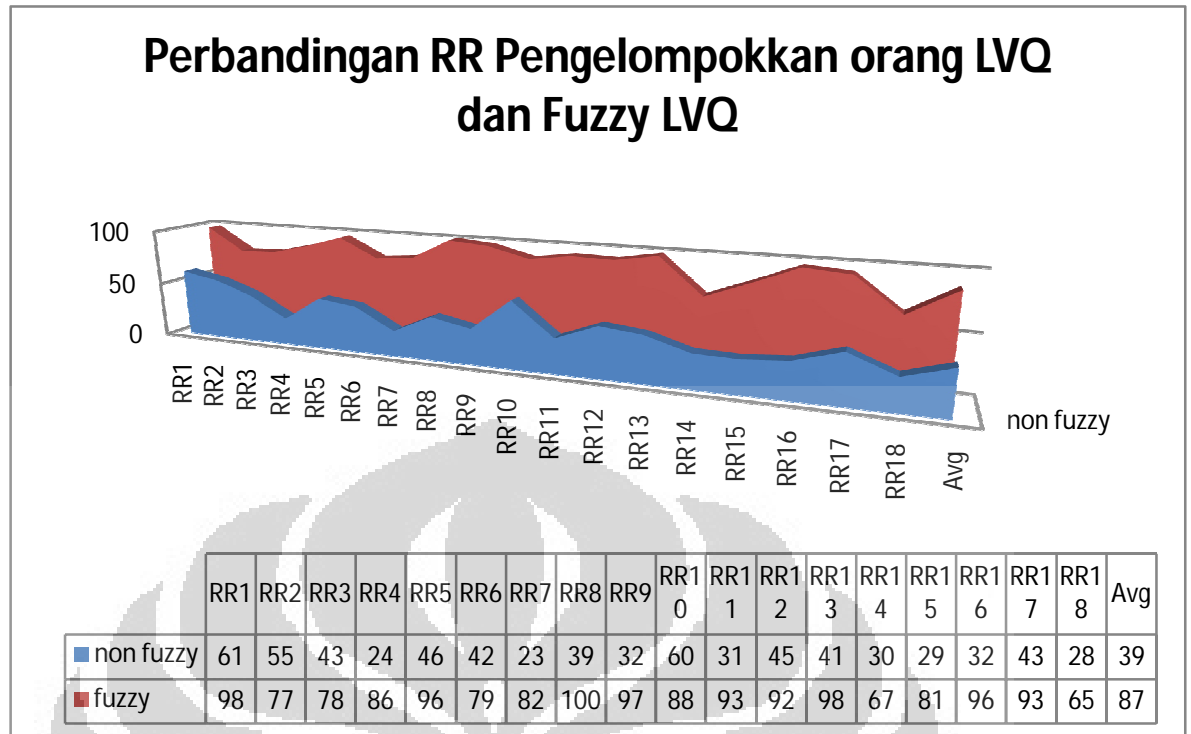


**Gambar 4. 1** Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sudut

#### 4.2 Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Orang

Perbandingan pengelompokkan ini juga dilakukan dengan melihat pada nilai rata-rata tingkat rekognisi.

Dari grafik:



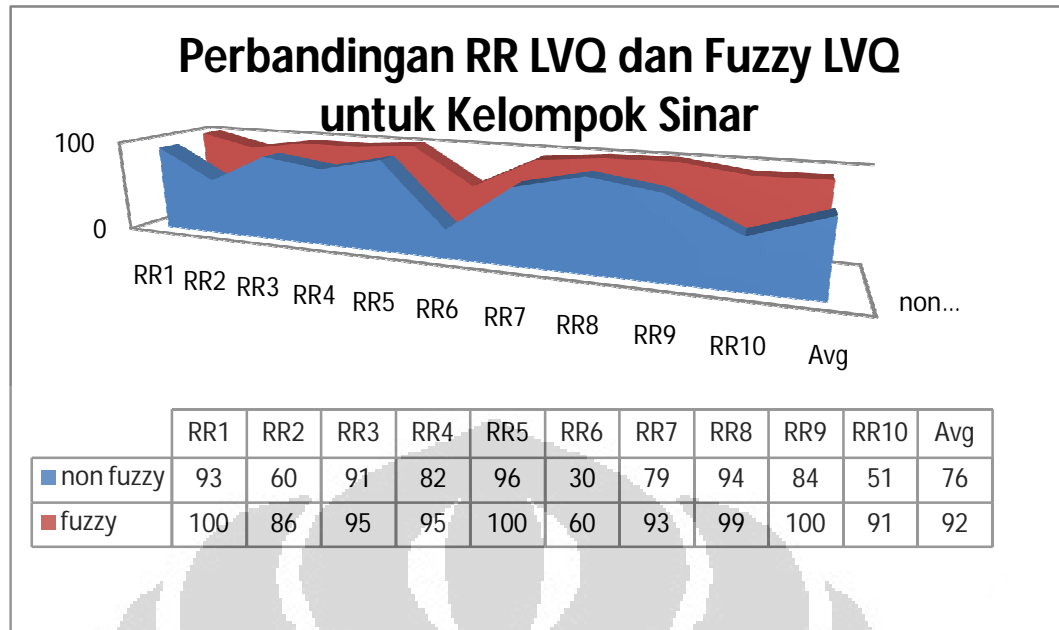
**Gambar 4. 2** Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk kelompok Orang

#### 4.3 Perbandingan Tingkat Rekognisi Kelompok Sinar

**Tabel 4. 2** Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sinar

sinar	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10	Avg
non fuzzy	93	60	91	82	96	30	79	94	84	51	76
fuzzy	100	86	95	95	100	60	93	99	100	91	92

Berikut Grafiknya:



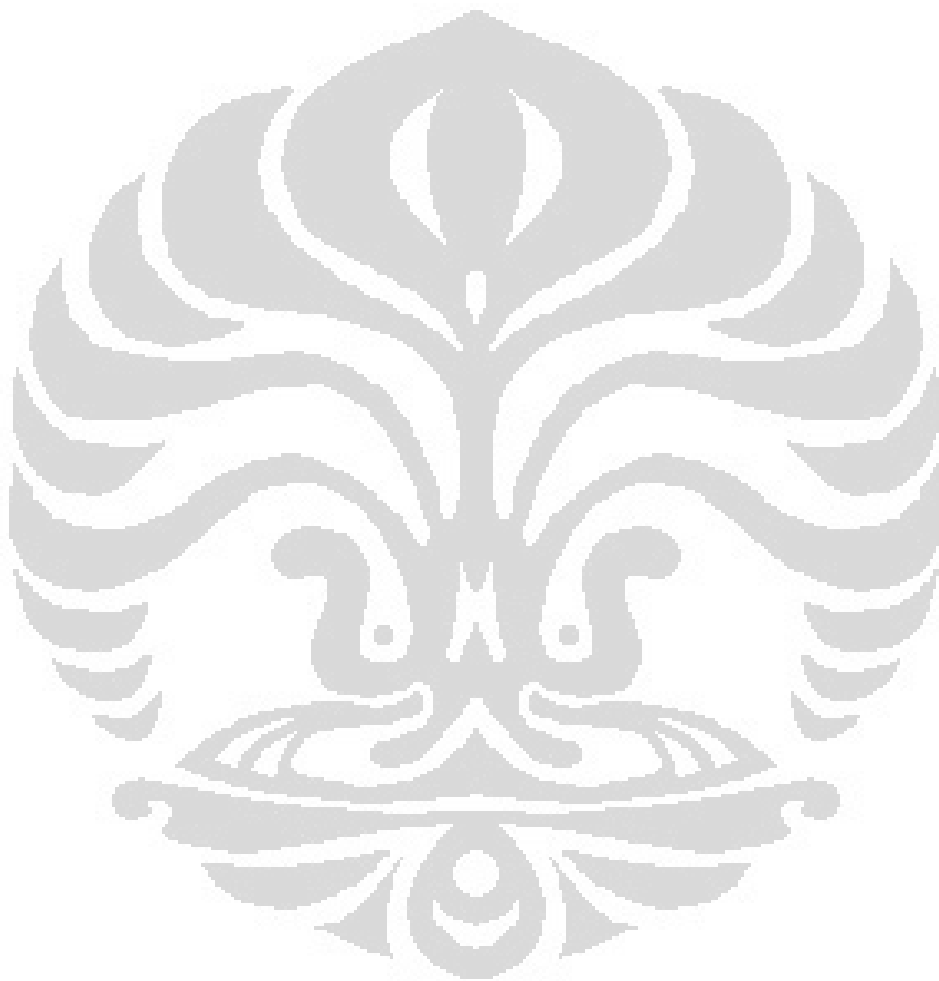
**Gambar 4. 3** Grafik Perbandingan RR LVQ dan FLVQ untuk Kelompok Sinar

Baik melalui tabel maupun grafik perbandingan, terlihat bahwa perbedaan tingkat rekognisi yang diperoleh kedua metode lumayan besar. Selisih kedua data untuk pengelompokkan sudut adalah 4% - 39%, dengan perbedaan tingkat rekognisi rata-rata sebesar 16%.

Untuk pengelompokkan orang, selisih hasil tingkat rekognisi kedua percobaan adalah 22% - 65% untuk tiap kelasnya, dengan rata-rata perbedaan RR sebesar 48%. Untuk pengelompokkan sinar selisih tingkat rekognisi kedua percobaan yaitu sebesar 4% - 40%.

Dari teori yang telah dibahas baik pada bab 2 maupun bab 3, dapat kita lihat bahwa hasil yang diperoleh telah sesuai dengan yang diharapkan, dimana hasil untuk metode non fuzzy lebih rendah dibandingkan hasil metode fuzzy. Merujuk pada hasil dan analisa yang dipaparkan pada bab 2, metode LVQ memperoleh tingkat rekognisi yang buruk untuk data dengan berbagai variasi, baik untuk variasi kelas, sudut, maupun sinar. Hal ini dikarenakan data yang digunakan masih berbentuk data crisp yang belum melalui proses fuzzyfikasi. Bentuk data tersebut sebaiknya melalui tahapan fuzzyfikasi karena dengan tahap tersebut data yang memiliki bermacam-macam variasi seperti yang digunakan akan lebih mudah dikenali oleh sistem, sebaliknya untuk data yang monoton atau tidak berubah-

ubah, memang lebih baik menggunakan metode non fuzzy karena datanya sesuai untuk crisp.



## BAB 5

### KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa:

1. Tingkat rekognisi menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) mengalami penurunan jika data yang digunakan terdiri atas beberapa variasi.
2. Tingkat rekognisi dapat ditingkatkan atau diperbaiki dengan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan logika fuzzy.
3. Metode fuzzy lebih baik digunakan untuk jenis data yang bervariasi, untuk data yang monoton metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) biasa sudah cukup.
4. Rata-rata perbedaan tingkat rekognisi untuk seluruh variasi data dari percobaan antara metode fuzzy dan non fuzzy yaitu sebesar 40% .
5. Metode fuzzy memiliki kelebihan hasil rekognisi yang lebih baik, namun memiliki kelemahan yaitu lamanya waktu komputasi karena memiliki proses tersendiri dalam pemrosesan data.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Chen, W., Er, M. J., & Wu, S. (2006). Illumination Compensation and Normalization for Robust Face Recognition Using Discrete Cosine Transform in Logarithm Domain. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics - Part B* , 458-466. Chen, W., Er, M. J., & Wu, S. (2006). Illumination Compensation and Normalization for Robust Face Recognition Using Discrete Cosine Transform in Logarithm Domain. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics - Part B* , 458-466.”
- [2] “Pramudia,H.B. (2011) . *Probabilistic Neural network Teroptimasi untuk pengenalan Wajah Berspektrum Gabungan Infra Merah dan Cahaya Tampak dengan Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi*.Skripsi, Universitas Indonesia, Fakultas teknik, Depok.”
- [3]“Wu,K.L dan Yang,M.S. *A fuzzy –Soft Learning Vector Quantization*.dpartemen of Mathematics, Chung-Yuan University,Taiwan”
- [4]“Lotfi A. Zadeh.*Fuzzy Logic Toolbox for Use With MATLAB*.The Mathworks”
- [5]“Putra,D.S.(2011).Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy. Tesis,Universitas Indonesia,Fakultas Teknik,Depok.”
- [6]“Budiarto,H.(1998). Pengembangan Fuzzy *Learning Vector Quantization* untuk Sistem Pengenalan Aroma dalam Sistem Penciuman Elektronik. Tesis,Universitas Indonesia, Fakultas ilmu Komputer,Jakarta.”



**LAMPIRAN****Set Data 1****Set Data 2****Set Data 3****Set Data 4**

**Set Data 5****Set Data 6****Set Data 7**



**Set Data 8**

