



**UNIVERSITAS INDONESIA**

***FUZZY SELF-ORGANIZING MAP (FSOM) UNTUK  
PENGENALAN WAJAH DENGAN PERUBAHAN CAHAYA  
DARI BERBAGAI SUDUT PANDANG***

**SKRIPSI**

**MUSNIDA ULYA**

**0806331134**

**FAKULTAS TEKNIK  
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO  
DEPOK  
JULI 2012**



**UNIVERSITAS INDONESIA**

***FUZZY SELF-ORGANIZING MAP (FSOM) UNTUK  
PENGENALAN WAJAH DENGAN PERUBAHAN CAHAYA  
DARI BERBAGAI SUDUT PANDANG***

**SKRIPSI**

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

**MUSNIDA ULYA**

**0806331134**

**FAKULTAS TEKNIK  
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO  
DEPOK  
JULI 2012**

## HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,  
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk  
telah saya nyatakan dengan benar.

Nama : Musnida Ulya

NPM : 0806331134

Tanda Tangan : 

Tanggal : 9 Juli 2012

## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :  
Nama : Musnida Ulya  
NPM : 0806331134  
Program Studi : Teknik Elektro  
Tanggal : 9 Juli 2012  
Judul Skripsi : *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) Untuk  
Pengenalan Wajah Dengan Perubahan Cahaya Dari  
Berbagai Sudut Pandang

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. Aries Subiantoro M.SEE (  )

Penguji 2 :  
Ir Wahidin Wahab MSc, PhD (  )

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 9 Juli 2012

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT karena berkat rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan laporan Skripsi tentang *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) Untuk Pengenalan Wajah Dengan Perubahan Cahaya Dari Berbagai Sudut Pandang. Penyusunan skripsi ini tidak semata-mata dihasilkan dari usaha penulis saja, tetapi juga berkat bantuan, dukungan, dan saran yang diberikan orang-orang lain di sekeliling penulis selama masa penelitian dan penyusunan Skripsi. Oleh karena itu, penulis bermaksud untuk 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. Para rekan dalam mengerjakan penelitian Skripsi.
3. Teman-teman yang telah membantu penulis sebagai responden pada penelitian.
4. Semua pihak yang sudah membantu selama penulis menyelesaikan skripsi.

Akhir kata, semoga laporan Skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang membacanya.

Depok, 9 Juli 2012

Musnida Ulya

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

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

Nama : Musnida Ulya  
NPM : 0806331134  
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 karya ilmiah saya yang berjudul:

***FUZZY SELF-ORGANIZING MAP (FSOM) UNTUK  
PENGENALAN WAJAH DENGAN PERUBAHAN CAHAYA DARI  
BERBAGAI SUDUT PANDANG***

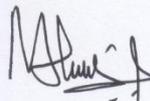
beserta perangkat yang ada. Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas Skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai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

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada tanggal : 9 Juli 2012

Yang menyatakan



(Musnida Ulya)

## ABSTRAK

Nama : Musnida Ulya  
Program Studi : Teknik Elektro  
Judul : *Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM) Untuk Pengenalan Wajah Dengan Perubahan Cahaya Dari Berbagai Sudut Pandang*

Performa baik dari *Self-Organizing Map (SOM)* telah terbukti dalam mengklasifikasikan citra wajah yang berada dalam kondisi pencahayaan yang baik. Namun saat objek wajah mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dan diambil dari berbagai sudut pandang berbeda, maka tingkat nilai rekognisi citra wajah dengan menggunakan metode SOM umumnya akan menurun.

Dalam penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM)* sebagai sistem pengenalan wajah pada citra untuk meningkatkan nilai rekognisi citra wajah yang mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dari berbagai sudut.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa performa FSOM untuk mengenali wajah pada data berdasarkan sudut pandang dengan tingkat rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-10 saat sudut  $10^0$  pada saat wajah frontal yaitu sebesar 87%, pada data berdasarkan perubahan cahaya dengan tingkat rekognisi tertinggi pada set data ke-1 sebesar 66.88%, dan pada data berdasarkan objek wajah dengan tingkat rekognisi tertinggi pada set data ke-4 sebesar 88.33%. Berdasarkan Hasil penelitian didapatkan bahwa tingkat rekognisi rata-rata FSOM 30% lebih tinggi dari SOM pada setiap pengelompokan data dan juga didapatkan bahwa dengan metode FSOM mampu mengenali citra dengan baik yang mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dari sudut yang berbeda-beda.

Kata kunci:

Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi, Jaringan Syaraf Tiruan, *Self Organizing Map (SOM)*, Fuzzy, *Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM)*.

## ABSTRACT

Name : Musnida Ulya  
Study Program : Electrical Engineering  
Title : Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM) For Face Recognition With Various Illuminations and Viewpoints

Perform of Self-Organizing Map (SOM) has been proven to classify the face images in good illumination conditions. But when this technique is applied to various viewpoints of images in unstable illumination conditions, the accuracy of face recognition will decrease.

In this research, Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM) is introduced as a new technique to increase the accuracy when the images are taken from various viewpoints in the change illumination conditions.

In this results from the research show that perform of FSOM to face recognition from based on the viewpoints have the highest recognition rate in the tenth data set when the viewpoints is set to be 10 degree where the images had been taken is achieved at 87%. The result has also shown that based on the illumination conditions, the highest recognition rate is achieved at 66.88% in the first data set. Based on the face objects, the most accurate recognition is achieved at 88.33% in the fourth data set. These results show that FSOM can give 30% better performance than SOM to perform face images classification in the changes illumination conditions and various viewpoints .

Keyword:

Normalitation and Compensation of illumination, Artificial Neural Network, Self Organizing Map (SOM), Fuzzy, Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM).

## DAFTAR ISI

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS .....	ii
HALAMAN PENGESAHAN .....	iii
KATA PENGANTAR .....	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS .....	v
ABSTRAK .....	vi
ABSTRACT .....	vii
DAFTAR ISI .....	viii
DAFTAR GAMBAR .....	xii
DAFTAR TABEL .....	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Perumusan Masalah .....	2
1.3. Tujuan Penelitian .....	2
1.4. Batasan Masalah .....	3
1.5. Manfaat Penelitian .....	4
1.6. Sistematika Penulisan Laporan .....	4
BAB 2 NORMALISASI DAN KOMPENSASI ILUMINASI SERTA PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN <i>SELF-ORGANIZING MAPS</i> (SOM) .....	6
2.1. Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi .....	6
2.1.1. Kompensasi Iluminasi dan Tranformasi Logaritma citra .....	6
2.1.2. <i>Discrete Cosine Transform</i> (DCT) .....	8
2.1.3. Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Citra dalam Ruang DCT Logaritma .....	8
2.2. Self-Organizing Map (SOM) .....	9
2.2.1. Pengenalan SOM .....	9
2.2.2. Arsitektur Jaringan SOM .....	11
2.2.3. Algoritma SOM .....	11
2.3. Perangkat Pendukung Penelitian .....	12
2.4. Metodologi penelitian .....	14
2.5. Proses Pengambilan Dan Skema Pengelompokkan Citra .....	15
2.6. Proses dan Hasil Citra Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi .....	20

2.7.	Penyusunan Citra Menjadi Matriks Data .....	24
2.8.	Percobaan SOM .....	24
2.8.1.	Tujuan Percobaan SOM .....	25
2.9.	Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah .....	25
2.9.1.	Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah. ....	25
2.9.2.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang Wajah .....	27
2.9.3.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Berdasarkan Sudut Pandang Wajah .....	29
2.10.	Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	32
2.10.1.	Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	32
2.10.2.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	33
2.10.3.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	35
2.11.	Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	38
2.11.1.	Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	38
2.11.2.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	39
2.11.3.	Analisa Hasil Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	41
<b>BAB 3 LOGIKA FUZZY, PROSES FUZZYFIKASI CITRA, DAN PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN FUZZY <i>SELF-ORGANIZING MAPS</i> (FSOM)</b> .....		<b>44</b>
3.1.1.	Bilangan Fuzzy Segitiga .....	44
3.1.2.	Operasi Aritmatika Pada Bilangan Fuzzy Segitiga .....	44
3.1.3.	Vektor Fuzzy Segitiga.....	45
3.1.4.	Jarak Antara Vektor Fuzzy Segitiga .....	45

3.2.	Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM) .....	46
3.3.	Proses Pengenalan Wajah Dengan Metode FSOM .....	47
3.4.	Proses Fuzzyfikasi Citra.....	47
3.4.1.	Pembentukan Data <i>Train</i> Fuzzy .....	49
3.4.2.	Pembentukan Data Uji Fuzzy .....	50
3.4.3.	Hasil Fuzzyfikasi Citra.....	52
3.5.	Percobaan FSOM.....	53
3.5.1.	Tujuan Percobaan FSOM.....	53
3.6.	Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah....	53
3.6.1.	Skema Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah.....	53
3.6.2.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Hasil Fuzzyfikasi Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang Wajah.....	55
3.6.3.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	56
3.7.	Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	58
3.7.1.	Skema Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	58
3.7.2.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	60
3.7.3.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	61
3.8.	Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	62
3.8.1.	Skema Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	62
3.8.2.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	64
3.8.3.	Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	65
 <b>BAB 4 PERBANDINGAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN <i>SELF-ORGANIZING MAPS</i> (SOM) DAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN <i>FUZZY SELF-ORGANIZING MAPS</i> (FSOM).</b> .....		<b>67</b>

4.1. Tujuan Perbandingan SOM dan FSOM .....	67
4.2. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	67
4.3. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	71
4.4. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	74
BAB 5 PENUTUP .....	78
DAFTAR PUSTAKA .....	80
LAMPIRAN .....	81



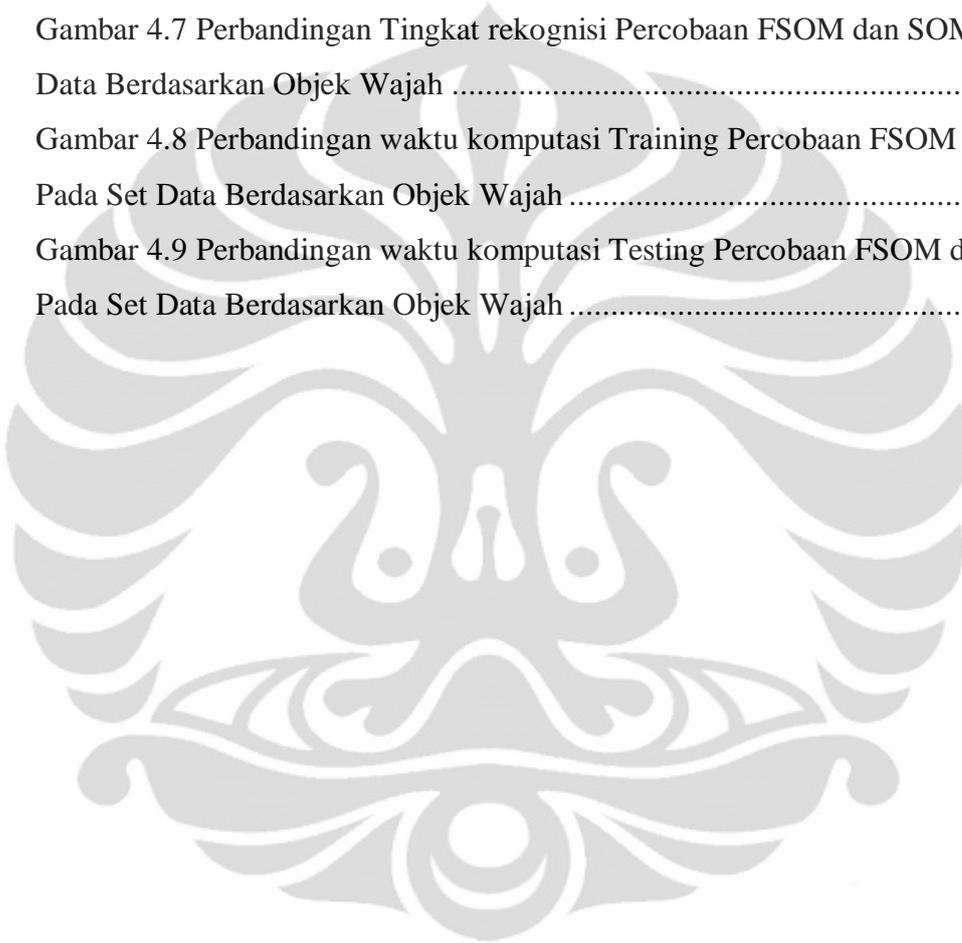
## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur jaringan SOM.....	11
Gambar 2.2. Kamera Infra merah.....	12
Gambar 2.3. 2 buah lampu pijar 100 watt, 2 buah Dimmer 500 watt, 2 Buah Lampu TL 36 Watt .....	13
Gambar 2.4 Bagan Metodologi Penelitian .....	14
Gambar 2.5. Contoh Foto Asli yang dicrop menjadi 30 x 30 piksel .....	16
Gambar 2.6 Skema Pengelompokkan Citra Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	17
Gambar 2.7 Contoh Set Data Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dari Set Data 1 hingga 6 (dari kiri ke kanan) dalam format RGB (baris ke-1) dan grayscale (baris ke-2).....	18
Gambar 2.8 Skema Pengelompokkan Citra Berdasarkan Sudut Pandang .....	19
Gambar 2.9 Contoh Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dari Set Data 1 hingga 18 (dari kiri ke kanan) dalam format RGB .....	19
Gambar 2.10 Skema Pengelompokkan Citra Berdasarkan Objek Wajah .....	20
Gambar 2.11 Prosedur Proses Normalisasi Iluminasi dan Kompensasi Iluminasi	20
Gambar 2.12 Contoh Dimensi Komponen DC Pada Citra .....	22
Gambar 2.13 Rekonstruksi gambar menjadi matriks kolom berdimensi 1600x1 .	24
Gambar 2.14 Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	25
Gambar 2.15 Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	26
Gambar 2.16 Tingkat Rekognisi Data Asli Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dengan SOM .....	27
Gambar 2.17 Tingkat Rekognisi Data NI + KI dari log mui 10-150 pada Set Data ke-1 Berdasarkan Sudut Pandang Dengan Metode SOM .....	29
Gambar 2.18 Tingkat Rekognisi Data NI + KI pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dengan Metode SOM .....	30
Gambar 2.19 Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	32

Gambar 2.20 Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	33
Gambar 2.21 Tingkat Recognition Data Asli Set Data Perubahan cahaya pada dimmer Dengan SOM .....	34
Gambar 2.22 Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data ke-1 Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dari log m $\mu$ 10-150 Dengan Metode SOM .....	35
Gambar 2.23 Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dengan Metode SOM.....	36
Gambar 2.24 Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	38
Gambar 2.25 Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	39
Gambar 2.26 Tingkat Recognition Data Asli Set Data Objek Wajah Dengan SOM .....	40
Gambar 2.27 Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data ke-1 Objek Wajah Dengan SOM Dari log m $\mu$ 10-100 .....	41
Gambar 2.28 Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data Objek Wajah Dengan SOM .....	42
Gambar 3.1 Bentuk Bilangan Fuzzy Segitiga .....	44
Gambar 3.2 Ilustrasi Perumusan Jarak Antar Vektor Fuzzy .....	46
Gambar 3.3 Proses Pengenalan Wajah Dengan Metode Fuzzy SOM .....	47
Gambar 3.4 Nilai piksel suatu citra normalisasi log $\mu$ 150 berdimensi 40x40 .....	48
Gambar 3.5 Prosedur Proses Fuzzyfikasi Citra .....	48
Gambar 3.6 Prosedur Pembentukan Data <i>Train</i> Fuzzy Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	49
Gambar 3.7 Prosedur Pembentukan Data <i>Train</i> Fuzzy Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	49
Gambar 3.8 Prosedur Pembentukan Data <i>Train</i> Fuzzy Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	50
Gambar 3.9 Prosedur Pembentukan Data Uji Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang dan Set Data berdasarkan Objek Wajah.....	51

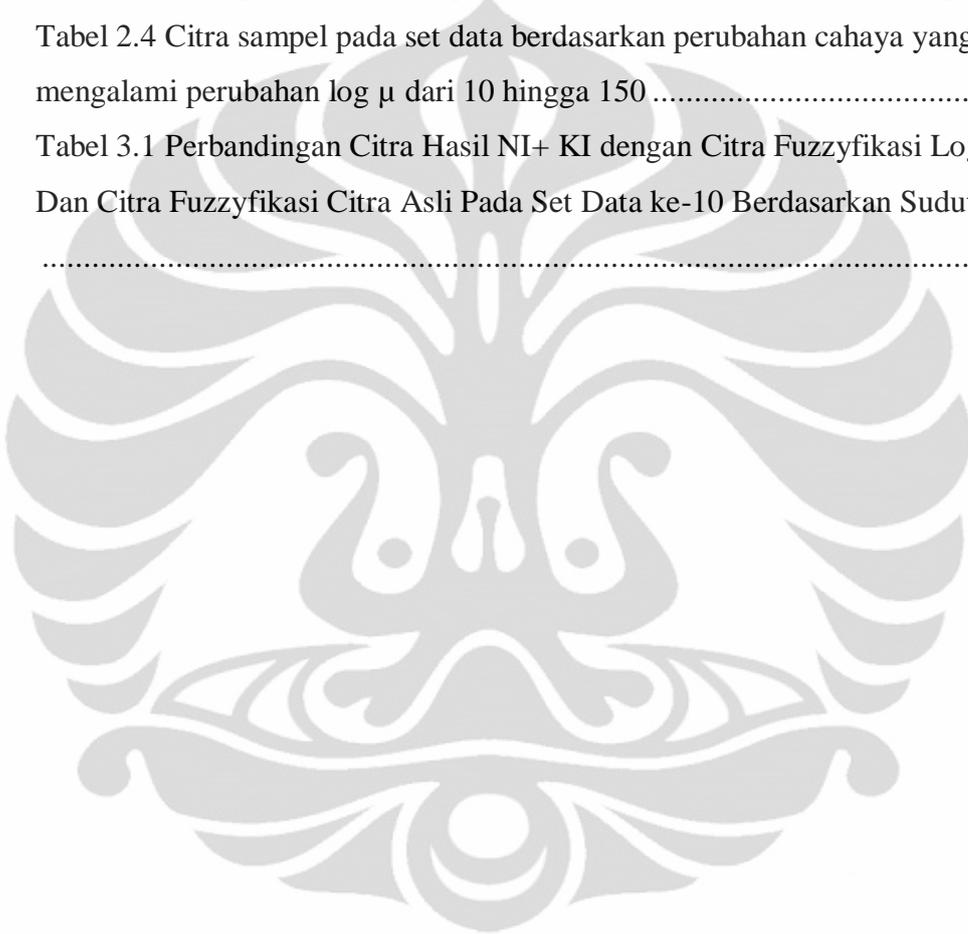
Gambar 3.10 Prosedur Pembentukan Data Uji Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	52
Gambar 3.11 Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	54
Gambar 3.12 Skema Percobaan FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	54
Gambar 3.13 Tingkat rekognisi Data Hasil Fuzzyfikasi Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang .....	55
Gambar 3.14 Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	57
Gambar 3.15 Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	59
Gambar 3.16 Skema Percobaan FSOM Data Fuzzyfikasi NI+KI Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	59
Gambar 3.17 Tingkat rekognisi Data asli hasil fuzzyfikasi Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	60
Gambar 3.18 Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya.....	61
Gambar 3.19 Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	63
Gambar 3.20 Skema Percobaan FSOM Data Fuzzyfikasi Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	63
Gambar 3.21 Tingkat rekognisi Data Asli fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah Dengan Metode FSOM .....	64
Gambar 3.22 Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah.....	65
Gambar 4.1 Perbandingan Tingkat Rekognisi FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	68
Gambar 4.2 Perbandingan Waktu Komputasi Training FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang.....	70
Gambar 4.3 Perbandingan Waktu Komputasi Testing FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang.....	70

Gambar 4.4 Perbandingan Tingkat Rekognisi FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	71
Gambar 4.5 Perbandingan Waktu Komputasi Training FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	73
Gambar 4.6 Perbandingan Waktu Komputasi Testing FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya .....	74
Gambar 4.7 Perbandingan Tingkat rekognisi Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	75
Gambar 4.8 Perbandingan waktu komputasi Training Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	77
Gambar 4.9 Perbandingan waktu komputasi Testing Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah .....	77



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Spesifikasi Kamera Infra merah.....	12
Tabel 2.2 Konfigurasi Persentase Perubahan Cahaya Dimmer Tiap Set Data Berdasarkan Sinar .....	16
Tabel 2.3 Konfigurasi Sudut Tiap Set Data Berdasarkan Sudut Pandang .....	18
Tabel 2.4 Citra sampel pada set data berdasarkan perubahan cahaya yang mengalami perubahan $\log \mu$ dari 10 hingga 150 .....	23
Tabel 3.1 Perbandingan Citra Hasil NI+ KI dengan Citra Fuzzyfikasi Log $\mu$ 110 Dan Citra Fuzzyfikasi Citra Asli Pada Set Data ke-10 Berdasarkan Sudut Pandang .....	52



# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

*Face recognition* atau pengenalan wajah adalah pengenalan seseorang melalui citra wajahnya. Suatu sistem pengenalan wajah adalah suatu aplikasi komputasional yang mampu mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang secara otomatis dari citra wajah digital. Tentu saja sistem ini perlu dilatih sebelumnya agar mampu mengenali orang sesuai citra wajahnya masing-masing, sehingga ketika suatu citra wajah diproses sistem tersebut, sistem tersebut mampu mengkategorikan citra input tersebut sebagai orang yang sesuai.

Aplikasi Sistem Pengenal Wajah berbasis *Artificial Neural Network* (ANN) telah banyak digunakan dalam kehidupan sehari-hari, mulai dari sistem Login, Kamera Pengintai, Sistem Keamanan, dll. Tak bisa disangkal bahwa pada aplikasinya, Sistem Pengenal Wajah tidak akan selalu berada pada lingkungan berkondisi pencahayaan baik, apalagi jika kamera dipasang di tempat terbuka yang kondisi pencahayaannya berubah-ubah.

Pada penelitian ini dalam proses pengambilan data, Kamera yang digunakan dilengkapi pemancar infra merah sehingga dapat tetap bekerja dengan baik pada lingkungan yang gelap. Umumnya intensitas infra merah yang dipancarkan bergantung pada kondisi pencahayaan lingkungan tersebut, saat kondisi terang maka pemancar infra merah tidak aktif, saat kondisi mulai gelap maka pemancar infra merah akan mulai aktif, dan semakin gelap maka intensitas infra merah yang dipancarkan akan semakin maksimum. Akibatnya citra yang dicuplik oleh kamera akan memiliki intensitas cahaya yang berubah-ubah. Perubahan dominasi cahaya pada objek antara cahaya tampak dengan infra merah dapat mengubah kekontrasan *grayscale* citra yang akan berdampak pada Tingkat Rekognisi Sistem Pengenal Wajah. Untuk itu dalam sistem pengenalan wajah ini dilakukan metode Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi menggunakan *Discrete Cosine Transform* untuk mengurangi dampak perubahan intensitas cahaya pada citra.

Selanjutnya setelah melakukan metode normalisasi dan kompensasi iluminasi, untuk mempelajari dan mengenali citra wajah dapat diwujudkan dengan penerapan jaringan syaraf tiruan, di antaranya *Backpropagation* (BP), *Self-Organizing Map* (SOM), atau *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang sudah banyak dikenal.

Performa baik dari *Self-Organizing Map* (SOM) telah terbukti dalam mengklasifikasikan citra wajah yang berada dalam kondisi pencahayaan yang baik. Namun saat objek wajah mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dan diambil dari berbagai sudut pandang berbeda, maka tingkat nilai rekognisi citra wajah dengan menggunakan metode SOM umumnya akan menurun, sehingga diterapkan metode *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) untuk meningkatkan nilai rekognisi citra wajah yang mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dan dari berbagai sudut pandang berbeda. Untuk itu melalui Tulisan ini akan diajukan sebuah metode *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) Sebagai Sistem Pengenal Wajah Untuk Citra Dengan Perubahan Cahaya Dari Berbagai Sudut Pandang.

## **1.2. Perumusan Masalah**

Masalah yang akan dibahas pada laporan Skripsi ini adalah citra wajah saat mengalami pencahayaan yang berubah-ubah sehingga tingkat nilai rekognisi citra wajah dengan menggunakan metode SOM umumnya akan menurun. Untuk itu melalui Tulisan ini akan diajukan sebuah metode *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) sebagai sistem pengenal wajah pada citra Dengan Perubahan Cahaya dari berbagai sudut pandang untuk meningkatkan nilai rekognisi citra wajah yang mengalami pencahayaan yang berubah-ubah. Di samping itu juga akan dicoba metode Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi menggunakan *Discrete Cosine Transform* untuk mengurangi dampak perubahan intensitas cahaya pada citra.

## **1.3. Tujuan Penelitian**

Berikut ini beberapa tujuan penelitian yang dilakukan:

1. Melakukan metode penggunaan ruang DCT logaritma dalam proses kompensasi iluminasi dan normalisasi untuk mengurangi dampak perubahan intensitas suatu citra dan menyamaratakan nilai komponen DC untuk suatu citra.

2. Meningkatkan nilai rekognisi citra wajah yang mengalami pencahayaan yang berubah-ubah dari berbagai sudut dengan menggunakan metode *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) sebagai sistem pengenalan wajah pada citra.
3. Membandingkan hasil proses pengenalan suatu citra antara metode *Fuzzy Self-Organizing Map* (FSOM) dengan metode SOM.

#### 1.4. Batasan Masalah

Berikut adalah batasan masalah dari percobaan yang dilakukan:

1. Citra wajah baik untuk Data *Train* maupun Data *Test* dicuplik dengan 2 kamera kanan dan kiri, diambil dari berbagai sudut dari kiri sampai kanan dengan penambahan sudut sebesar 10 derajat, ekspresi yang berbeda-beda, dan intensitas cahaya yang berubah-ubah.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan citra wajah yang dikelompokkan menjadi 3 kelompok yaitu citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya, citra wajah berdasarkan sudut pandang, dan citra wajah berdasarkan wajah setiap objek.
3. Citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer terbagi dalam 6 kelompok yaitu berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer yang digunakan untuk menyinari wajah, mulai yang paling redup hingga yang paling terang, serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 10 kelas.
4. Citra wajah berdasarkan sudut pandang terbagi dalam 18 kelompok yaitu berdasarkan tingkat pertambahan sudut sebesar 10 derajat dari  $-90^0$  derajat hingga  $90^0$  derajat (dari kiri ke kanan), serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 10 kelas.
5. Citra wajah berdasarkan wajah setiap objek terbagi dalam 10 kelompok yaitu berdasarkan jumlah objek responden penelitian yang diambil, serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 18 kelas berdasarkan sudut pandang pengambilan citra wajah.
6. Data yang digunakan untuk pengujian terdiri dari 3 jenis data, yaitu data original, data hasil normalisasi dan kompensasi iluminasi, dan data fuzzy dari setiap citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya, citra wajah

berdasarkan sudut pandang, dan citra wajah berdasarkan wajah setiap objek.

7. Metode yang akan digunakan dalam pemrosesan data adalah normalisasi dan kompensasi iluminasi, serta fuzzyfikasi data.
8. Metode yang akan digunakan untuk melihat hasil tingkat rekognisi data adalah SOM dan FSOM.

### 1.5. Manfaat Penelitian

Sesuai dengan Tujuan Penelitian, manfaat utama yang diharapkan dari hasil Penelitian ini adalah:

1. Sistem Pengenal Wajah yang lebih handal dan tahan terhadap perubahan intensitas cahaya.
2. Sistem Pengenal Wajah yang dapat diterapkan secara umum pada Kamera Pengintai dalam spektrum gabungan cahaya tampak dan infra merah yang berubah-ubah, tanpa mengetahui kondisi cahaya apa yang lebih dominan.
3. Dapat digunakan sebagai referensi untuk aplikasi Sistem Pengenal Wajah lebih lanjut untuk Kamera Pengintai, khususnya untuk citra wajah yang proses pencuplikannya tidak frontal.
4. Dapat diterapkan dalam sistem keamanan.

### 1.6. Sistematika Penulisan Laporan

Laporan ini terdiri dari 5 bab dengan deskripsi tiap bab seperti berikut:

1. BAB 1 PENDAHULUAN. Bab ini menjelaskan latar belakang penelitian, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan laporan.
2. BAB 2 NORMALISASI DAN KOMPENSASI ILUMINASI SERTA PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN *SELF-ORGANIZING MAPS* (SOM). Bab ini menjelaskan dasar teori Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi menggunakan metode *Discrete Cosine Transform*, dasar teori *Self-Organizing Maps* (SOM), perangkat pendukung penelitian, proses pengambilan data, Proses dan hasil citra normalisasi dan kompensasi iluminasi, serta Hasil dan analisa percobaan SOM data Normalisasi dan kompensasi iluminasi.

3. BAB 3 LOGIKA FUZZY, PROSES FUZZYFIKASI CITRA, DAN PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN FUZZY *SELF-ORGANIZING MAPS* (FSOM). Bab ini menjelaskan tentang pengenalan logika fuzzy, dasar teori *Fuzzy Self-Organizing Maps* (FSOM), Proses dan hasil fuzzyfikasi citra, serta Hasil dan analisa percobaan FSOM data hasil fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.
4. BAB 4 PERBANDINGAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN *SELF-ORGANIZING MAPS* (SOM) DAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN FUZZY *SELF-ORGANIZING MAPS* (FSOM). Bab ini berisi perbandingan hasil simulasi antara percobaan SOM data asli, data normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan percobaan FSOM data hasil fuzzyfikasi data asli, data hasil fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.
5. BAB 5 PENUTUP. Bab ini berisi kesimpulan penelitian yang telah dilakukan.

## BAB 2

### NORMALISASI DAN KOMPENSASI ILUMINASI SERTA PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN *SELF-ORGANIZING MAPS* (SOM)

Bab ini menjelaskan dasar teori Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi menggunakan metode *Discrete Cosine Transform*, dasar teori *Self-Organizing Maps* (SOM), perangkat pendukung penelitian, proses pengambilan data, Proses dan hasil citra normalisasi dan kompensasi iluminasi, serta Hasil dan analisa percobaan SOM data Normalisasi dan kompensasi iluminasi.

#### 2.1. Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

##### 2.1.1. Kompensasi Iluminasi dan Tranformasi Logaritma citra

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 (2.21) (Chen, Er, & Wu, 2006).

$$f(x, y) = r(x, y).e(x, y) \quad (2.1)$$

Pada citra wajah, 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). Nilai iluminasi suatu citra pada setiap pixel bervariasi bergantung pada kondisi pencahayaan seperti tingkat keterangan, sudut datang cahaya ataupun bayangan benda yang menghalanginya. 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).

Kompensasi Iluminasi dalam domain spasial dapat dilakukan dengan cara menyamakan variabel  $e(x,y)$  untuk setiap pixel. Hal ini sulit dilakukan karena kita

harus mengetahui nilai  $e(x,y)$  (setiap pixel) untuk membuatnya seragam. Oleh karena itu, dalam mengkompensasi komponen iluminasi dari piksel citra maka penggunaan ruang DCT logaritma akan memberikan kemudahan dalam hal kompensasi iluminasi tersebut sehingga dapat menyamakan variabel  $e(x,y)$  untuk setiap pixelnya.

Kompensasi iluminasi dalam domain spasial diubah dalam ruang logaritma maka persamaan (2.1) bertransformasi menjadi persamaan (2.2).

$$\log f(x, y) = \log r(x, y) + \log e(x, y) \quad (2.2)$$

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

$$\begin{aligned} \log f'(x, y) &= \log r(x, y) + \log e'(x, y) \\ \log f'(x, y) &= \log r(x, y) + \log e(x, y) - \in(x, y) \\ \log f'(x, y) &= \log f(x, y) - \in(x, y) \end{aligned} \quad (2.3)$$

dimana

$\log f'(x, y)$  = Nilai total piksel citra wajah dalam ruang logaritma sesudah nilai iluminasi piksel citra seragam.

$\log f(x, y)$  = Nilai total piksel citra wajah dalam ruang logaritma sebelum nilai iluminasi piksel citra seragam.

$\log r(x, y)$  = 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

$\in(x, y)$  = Kompensator

Karena citra akan diproses lebih lanjut dalam Ruang Logaritma maka citra harus mengalami sedikit penyesuaian saat dilakukan Transformasi Logaritma seperti pada persamaan (2.4), sehingga citra dalam ruang Logaritma tetap berada pada *range* nilai 0-255 yaitu nilai kuantisasi citra digital 8 bit.

$$F(x, y) = \frac{255}{\log(256)} \log(f(x, y) + 1) \quad (2.4)$$

Pada persamaan (2.4), penjumlahan dengan 1 di atas adalah untuk menghindari transformasi logaritma dari piksel bernilai 0 karena nilai ini akan memberikan *error* dalam penghitungan logaritma.

### 2.1.2. Discrete Cosine Transform (DCT)

*Discrete Cosine Transform* (DCT) merupakan transformasi dari domain spasial ke domain frekuensi. DCT memiliki 4 tipe dan yang akan digunakan dalam KI berikut adalah DCT tipe 2. Transformasi DCT 2D dari gambar  $f(x,y)$  adalah seperti persamaan (2.5) dan inversnya adalah seperti persamaan (2.6).

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2M}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right] \quad (2.5)$$

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

dimana

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

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

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). 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 (2.7).

$$\begin{aligned}
 F'(x, y) &= \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} E(u, v) - \sum_{i=1}^n E(u_i, v_i) \\
 &= F(x, y) - \sum_{i=1}^n E(u_i, v_i)
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

dimana

$$E(u, v) = \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2M}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right] \tag{2.8}$$

Jika variasi iluminasi berada pada komponen frekuensi rendah dan  $F'(x, y)$  disetarakan dengan nilai total piksel citra wajah dalam Ruang Logaritma seperti pada persamaan (2.3), maka  $\sum_{i=1}^n E(u_i, v_i)$  dapat diserupakan sebagai Kompensator, sehingga penghilangan koefisien DCT frekuensi rendah akan sama dengan Proses Kompensasi variasi iluminasi citra. Banyaknya frekuensi rendah yang akan dihilangkan disebut dengan Frekuensi Cutoff.

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 (2.9).

$$C(0,0) = \log \mu \cdot \sqrt{MN} \tag{2.9}$$

dimana M dan N adalah dimensi citra. Setiap citra berdimensi berapapun akan memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Proses penyetaraan nilai komponen DC untuk semua gambar disebut dengan proses Normalisasi Iluminasi (NI) .

## 2.2. Self-Organizing Map (SOM)

### 2.2.1. Pengenalan SOM

Peta Swa-Organisasi (SOM, Self-Organizing Map) ialah jaringan yang dikembangkan untuk mengelompokkan data masukan ke dalam unit-unit kelompok (clustering) yang bersesuaian. SOM merupakan proses

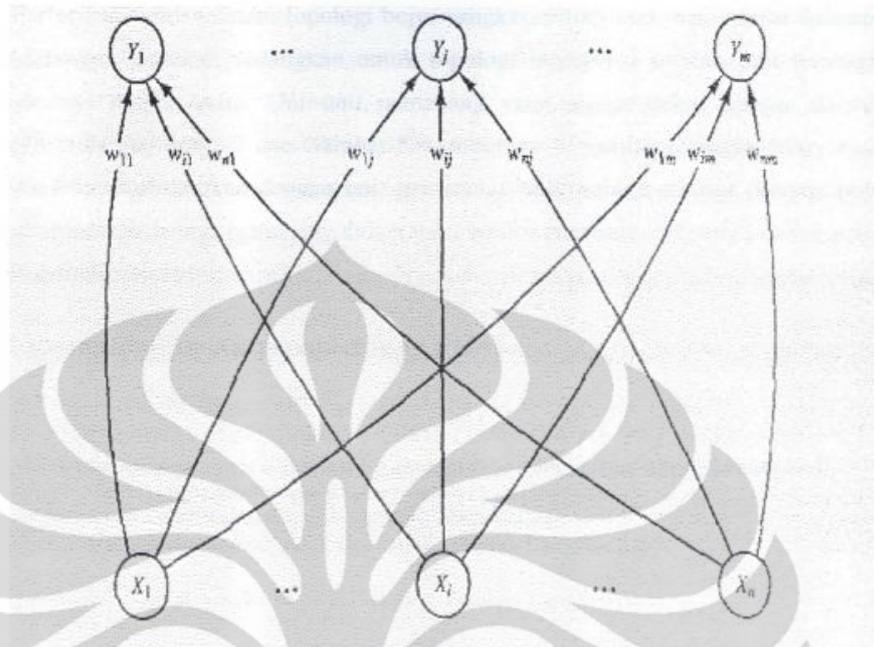
pengelompokan yang menggunakan metode pembelajaran tanpa-pengarahan, dengan metode kuadrat jarak Euclidean minimum (Fausett, 1994).

Jaringan swa-organisasi yang dibicarakan di dalam bagian ini dinamakan juga sebagai peta penyimpan topologi (topology-preserving maps), karena diasumsikan bahwa jaringan ini mempunyai struktur topologi diantara unit-unit kelompoknya. Sifat seperti ini memang terdapat dalam otak manusia, akan tetapi belum terdapat dalam jaringan neural buatan lain. Jaringan swa-organisasi terdiri dari  $m$  unit kelompok yang tersusun dalam arik satu atau dua dimensi, dengan sinyal masukan yang terdiri dari  $w$ -tuples.

Vektor bobot dari unit kelompok akan berfungsi pula sebagai vector perwakilan dari pola-pola (vektor) masukan yang terangkum dalam unit kelompok tersebut. Selama proses pembentukan swa-organisasinya, unit kelompok yang mempunyai vector bobot paling mirip dengan suatu vektor masukan (pada umumnya, menggunakan metoda kwadrat jarak Euclidean minimum) dinyatakan sebagai pemenangnya. Unit pemenang dan unit-unit tetangganya (sesuai dengan topologi dari unit-unit kelompok) akan memperbaharui nilai bobot-bobot mereka. Vektor bobot dari unit unit tetangga, pada umumnya, tidak berkemiripan dengan vector masukan. Sebagai contoh, untuk unit kelompok yang tersusun dalam struktur arik linier, unit tetangga dengan radius  $R$  di sekitar unit  $J$  terdiri dari semua unit  $j$  di mana:  $\max(1, J-R) < j < \min(J+R, m)$ .

Arsitektur dan algoritma jaringan ini dapat digunakan untuk mengelompokkan sekumpulan vektor bernilai kontinu  $x = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$  kedalam  $m$  unit kelompok. Sebagai catatan, bobot-bobot hubungan tidak perlu dikalikan dengan sinyal dari unit masukan yang menuju ke unit-unit kelompok (kecuali bila perkalian scalar digunakan sebagai ukuran tingkat kesesuaian).

### 2.2.2. Arsitektur Jaringan SOM



**Gambar 2.1** Arsitektur jaringan SOM

Dari gambar diatas arsitektur jaringan SOM terdiri 2 layer, yaitu input layer dan output layer, dimana tiap neuron pada input layer terhubung dengan tiap neuron pada output layer, dan tiap neuron pada output layer menunjukkan kelas dari input yang diberikan.

### 2.2.3. Algoritma SOM

Algoritma SOM terdiri dari:

1. Langkah 0 : Inisialisasi bobot-bobot  $w_{ij}$   
Tentukan parameter-parameter topologi ketetanggaan. Tentukan parameter-parameter laju pembelajaran
2. Langkah 1 : Selama syarat henti tidak terpenuhi, lakukan Langkah 2-8
3. Langkah 2 : Untuk setiap vektor masukan  $x$ , lakukan Langkah 3-5
4. Langkah 3 : Untuk setiap  $j$ , hitung  $D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (w_{ij} - x_i)^2}$
5. Langkah 4 : Temukan indeks  $J$  sehingga  $D(J)$  bernilai minimum

6. Langkah 5: Untuk semua unit  $j$  dalam daerah ketetanggaan  $J$ , dan untuk semua  $i$  update bobotnya, yaitu:  $w_{ij(\text{new})} = w_{ij(\text{old})} + \alpha [x_i - w_{ij(\text{old})}]$
7. Langkah 6 : Perbaharui laju pembelajaran [ $\alpha (t+1) = 0.5 \alpha t$  ]
8. Langkah 7 : Kurangi radius topologi ketetanggaan untuk waktu-waktu tertentu
9. Langkah 8 : Uji syarat henti

### 2.3. Perangkat Pendukung Penelitian

Dalam penelitian ini, perangkat untuk mengambil data berupa citra wajah dan pemrosesan data terdiri dari kamera infrared, lampu, dimmer, software geovision, dan Matlab 2010. Perangkat pendukung penelitian tersebut, yaitu:

- a. Kamera Infra merah



Gambar 2.2. 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

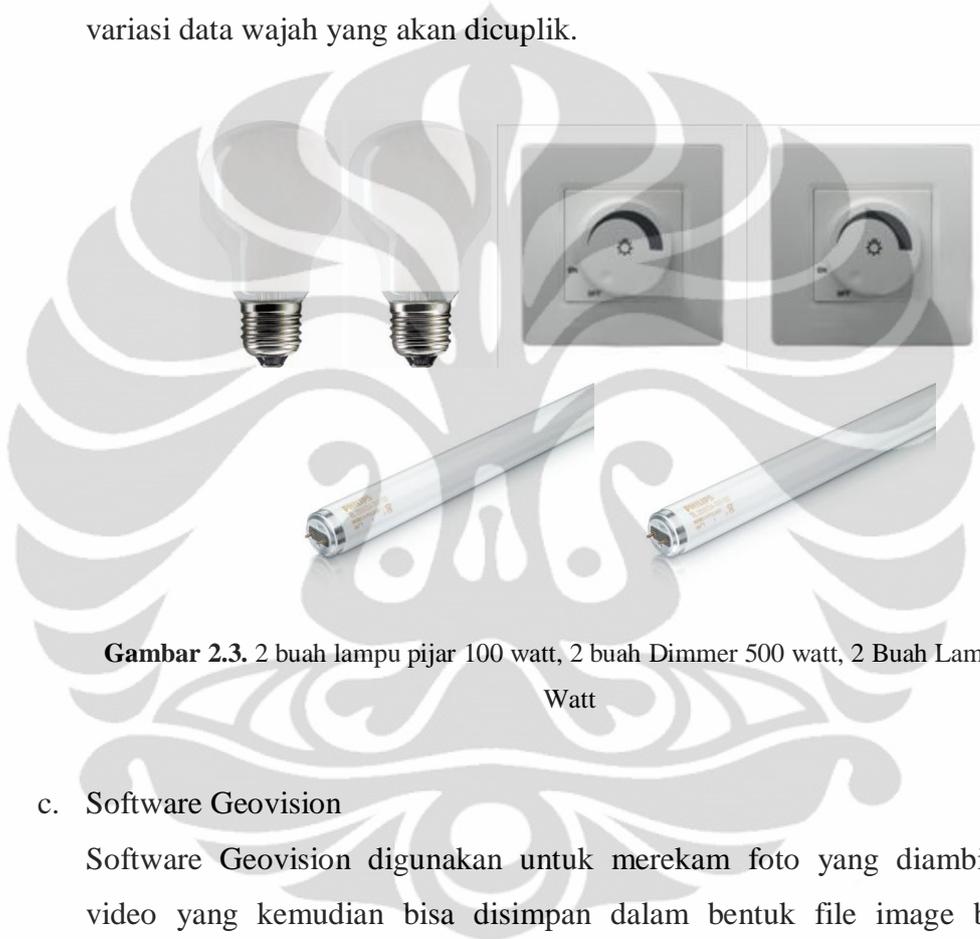
Tabel 2.1. Spesifikasi Kamera Infra merah

Kamera Infra merah digunakan untuk mengambil foto wajah dengan alasan bahwa kamera ini dapat dipakai dalam kondisi cahaya apapun dan dapat menerima cahaya tampak dan 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 pada lingkungan sekitarnya.

b. Lampu dan Dimmer

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



**Gambar 2.3.** 2 buah lampu pijar 100 watt, 2 buah Dimmer 500 watt, 2 Buah Lampu TL 36 Watt

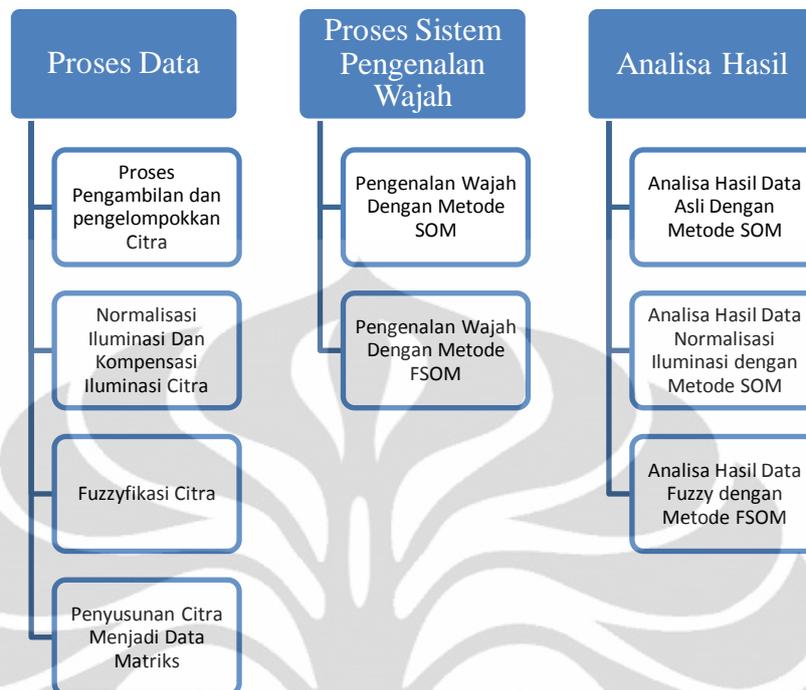
c. Software Geovision

Software Geovision digunakan untuk merekam foto yang diambil berupa video yang kemudian bisa disimpan dalam bentuk file image berformat (\*.bmp).

d. MATLAB R2010a

Penelitian dilakukan menggunakan m-file pada MATLAB R2010a untuk menyusun program Sistem Pengenal Wajah Dengan Metode SOM Fuzzy dan SOM.

## 2.4. Metodologi penelitian



Gambar 2.4 Bagan Metodologi Penelitian

Berdasarkan gambar 2.4, Metodologi penelitian dilakukan secara bertahap sebagai berikut :

### 1. Proses data

Proses data terdiri dari proses pengambilan citra dan pengelompokkan citra, Proses Normalisasi Dan Kompensasi Iluminasi, dan penyusunan citra menjadi data matriks. Proses Pengambilan citra yaitu dimana citra yang diambil berupa citra wajah sepuluh orang dengan ekspresi bebas, dari berbagai sudut dengan perubahan cahaya pada dimmer yang berbeda-beda kemudian citra dikelompokkan menjadi 3 kelompok yaitu citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer, citra wajah berdasarkan sudut pandang, dan citra wajah berdasarkan wajah setiap objek. Setelah citra disusun maka setiap kelompok citra akan dilakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi kemudian dikenali dengan metode SOM yang akan dijelaskan pada sub bab berikutnya. Setelah itu, Citra Normalisasi dan kompensasi iluminasi akan mengalami fuzzyfikasi citra kemudian akan dikenali dengan metode FSOM yang akan dijelaskan pada bab tiga. Sebelum citra dikenali dengan metode

SOM dan FSOM maka citra terlebih dahulu dijadikan matriks data agar lebih mudah dalam dilakukan pembelajaran dan pengujian data tersebut.

## 2. Proses Sistem Pengenalan Wajah

Dalam Penelitian ini, metode yang digunakan dalam pengenalan wajah ada 2, yaitu SOM dan FSOM. Adapun metode SOM akan dijelaskan pada sub bab berikutnya dan metode FSOM akan dijelaskan pada bab 3.

## 3. Analisa hasil

Pada penelitian ini terdapat tiga kasus yang harus di analisa yaitu data asli dengan metode SOM, data normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan metode SOM, dan data hasil fuzzyfikasi dengan metode FSOM. Ketiga data tersebut dilakukan dari setiap pengelompokkan citra berdasarkan tingkat perubahan cahaya, sudut pandang, dan wajah setiap objek. Hasil dari kedua metode dan ketiga data pada setiap pengelompokkan data citra tersebut akan dibandingkan dan dilihat manakah performa yang paling baik.

### 2.5. Proses Pengambilan Dan Skema Pengelompokkan Citra

Pengambilan data dilakukan dalam ruangan antara Laboratorium Kendali dan Laboratorium Telekomunikasi dimana ruangan memiliki dua buah lampu TL 36 watt. Pengambilan data dilakukan dengan kondisi cahaya bergantung pada Lampu Pijar yang digunakan, serta latarnya berwarna hitam polos. Metode pengambilan data yaitu dengan merekam video yang dicuplik oleh Kamera Infra merah dalam format kompresi MPEG 2 kemudian hasil cuplikan tersebut ditampilkan dengan bantuan software Geovision, dan disimpan dalam bentuk image yang berformat (\*.bmp).

Seluruh data citra yang diambil menggunakan penerangan lampu pijar dengan variasi persentase dimmer dan lampu TL. Lampu pijar berjarak  $\pm 1$  meter dari wajah dan dengan sudut penyorotan 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.

Jumlah objek yang diambil datanya adalah 10 orang. Setiap orang diminta untuk berekspresi bebas di depan kamera selama proses pengambilan data (rekaman video), diambil dengan perbedaan tingkat pada dimmer dan juga sudut

pandang pengambilan dengan penambahan sudut sebesar 10 derajat dari 10° - 180° (dari kiri ke kanan).

Dari semua video yang terekam dari masing-masing orang akan dicuplik foto berformat Bitmap (\*.bmp). Semua Foto dilakukan preprocessing secara manual, yaitu bagian wajah dari tiap foto dipotong (dicrop) sehingga resolusinya menjadi 40x40 piksel, kemudian dikonvert dalam format (\*.jpg). seperti contoh pada gambar 2.5 yaitu:



**Gambar 2.5.** Contoh Foto Asli yang dicrop menjadi 30 x 30 piksel

Selesai pengambilan citra wajah, citra wajah dalam penelitian ini dikelompokkan menjadi 3 kelompok data yaitu:

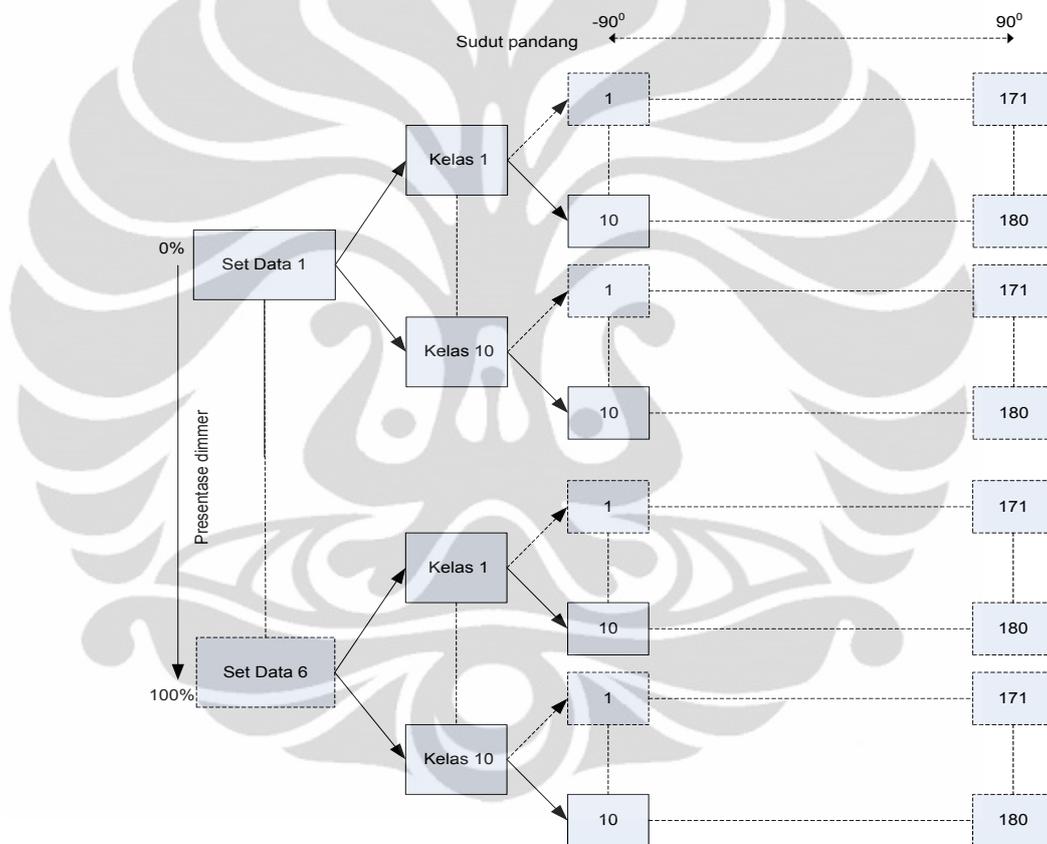
1. Data dengan citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer.

Data citra wajah berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer terbagi dalam 6 kelompok set data yaitu perubahan intensitas cahaya yang digunakan untuk menyinari wajah, mulai yang paling redup hingga yang paling terang, serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 10 kelas. Set data 1 hanya menggunakan penerangan LED Infra merah, sedangkan Set Data 2 sampai dengan 6 menggunakan lampu pijar sebagai penerangan dengan variasi persentase dimmer.

Set Data	Persentase <i>Dimmer</i> (%)
1	0
2	20
3	40
4	60
5	80
6	100

**Tabel 2.2** Konfigurasi Persentase Perubahan Cahaya Dimmer Tiap Set Data Berdasarkan Sinar

Adapun table 2.2 menunjukkan pengelompokkan set data citra berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer yang diambil dari setiap sudut pandang dengan penambahan 10 derajat. Jadi, set data pada setiap kelas mempunyai 18 citra yang diambil dari setiap sudut pandang dari  $-90^{\circ}$  sampai  $90^{\circ}$  dengan masing-masing sudut pandang terdapat 10 ekspresi yang berbeda-beda jadi total citra setiap 1 kelas yaitu 180 citra. Skema pengelompokkan citra berdasarkan sinar yaitu ditunjukkan pada gambar 2.6, yaitu:



**Gambar 2.6** Skema Pengelompokkan Citra Berdasarkan Perubahan Cahaya

Contoh citra wajah set data berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer pada sudut sebesar  $10^{\circ}$  pada setiap set data ditunjukkan pada gambar 2.7, yaitu:



**Gambar 2.7** Contoh Set Data Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dari Set Data 1 hingga 6 (dari kiri ke kanan) dalam format RGB (baris ke-1) dan grayscale (baris ke-2)

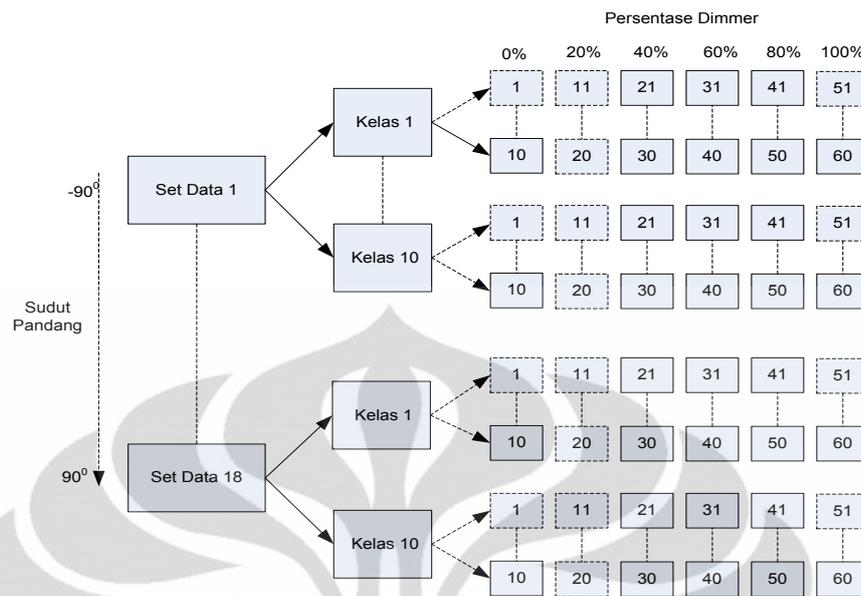
2. Data dengan citra wajah berdasarkan sudut pandang.

Data citra wajah berdasarkan sudut pandang terbagi dalam 18 kelompok yaitu berdasarkan tingkat pertambahan sudut sebesar 10 derajat dimulai dari  $-90^0$  hingga  $90^0$  (dari kiri ke kanan) sehingga terdapat 18 set data, serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 10 kelas, seperti pada table 2.3, yaitu:

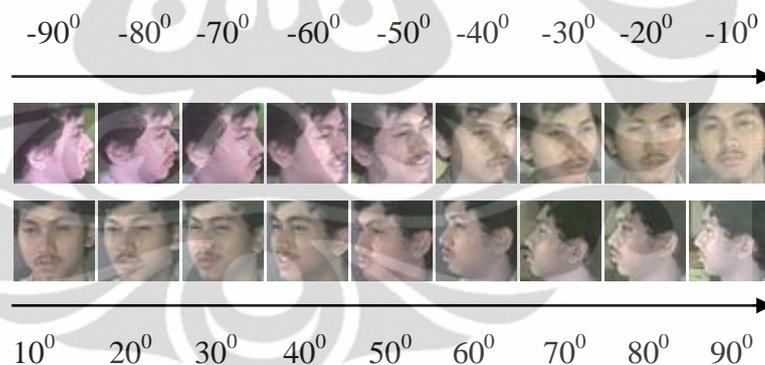
Set Data	Sudut Pandang	Set Data	Sudut Pandang	Set Data	Sudut Pandang
1	$-90^0$	7	$-30^0$	13	$40^0$
2	$-80^0$	8	$-20^0$	14	$50^0$
3	$-70^0$	9	$-10^0$	15	$60^0$
4	$-60^0$	10	$10^0$	16	$70^0$
5	$-50^0$	11	$20^0$	17	$80^0$
6	$-40^0$	12	$30^0$	18	$90^0$

**Tabel 2.3** Konfigurasi Sudut Tiap Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Set data pada setiap kelas mempunyai 6 citra berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer (tingkat intensitas cahaya) dengan masing-masing tingkat intensitas terdapat 10 ekspresi yang berbeda-beda jadi total citra setiap 1 kelas yaitu 60 citra. Skema pengelompokkan citra berdasarkan sudut pandang yaitu ditunjukkan pada gambar 2.8, yaitu:



**Gambar 2.8** Skema Pengelompokan Citra Berdasarkan Sudut Pandang  
Contoh citra wajah set data berdasarkan sudut pandang dengan presentase dimmer sebesar 100% pada setiap set data ditunjukkan pada gambar 2.9, yaitu:

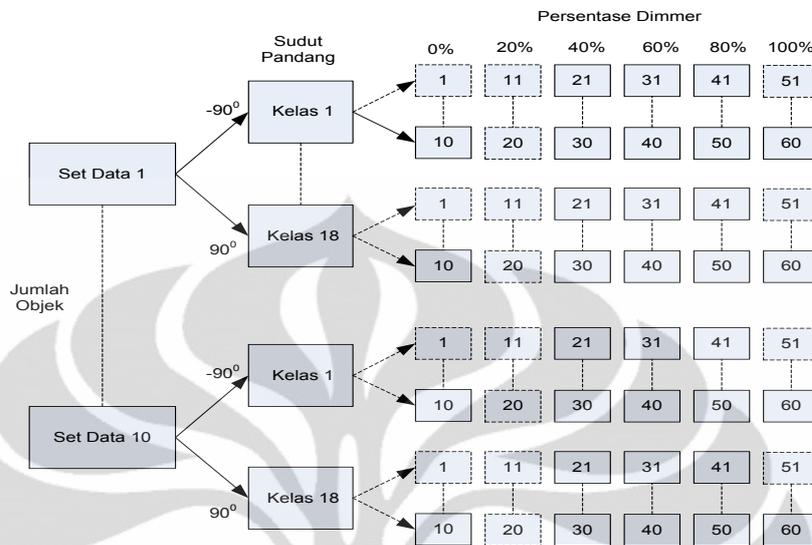


**Gambar 2.9** Contoh Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dari Set Data 1 hingga 18  
(dari kiri ke kanan) dalam format RGB

### 3. Data dengan citra wajah berdasarkan wajah setiap objek.

Citra wajah berdasarkan wajah setiap objek terbagi dalam 10 kelompok yaitu berdasarkan jumlah objek responden penelitian yang diambil, serta Identitas wajah yang akan dipelajari dan dikenali berjumlah 18 kelas berdasarkan sudut pandang pengambilan citra wajah dan setiap kelas mempunyai 6 citra berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer dengan masing-masing tingkat intensitas terdapat 10 ekspresi yang berbeda-beda jadi total citra setiap 1 kelas yaitu 60 citra. Skema

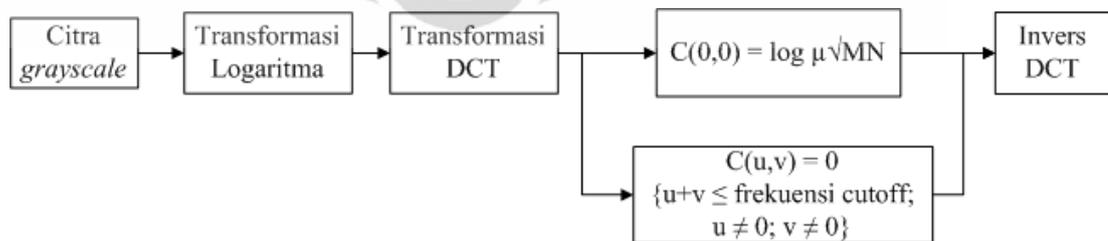
pengelompokan citra berdasarkan wajah setiap objek ditunjukkan pada gambar 2.10, yaitu:



Gambar 2.10 Skema Pengelompokan Citra Berdasarkan Objek Wajah

### 2.6. Proses dan Hasil Citra Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi

Proses Kompensasi Iluminasi adalah suatu proses atau metode yang ditujukan untuk mengkompensasi variasi iluminasi yang buruk dari suatu gambar wajah dan Proses Normalisasi Iluminasi adalah menyamakan nilai komponen DC dari seluruh gambar wajah di seluruh kelas dengan nilai yang sama. Adapun gambar 2.12 merupakan prosedur dalam melakukan Normalisasi Iluminasi dan Kompensasi Iluminasi, yaitu:



Gambar 2.11 Prosedur Proses Normalisasi Iluminasi dan Kompensasi Iluminasi

Berdasarkan pada gambar 2.12 diatas, prosedur untuk melakukan Normalisasi Iluminasi dan Kompensasi Iluminasi, yaitu:

1. Transformasi Logaritma Citra

Nilai iluminasi suatu citra pada setiap pixel bervariasi bergantung pada kondisi pencahayaan seperti tingkat keterangan, sudut datang cahaya ataupun bayangan benda yang menghalanginya. 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).

Kompensasi Iluminasi dalam domain spasial dapat dilakukan dengan cara menyamakan yang bervariasi. Hal ini sulit dilakukan karena kita harus mengetahui nilai iluminasi setiap piksel citra wajah untuk membuatnya seragam. Oleh karena itu, dalam mengkompensasi komponen iluminasi dari piksel citra maka penggunaan ruang DCT logaritma akan memberikan kemudahan dalam hal kompensasi iluminasi tersebut sehingga dapat menyamakan nilai iluminasi piksel citra wajah.

Berdasarkan sub bab 2.1.1 Karena citra akan diproses lebih lanjut dalam Ruang Logaritma maka citra harus mengalami sedikit penyesuaian saat dilakukan Transformasi Logaritma seperti pada persamaan (2.4), sehingga citra dalam ruang Logaritma tetap berada pada *range* nilai 0-255 yaitu nilai kuantisasi citra digital 8 bit.

$$F(x, y) = \frac{255}{\log(256)} \log(f(x, y) + 1) \quad (2.4)$$

Pada persamaan (2.4), penjumlahan dengan 1 di atas adalah untuk menghindarkan transformasi logaritma dari piksel bernilai 0 karena nilai ini akan memberikan *error* dalam penghitungan logaritma.

## 2. Transformasi DCT

Pada sub bab 2.1.1 telah dijelaskan bahwa Tingkat Iluminasi pada citra mengalami perubahan yang perlahan sepanjang bidang citra, oleh karena itu variasi iluminasi terletak pada frekuensi rendah. Proses Kompensasi Iluminasi merupakan penghapusan variasi iluminasi pada suatu citra sehingga iluminasi seluruh pikselnya seragam dan karena variasi iluminasi terletak pada frekuensi rendah maka *Discrete Cosine Transform* (DCT) merupakan transformasi dari domain spasial ke domain frekuensi. Jadi, Kompensasi Iluminasi dalam

domain DCT dapat dilakukan dengan menghilangkan koefisien frekuensi rendah dalam matriks  $C(u,v)$  yaitu matriks koefisien DCT citra. DCT memiliki 4 tipe dan yang akan digunakan dalam KI berikut adalah DCT tipe 2 dan telah dijelaskan pada bagian sub bab 2.1.3.

### 3. Proses penyetaraan nilai komponen DC

Pada sub bab 2.1.3 telah dijelaskan bahwa 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 (2.9).

$$C(0,0) = \log \mu \cdot \sqrt{MN} \quad (2.9)$$

dimana M dan N adalah dimensi citra.



**Gambar 2.12** Contoh Dimensi Komponen DC Pada Citra

Setiap citra berdimensi berapapun akan memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Proses penyetaraan nilai komponen DC untuk semua gambar disebut dengan proses Normalisasi Iluminasi (NI).

### 4. Invers DCT

Setelah melakukan proses kompensasi iluminasi dan normalisasi iluminasi maka Invers DCT merupakan transformasi dari domain frekuensi ke domain spacial.

Setelah melalui keempat tahapan dalam proses normalisasi dan kompensasi iluminasi, maka didapatkan citra hasil dari proses normalisasi dan kompensasi iluminasi ditunjukkan pada table 2.4, yaitu:

Log $\mu$	Set data 1	Set data 2	Set data 3	Set data 4	Set data 5	Set data 6
10						

20						
30						
40						
50						
60						
70						
80						
90						
100						
110						
120						
130						
140						
150						

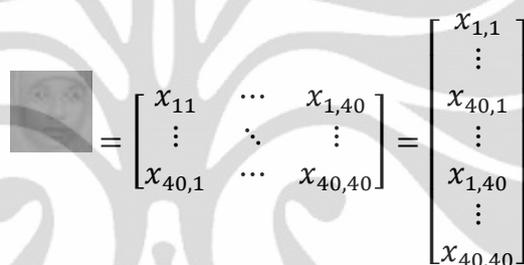
**Tabel 2.4** Citra sampel pada set data berdasarkan perubahan cahaya yang mengalami perubahan  $\log \mu$  dari 10 hingga 150

Pada table 2.4 citra merupakan citra pada set data berdasarkan sinar dengan set data 1 hingga set data 6 pada sudut pandang  $10^0$  dimana hasil citra  $\log \mu$  10 sampai 150 dilihat dari atas ke bawah. Pada table 2.4 terlihat bahwa semakin kecil nilai  $\log \mu$  akan menyebabkan gambar semakin gelap atau nilai rata-rata piksel gambar akan semakin dekat ke nol, sebaliknya semakin besar nilai  $\log \mu$  maka gambar semakin putih atau rata-rata nilai pikselnya semakin mendekati 255 (citra

digital 8 bit), oleh karena itu dalam penelitian ini digunakan log  $\mu$  dari 10 sampai 150 sehingga dapat mengenali identitas wajah dengan baik. Pada table 2.4, Hasil NI dan KI terlihat memiliki tingkat kecerahan yang sama untuk keenam Set Data citra pada set data berdasarkan sinar, namun perbedaan kekontrasan ketujuh citra tetap tidak sepenuhnya hilang.

## 2.7. Penyusunan Citra Menjadi Matriks Data

Ketiga set data agar bisa melakukan proses pengenalan wajah dengan algoritma SOM maka sebelumnya setiap citra berdimensi 40x40 disusun menjadi vektor kolom berdimensi 1600. Lalu vektor kolom semua data yang ada digabung menjadi 1 matriks, seperti 2.11, yaitu:



$$\begin{array}{c} \text{Image} \\ = \end{array} \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1,40} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{40,1} & \cdots & x_{40,40} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ \vdots \\ x_{40,1} \\ \vdots \\ x_{1,40} \\ \vdots \\ x_{40,40} \end{bmatrix}$$

**Gambar 2.13** Rekonstruksi gambar menjadi matriks kolom berdimensi 1600x1

Pada setiap set data berdasarkan sudut pandang terdapat 10 kelas dimana setiap kelas terdiri dari 60 citra sehingga setiap citra pada setiap kelas disusun menjadi matriks kolom berdimensi 1600x60. Begitu pula dengan setiap set data berdasarkan objek wajah terdapat 18 kelas dimana setiap kelas terdiri dari 60 citra sehingga setiap citra pada setiap kelas disusun menjadi matriks kolom berdimensi 1600x60. Pada setiap set data berdasarkan sinar terdapat 10 kelas dimana setiap kelas terdiri dari 180 citra sehingga setiap citra pada setiap kelas disusun menjadi matriks kolom berdimensi 1600x180.

## 2.8. Percobaan SOM

Dalam Percobaan SOM dibagi menjadi tiga yaitu percobaan SOM pada set data berdasarkan sudut pandang, set data berdasarkan Perubahan Cahaya, dan set data berdasarkan objek wajah. Masing-masing percobaan SOM pada kelompok set data ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi.

### 2.8.1. Tujuan Percobaan SOM

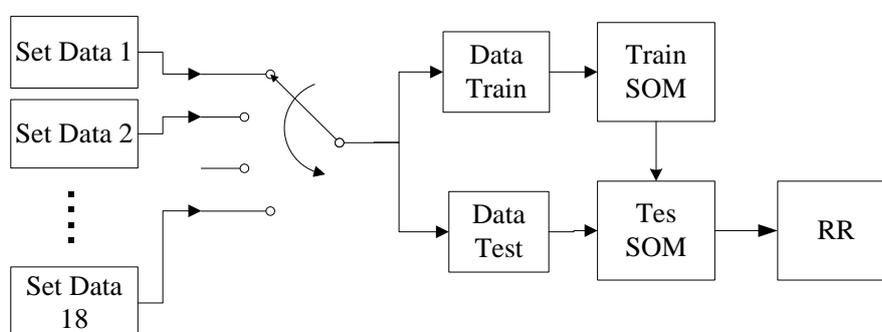
Tujuan dari percobaan ini adalah:

1. Menguji performa SOM menggunakan data asli dan data normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan nilai logmiu yang mempunyai nilai rekognisi tertinggi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.
2. Menerapkan metode NI dan KI pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah serta melihat pengaruhnya pada performa SOM.
3. Membandingkan performa (Tingkat Rekognisi) SOM data asli dan data hasil normalisasi iluminasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, Perubahan Cahaya, dan objek wajah.

### 2.9. Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah

#### 2.9.1. Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah.

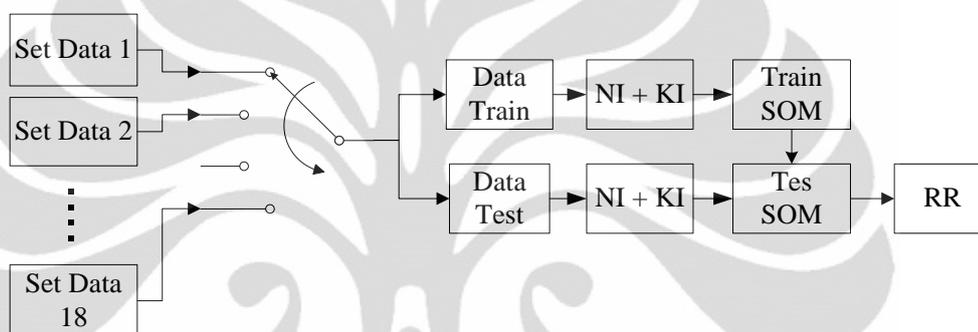
Pada percobaan ini SOM akan diuji untuk mengklasifikasi seluruh Set Data. Data *Train* yang digunakan akan digilir dari Set Data 1 hingga 18, sehingga didapat 18 macam SOM dengan Data *Train* yang berbeda, yang masing-masing akan diuji untuk merekognisi Data *Test* yang berisi dari Set Data 1 hingga 18. Percobaan ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi. Berikut adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan sudut pandang ditunjukkan pada gambar 2.14, yaitu:



**Gambar 2.14** Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Gambar 2.14 adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan sudut pandang dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 18
- Isi Set Data : 10 kelas, 60 pola/kelas
- Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2

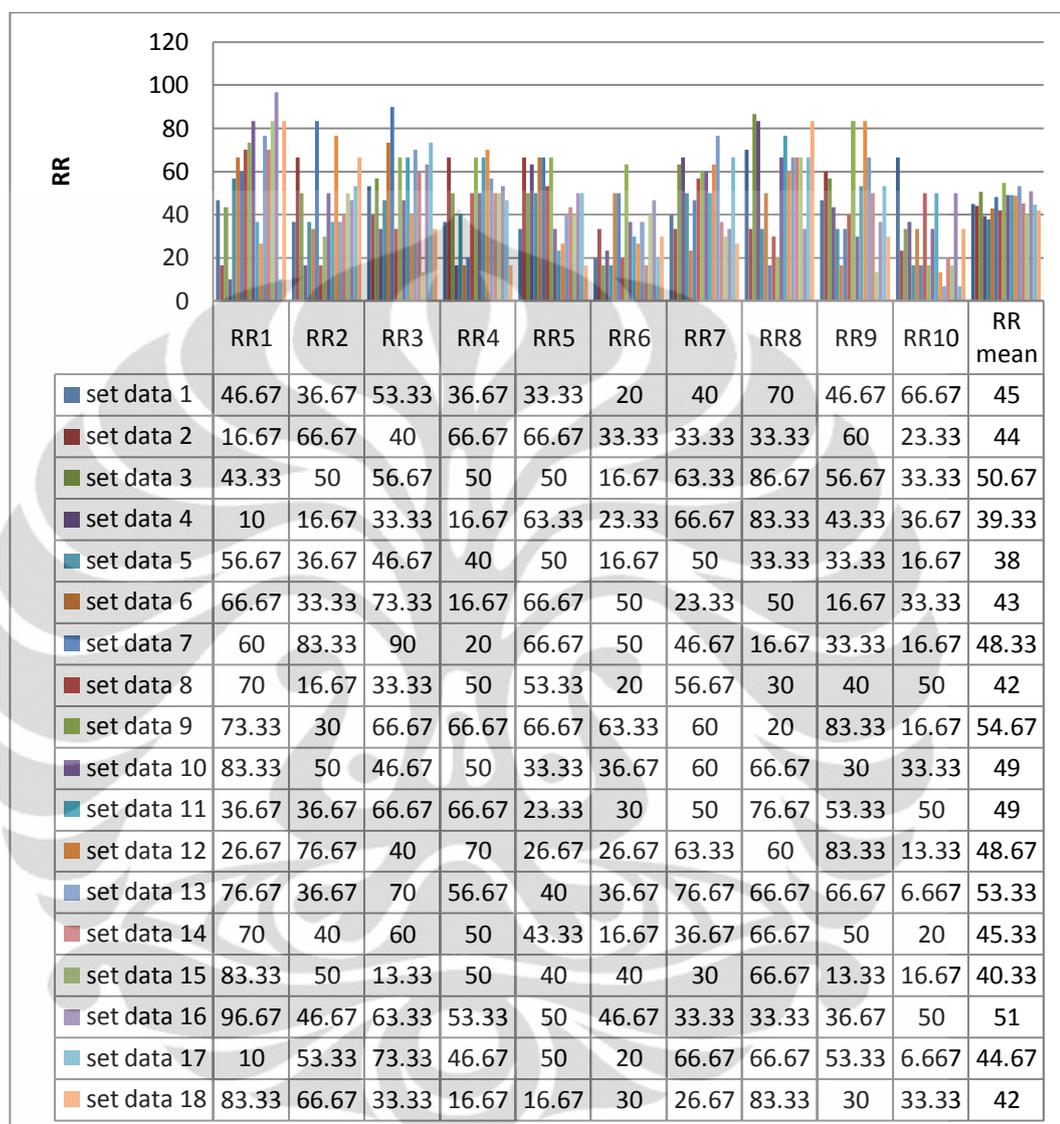


**Gambar 2.15** Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Gambar 2.15 adalah skema percobaan SOM data Ternormalisasi dan kompensasi iluminasi pada set data berdasarkan sudut pandang yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

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

## 2.9.2. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang Wajah



**Gambar 2.16** Tingkat Rekognisi Data Asli Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dengan SOM

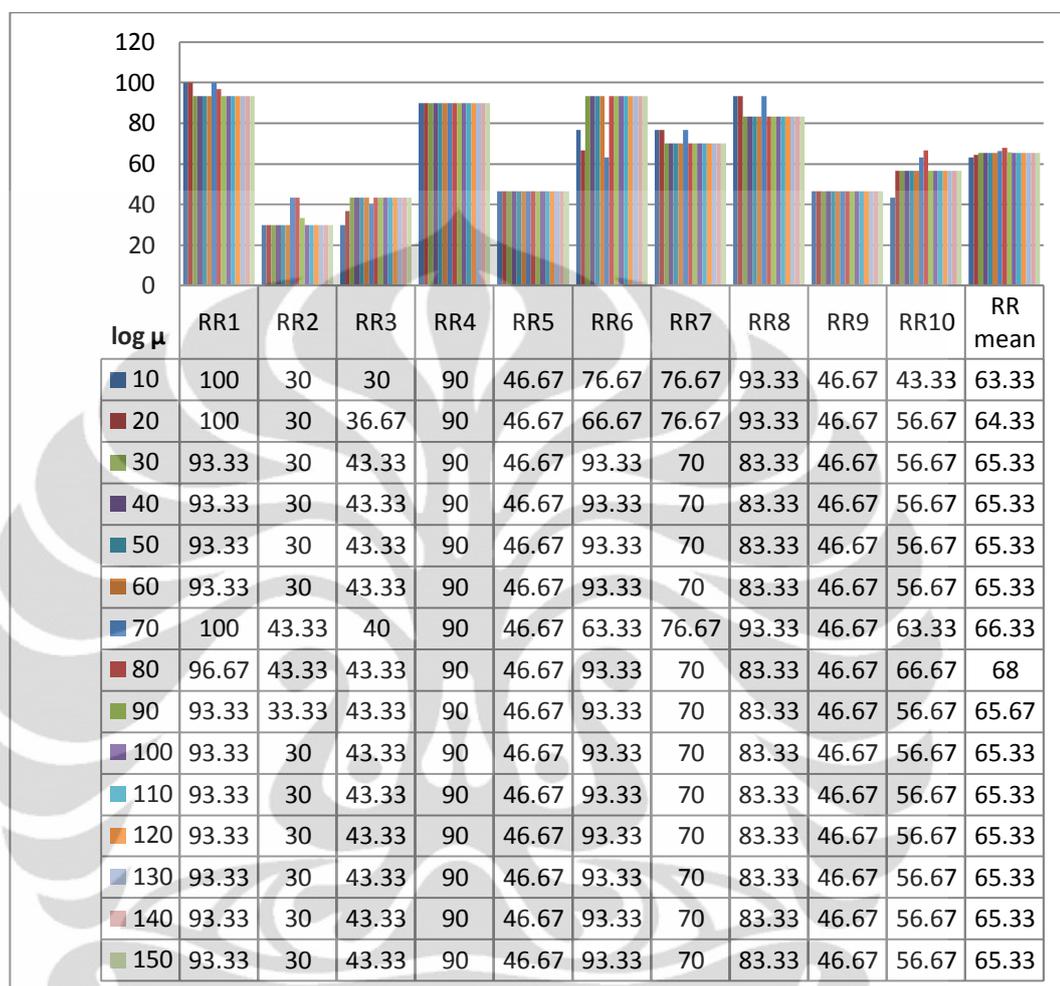
Pada gambar 2.16 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data asli set data berdasarkan sudut pandang dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-9 dimana sudut pandangnya  $-10^0$  yaitu sebesar 54.67%. Hal ini dikarenakan pada sudut  $-10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga SOM mampu mengenali wajah dengan baik. Pada grafik juga terlihat bahwa nilai rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-4 dimana sudut pandangnya  $-60^0$  yaitu sebesar 39.33%. Hal ini dikarenakan pada sudut

pandang sebesar  $-60^{\circ}$  merupakan wajah tampak samping kiri sehingga metode SOM kurang mengenali wajah dengan baik.

Dari gambar 2.16, terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas. Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan cahaya pada dimmer dengan presentase 0% hingga 100% pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor perwakilan pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan berbeda tingkat iluminasi antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut.

Dari seluruh tipe set data data asli berdasarkan sudut pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa pengenalan citra wajah dengan menggunakan SOM kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda sehingga diperlukan metode normalisasi dan kompensasi iluminasi untuk mengurangi dampak perubahan intensitas suatu citra dan menyamaratakan nilai komponen DC untuk suatu citra sehingga mampu mengenali citra dengan lebih baik. Pada percobaan juga didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-9 dimana sudut pandangnya  $-10^{\circ}$  yaitu sebesar 54.67% saat wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal (tegak lurus) terhadap horizontal maupun vertikal wajah.

### 2.9.3. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Berdasarkan Sudut Pandang Wajah

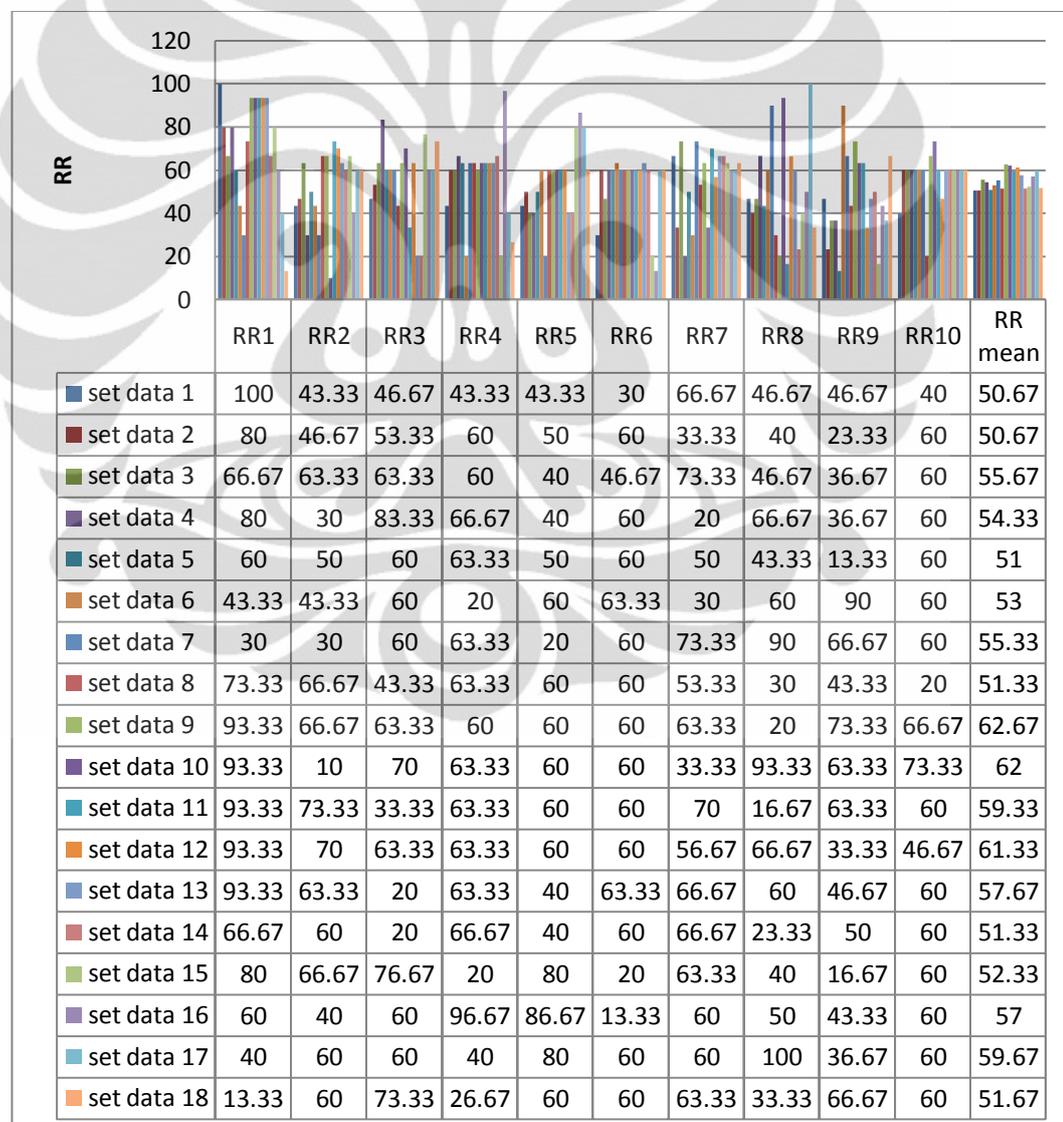


**Gambar 2.17** Tingkat Rekognisi Data NI + KI dari log  $\mu$  10-150 pada Set Data ke-1 Berdasarkan Sudut Pandang Dengan Metode SOM

Pada gambar 2.17 merupakan grafik hasil Tingkat Rekognisi Data NI + KI dari log  $\mu$  10-150 pada Set Data ke-1 Berdasarkan Sudut Pandang dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada saat log  $\mu$  bernilai 80 yaitu sebesar 68%. Hal ini disebabkan log  $\mu$  bernilai 80 merupakan citra wajah hasil normalisasi berada pada tingkat gelap terangnya sedang, yakni tidak terlalu gelap dan tidak terlalu terang dimana nilai pikselnya tidak terlalu mendekati nilai nol ataupun mendekati 255 (citra digital 8 bit) sehingga sistem dapat lebih mudah mengenali citra wajah tersebut.

Tingkat pengenalan pada percobaan lebih baik daripada tingkat rekognisi data asli karena data telah mengalami normalisasi iluminasi dimana memiliki tingkat

pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Selain itu juga citra mengalami kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Maka, untuk percobaan setiap set data berdasarkan sudut pandang memakai  $\log \mu$  bernilai 80, ditunjukkan pada gambar 2.18, yaitu:



**Gambar 2.18** Tingkat Rekognisi Data NI + KI pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Dengan Metode SOM

Pada gambar 2.18 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data normalisasi dan kompensasi iluminasi set data berdasarkan sudut pandang dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-9 dimana sudut pandangnya  $-10^0$  yaitu sebesar 79%. Hal ini dikarenakan pada sudut  $-10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga SOM mampu mengenali wajah dengan baik. Pada grafik juga terlihat bahwa nilai rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-16 dimana sudut pandangnya  $70^0$  yaitu sebesar 62%. Hal ini dikarenakan pada sudut pandang sebesar  $70^0$  merupakan wajah tampak samping kanan sehingga metode SOM kurang mengenali wajah dengan baik.

Dari gambar 2.18, terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas. Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan cahaya pada dimmer dengan presentase 0% hingga 100% pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor perwakilan pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan berbeda tingkat iluminasi antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut namun karena data telah mengalami normalisasi iluminasi dimana memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Selain itu juga citra mengalami kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

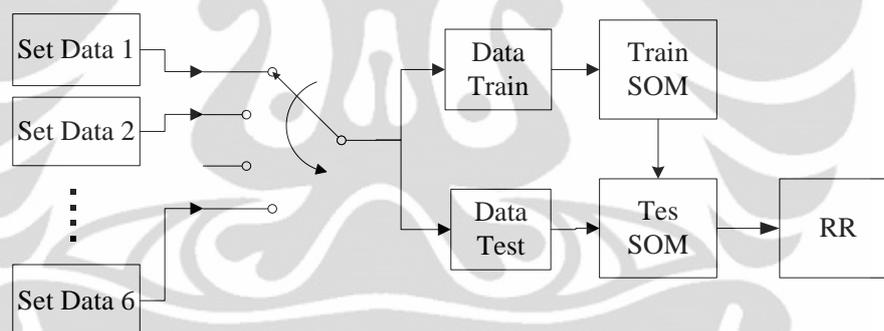
Dari seluruh tipe Data *Train* SOM data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa SOM cukup dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda dan

terbukti terbukti lebih meningkatkan nilai rekognisi citra wajah dibandingkan SOM dengan data asli.

## 2.10. Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

### 2.10.1. Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

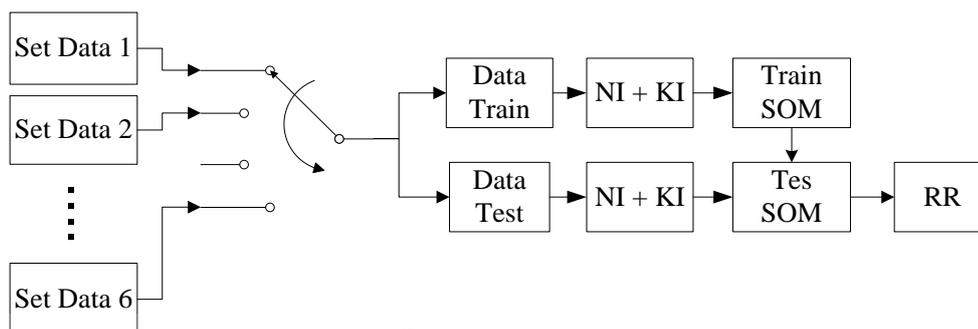
Pada percobaan ini SOM akan diuji untuk mengklasifikasi seluruh Set Data. Data *Train* yang digunakan akan digilir dari Set Data 1 hingga 6, sehingga didapat 6 macam SOM dengan Data *Train* yang berbeda, yang masing-masing akan diuji untuk merekognisi Data *Test* yang berisi dari Set Data 1 hingga 6. Percobaan ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi. Berikut adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer ditunjukkan pada gambar 2.16, yaitu:



**Gambar 2.19** Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Gambar 2.19 adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan sudut pandang dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 6
- Isi Set Data : 10 kelas, 180 pola/kelas
- Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2



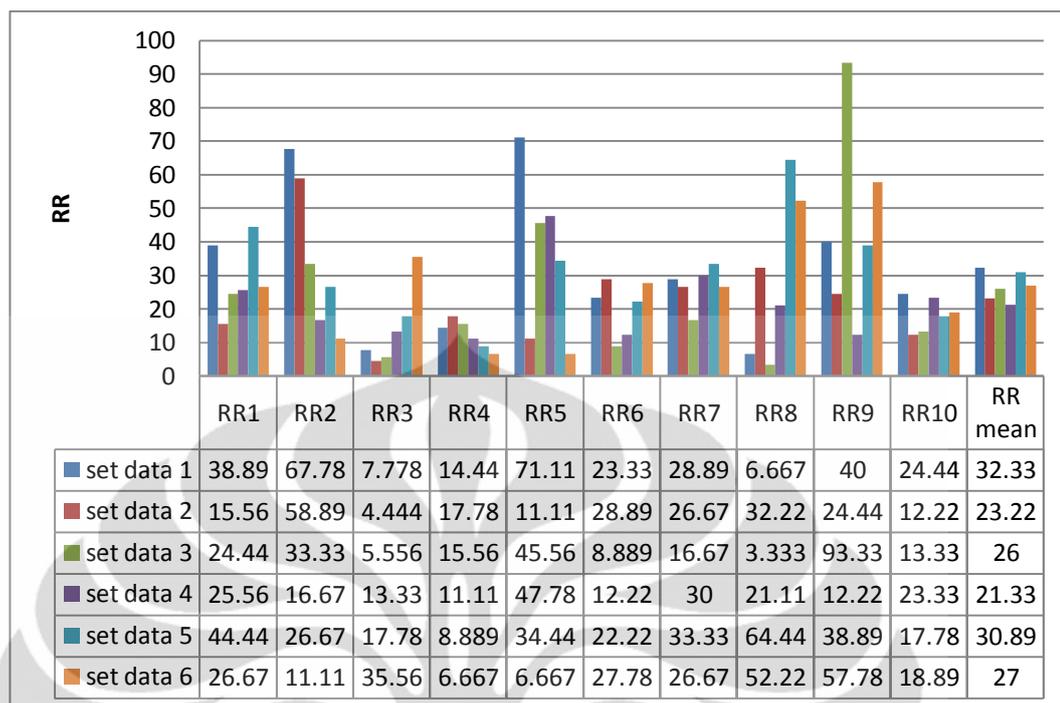
**Gambar 2.20** Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Gambar 2.20 adalah skema percobaan SOM data Ternormalisasi dan kompensasi iluminasi pada set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

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

### 2.10.2. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Pada gambar 2.21, terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas. Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan sudut dari  $-90^0$  hingga  $90^0$  pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor perwakilan pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan adanya perbedaan sudut antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut dimana nilai piksel dan garis-garis gambar berbeda sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut.

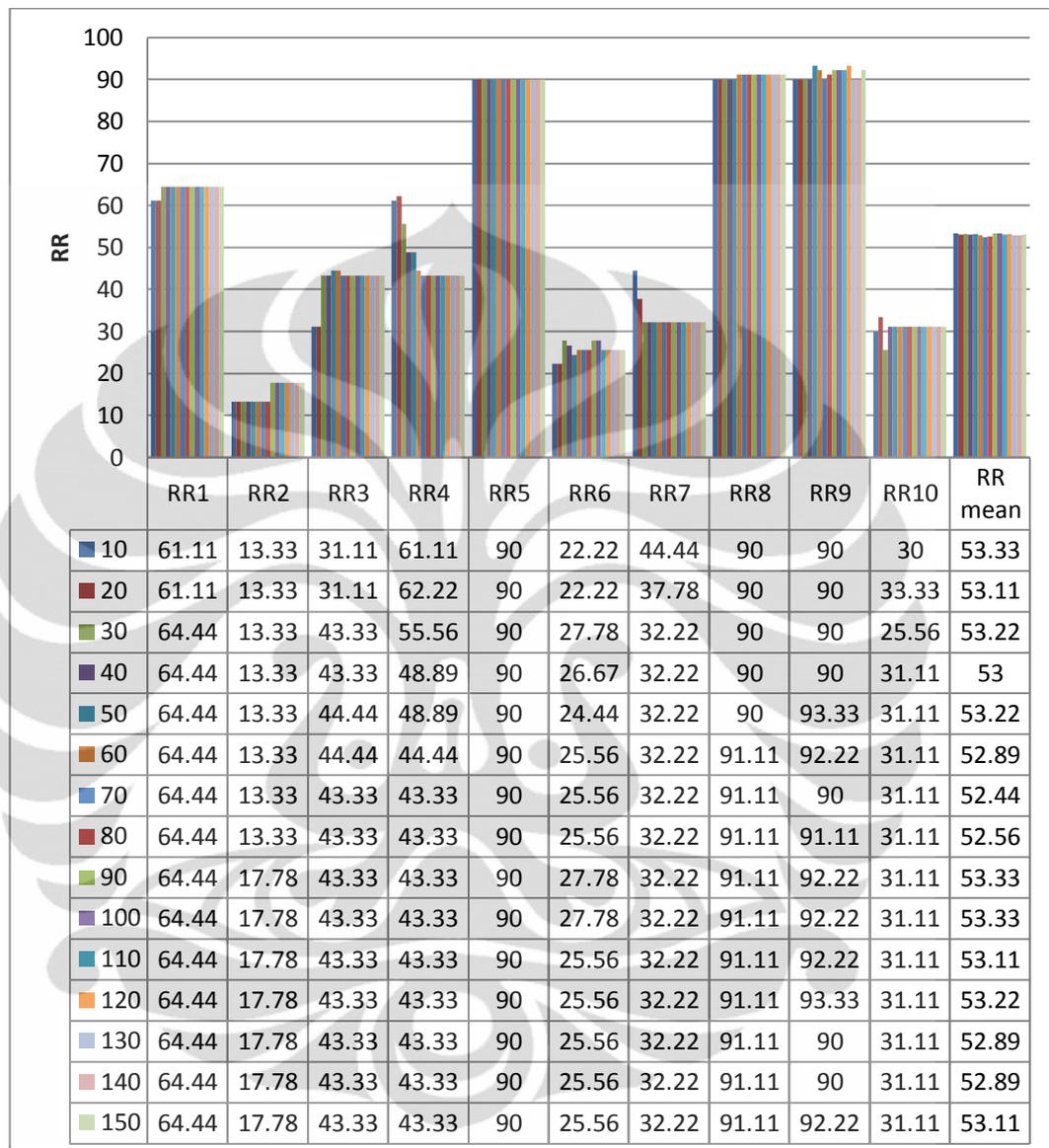


**Gambar 2.21** Tingkat Recognition Data Asli Set Data Perubahan cahaya pada dimmer Dengan SOM

Pada gambar 2.21 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data asli set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-1 dengan presentase intensitas cahaya dimmer 0% yaitu sebesar 32.33%, dan nilai rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-3 dengan presentase intensitas cahaya 40% yaitu sebesar 21.33%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255 (citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup). Karena tingkat rekognisinya sangat rendah pada setiap set data maka diperlukan metode normalisasi dan kompensasi iluminasi untuk mengurangi dampak perubahan intensitas suatu citra dan menyamaratakan nilai komponen DC untuk suatu citra sehingga mampu mengenali citra dengan lebih baik.

Dari seluruh tipe Data *Train* SOM data asli berdasarkan perubahan cahaya dimmer pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa SOM kurang dapat merekognisi dengan baik Data *Train* dan Data *Test* yang memiliki sudut pandang yang berbeda-beda pada setiap set data.

### 2.10.3. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

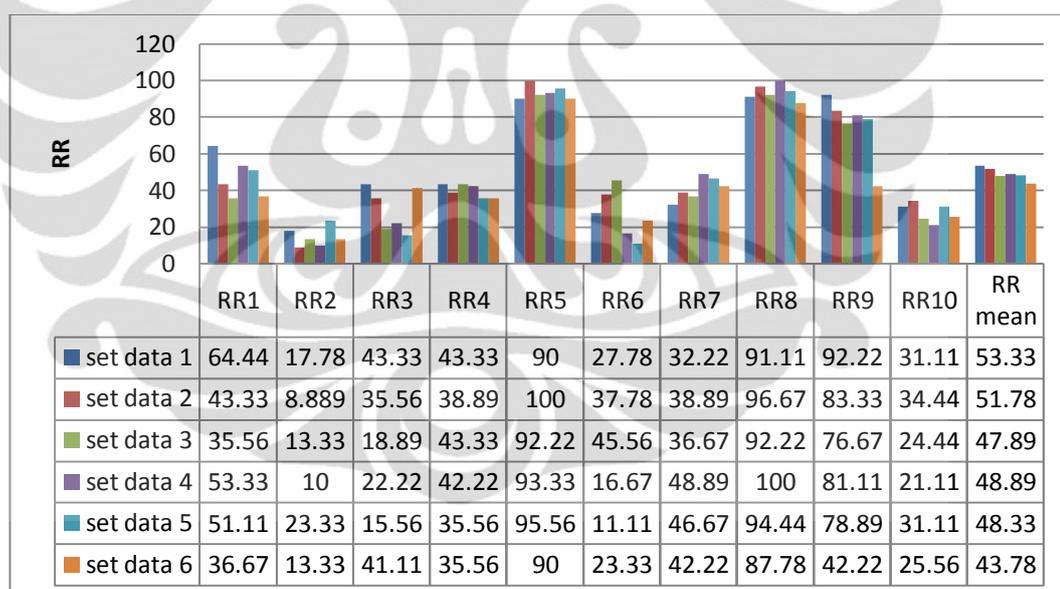


**Gambar 2.22** Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data ke-1 Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dari log mu 10-150 Dengan Metode SOM

Pada gambar 2.22 merupakan grafik hasil Tingkat Rekognisi Data NI + KI dari log mu 10-150 pada Set Data ke-1 Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada saat log mu bernilai 90 dan 100 yaitu sebesar 53.33%. Hal ini disebabkan log  $\mu$  bernilai 90 dan 110 merupakan citra wajah hasil normalisasi berada pada tingkat gelap terangnya sedang, yakni tidak terlalu gelap dan tidak terlalu terang dimana nilai

pikselnya tidak terlalu mendekati nilai nol ataupun mendekati 255(citra digital 8 bit) sehingga sistem dapat lebih mudah mengenali citra wajah tersebut.

Tingkat pengenalan pada percobaan lebih baik daripada tingkat rekognisi data asli karena data telah mengalami normalisasi iluminasi dimana memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Selain itu juga citra mengalami kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Maka, untuk percobaan setiap set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer memakai  $\log \mu$  bernilai 90 seperti pada gambar 2.23 dibawah, yaitu:



**Gambar 2.23** Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer Dengan Metode SOM

Pada gambar 2.23 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data normalisasi dan kompensasi iluminasi set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-1 dimana presentase cahaya dimmer 0% yaitu sebesar 53.33% dan tingkat rekognisi terendah pada set data ke-6 dimana presentase dimmer 100% yaitu sebesar 43.78%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan

tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255(citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup).

Pada grafik terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas. Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan sudut dari  $-90^0$  hingga  $90^0$  pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor perwakilan pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan adanya perbedaan sudut antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut dimana nilai piksel dan garis-garis gambar berbeda sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut.

Tingkat pengenalan pada percobaan lebih baik daripada tingkat rekognisi data asli karena data telah mengalami normalisasi iluminasi dimana memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama walaupun data *train* dan data *test* berbeda tingkat iluminasi. Selain itu juga citra mengalami kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Namun hal ini tidak terlalu berpengaruh karena adanya perbedaan sudut antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut dimana nilai piksel dan garis-garis gambar berbeda sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut.

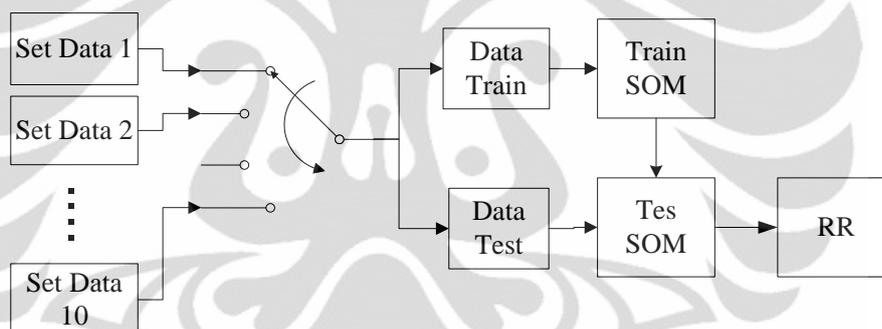
Dari seluruh tipe set data SOM NI+KI berdasarkan perubahan cahaya dimmer pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa SOM kurang dapat merekognisi dengan baik Data *Train* dan Data *Test* yang memiliki sudut pandang yang

berbeda-beda pada setiap set data namun terbukti lebih meningkatkan nilai rekognisi citra wajah dibandingkan SOM dengan data asli.

## 2.11. Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

### 2.11.1. Skema Percobaan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

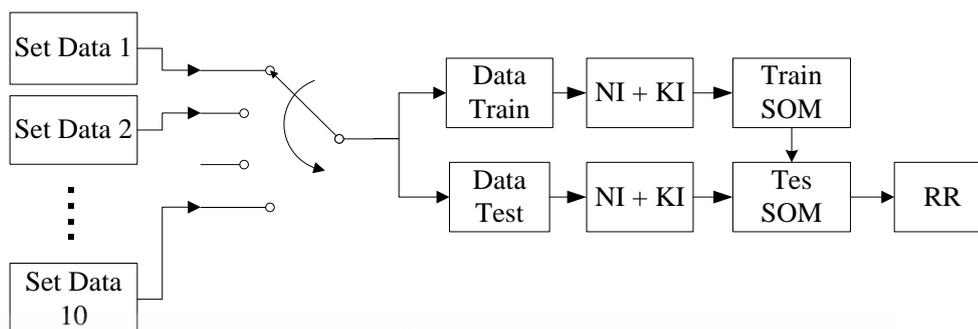
Pada percobaan ini SOM akan diuji untuk mengklasifikasi seluruh Set Data. Data *Train* yang digunakan akan digilir dari Set Data 1 hingga 10, sehingga didapat 10 macam SOM dengan Data *Train* yang berbeda, yang masing-masing akan diuji untuk merekognisi Data *Test* yang berisi dari Set Data 1 hingga 10. Percobaan ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi. Berikut adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan objek wajah ditunjukkan pada gambar 2.19, yaitu:



**Gambar 2.24** Skema Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Gambar 2.24 adalah skema percobaan SOM data asli pada set data berdasarkan objek wajah dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 10
- Isi Set Data : 18 kelas, 60 pola/kelas
- Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2



**Gambar 2.25** Skema Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Gambar 2.25 adalah skema percobaan SOM data Ternormalisasi dan kompensasi iluminasi pada set data berdasarkan objek wajah yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

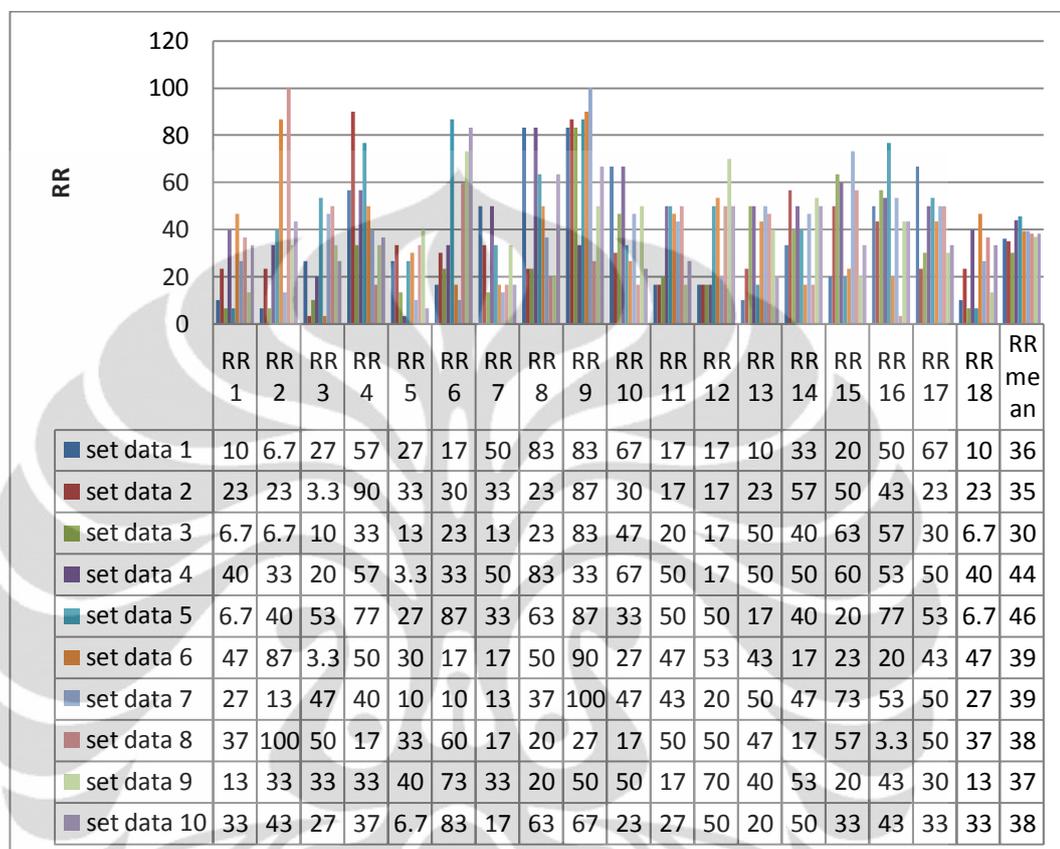
- Set Data : 1 s/d 10
- Isi Set Data : 18 kelas, 60 pola/kelas
- Data Test : Data Train : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0

### 2.11.2. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Pada gambar 2.26 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data asli set data berdasarkan objek wajah dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-5 yaitu sebesar 46%, dan nilai rekognisi terendah pada set data ke-3 yaitu sebesar 30%.

Dari gambar 2.26 terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas. Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan cahaya pada dimmer dengan presentase 0% hingga 100% pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor

pewakil pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan berbeda tingkat iluminasi antara bobot vektor pewakil dengan data *Test* tersebut sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut.

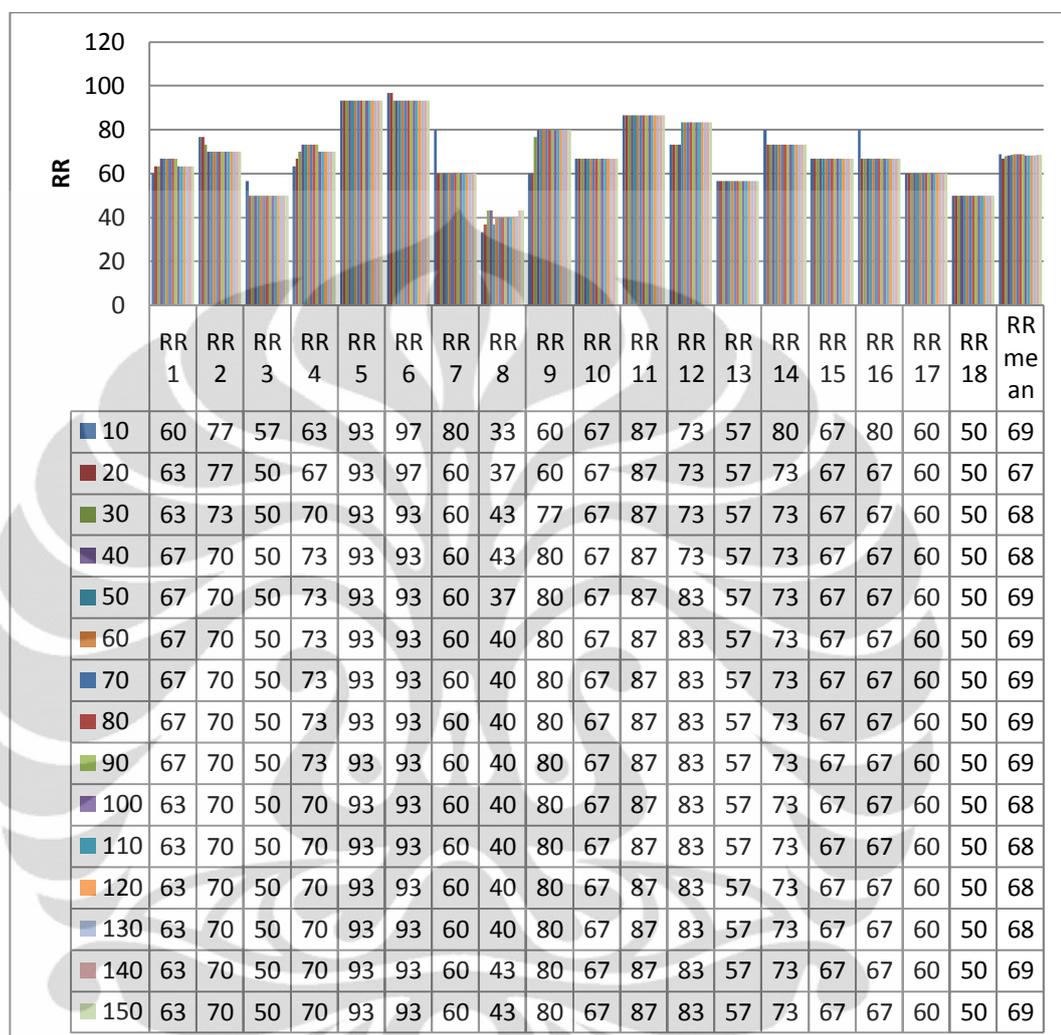


**Gambar 2.26** Tingkat Recognition Data Asli Set Data Objek Wajah Dengan SOM

Pada grafik tersebut didapatkan kelas 9 (RR9) mempunyai tingkat rekognisi yang baik, ini dikarenakan pada kelas 9 merupakan pengambilan dari sudut pandangnya  $-10^0$  yaitu saat wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah.

Dari seluruh tipe set data data asli berdasarkan sudut pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa pengenalan citra wajah dengan menggunakan SOM kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda sehingga diperlukan metode normalisasi dan kompensasi iluminasi untuk mengurangi dampak perubahan intensitas suatu citra dan menyamaratakan nilai komponen DC untuk suatu citra sehingga mampu mengenali citra dengan lebih baik.

### 2.11.3. Analisa Hasil Percobaan SOM Data Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

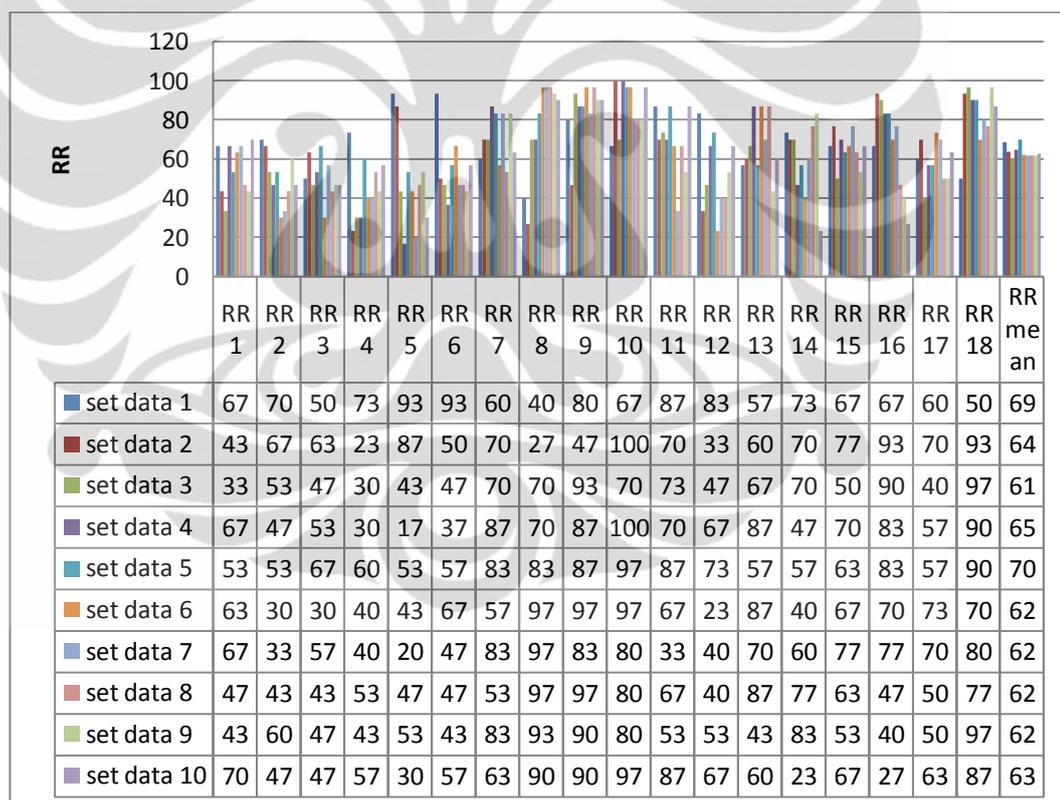


**Gambar 2.27** Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data ke-1 Objek Wajah Dengan SOM Dari log mu 10-100

Pada gambar 2.27 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data ke-1 berdasarkan objek dengan SOM dari log mu 10-150 dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada rentang nilai log mu 50-90 yaitu sebesar 69%. Hal ini disebabkan log  $\mu$  dengan rentang 50-90 merupakan citra wajah hasil normalisasi berada pada tingkat gelap terangnya sedang, yakni tidak terlalu gelap dan tidak terlalu terang dimana nilai pikselnya tidak terlalu mendekati nilai nol ataupun mendekati 255(citra digital 8 bit) sehingga sistem dapat lebih mudah mengenali citra wajah tersebut.

Tingkat pengenalan pada percobaan lebih baik daripada tingkat rekognisi data asli karena data telah mengalami normalisasi iluminasi dimana memiliki tingkat pencahayaan yang sama jika  $\log \mu$  setiap citra bernilai sama. Selain itu juga citra mengalami kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi.

Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Maka, untuk percobaan setiap set data berdasarkan objek wajah memakai  $\log \mu$  bernilai 90, ditunjukkan pada gambar 2.28, yaitu:



**Gambar 2.28** Tingkat Rekognisi Data Normalisasi dan Kompensasi Iluminasi Set Data Objek Wajah Dengan SOM

Pada gambar 2.28 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan objek dengan SOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-5 yaitu sebesar 70%. Tingkat rekognisi pada kelas ke-9 (sudut  $-10^0$ ) dan ke-10 (sudut  $10^0$ )

cukup baik karena merupakan citra wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah.

Dari gambar 2.28, terlihat bahwa Tingkat Rekognisi SOM dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang tidak seragam untuk setiap kelas Hal ini dikarenakan data *Train* dan data *Test* pada setiap set data merupakan data dengan perubahan cahaya pada dimmer dengan presentase 0% hingga 100% pada setiap kelas dengan perbandingan 50% *training* dan 50% *testing*. Selain itu, bila data *Test* ketika ditesting dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan SOM menggunakan jarak minimum euclidean akan sangat sulit mendapatkan vektor perwakilan pemenang yang mendekati nilai data *Test* masukkan tersebut karena kemungkinan berbeda tingkat iluminasi antara bobot vektor perwakilan dengan data *Test* tersebut sehingga SOM tersebut kurang dapat mengenali citra wajah tersebut. Namun karena data telah mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi maka SOM lebih mengenali citra dengan baik.

Dari seluruh tipe Data *Train* SOM data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada percobaan ini dapat disimpulkan bahwa SOM cukup dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda dan terbukti lebih meningkatkan nilai rekognisi citra wajah dibandingkan SOM dengan data asli.

## BAB 3

### LOGIKA FUZZY, PROSES FUZZYFIKASI CITRA, DAN PROSES PENGENALAN WAJAH DENGAN FUZZY *SELF-ORGANIZING MAPS* (FSOM)

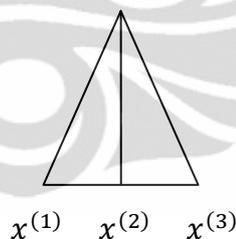
Bab ini menjelaskan tentang pengenalan logika fuzzy, dasar teori *Fuzzy Self-Organizing Maps* (FSOM), Proses dan hasil fuzzyfikasi citra, serta Hasil dan analisa percobaan FSOM data hasil fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah. Logika Fuzzy

#### 3.1.1. Bilangan Fuzzy Segitiga

Bilangan fuzzy segitiga atau Triangular Fuzzy Number atau Nilai Fuzzy Segitiga merupakan sebuah bilangan yang merepresentasikan distribusi satu set data yang dinyatakan dengan tiga angka berikut ini:

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

Nilai  $\tilde{x}$  merupakan nilai fuzzy  $x$  dengan  $x^{(1)}$  = nilai minimum,  $x^{(2)}$  = nilai rata-rata, dan  $x^{(3)}$  = nilai maksimum, representasi bilangan fuzzy segitiga dapat dilihat pada gambar



**Gambar 3.1** Bentuk Bilangan Fuzzy Segitiga

#### 3.1.2. Operasi Aritmatika Pada Bilangan Fuzzy Segitiga

Konsep dalam operasi aritmatika antara dua bilangan setigafuzzy adalah menjaga kefuzzyan bilangan yang dihasilkan, dimana bilangan yang dihasilkan tetap memiliki bentuk fuzzy segitiga yang berturut-turut terdiri dari nilai minimum, nilai tengah, dan nilai maksimum.

Berikut beberapa aturan dalam operasi aritmatika yang dikemukakan oleh Denceux dan Manson pada tahun 2004 yaitu:

Penjumlahan bilangan fuzzy didefinisikan sebagai berikut:

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

Pengurangan bilangan fuzzy didefinisikan sebagai berikut:

$$\tilde{x} - \tilde{y} = (x^{(1)} - y^{(3)}, x^{(2)} - y^{(2)}, x^{(3)} - y^{(1)}) \quad (3.3)$$

### 3.1.3. Vektor Fuzzy Segitiga

Jika selama ini kita mengenal vektor  $x$  adalah  $\tilde{x}$  dengan anggota  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  dituliskan dalam bentuk:

$$\tilde{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (3.4)$$

Maka vektor fuzzy akan dinotasikan dalam  $\tilde{\tilde{x}}$  dengan anggota  $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_n$  dan dituliskan dalam bentuk:

$$\tilde{\tilde{x}} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_n) \quad (3.5)$$

Dengan mengacu pada persamaan diawal maka akan didapatkan vektor fuzzy  $\tilde{\tilde{x}}$  yaitu:

$$\tilde{\tilde{x}} = (x_1^{(1)}, x_1^{(2)}, x_1^{(3)}; x_2^{(1)}, x_2^{(2)}, x_2^{(3)}; x_3^{(1)}, x_3^{(2)}, x_3^{(3)}; \dots; x_n^{(1)}, x_n^{(2)}, x_n^{(3)}) \quad (3.6)$$

### 3.1.4. Jarak Antara Vektor Fuzzy Segitiga

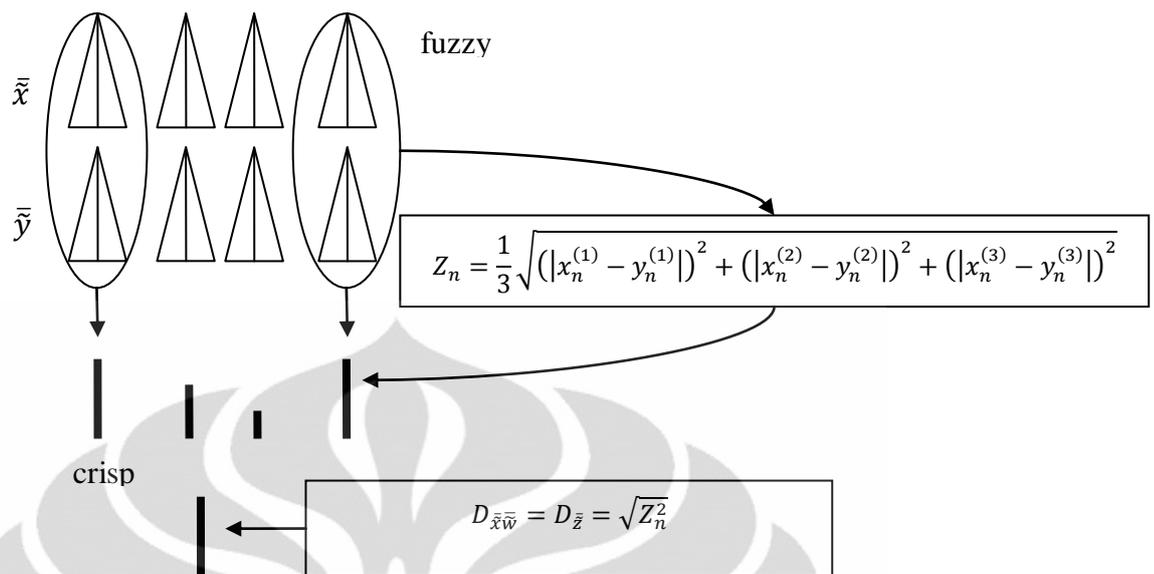
Jika terdapat 2 buah bilangan fuzzy  $\tilde{\tilde{x}}$  dan  $\tilde{\tilde{y}}$  maka jarak antara dua vektor fuzzy ini dinotasikan dengan  $D_{\tilde{\tilde{x}}\tilde{\tilde{y}}}$  atau sama dengan  $D_{\tilde{\tilde{z}}}$  dimana:

$$D_{\tilde{\tilde{x}}\tilde{\tilde{y}}} = D_{\tilde{\tilde{z}}} = \sqrt{Z_1^2 + Z_2^2 + Z_3^2 + \dots + Z_n^2} \quad (3.7)$$

Dengan rumusan untuk mencari nilai  $Z_1, Z_2$  seperti halnya juga  $Z_n$  adalah sebagai berikut ini:

$$Z_n = \frac{1}{3} \sqrt{(|x_n^{(1)} - y_n^{(1)}|)^2 + (|x_n^{(2)} - y_n^{(2)}|)^2 + (|x_n^{(3)} - y_n^{(3)}|)^2} \quad (3.8)$$

Ilustrasi lebih jelasnya seperti gambar 3.2 (Putra,2010), yaitu:



Gambar 3.2 Ilustrasi Perumusan Jarak Antar Vektor Fuzzy

### 3.2. Fuzzy Self-Organizing Map (FSOM)

Konsep dari jaringan SOM Fuzzy ini sama seperti jaringan SOM yang sudah dibahas sebelumnya hanya saja ada penyesuaian pada operasi aritmatika yang digunakan dalam proses pengembangan program. Hal ini dikarenakan data yang digunakan adalah data fuzzy. Data fuzzy ini sendiri diperoleh dari proses fuzzyfikasi terhadap data yang sudah dinormalisasi dan kompensasi iluminasi. Adapun algoritma SOM Fuzzy, yaitu:

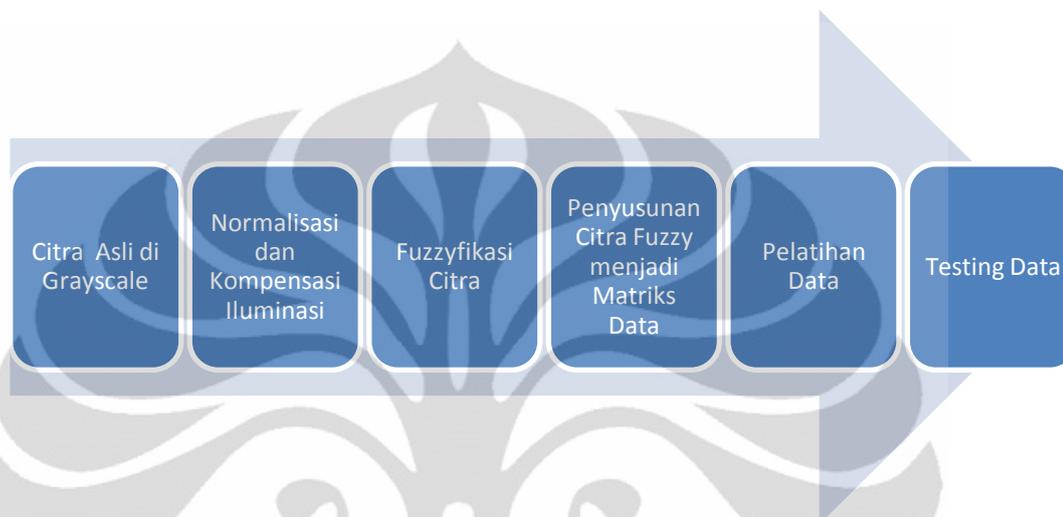
1. Langkah 1 : Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-7
2. Langkah 2 : Untuk setiap vektor fuzzy masukkan  $\tilde{x}$ , lakukan langkah 3-5
3. Langkah 3 : Untuk setiap j, hitung jarak antara vektor fuzzy masukkan  $\tilde{x}$  dengan vektor perwakilan  $\tilde{w}_{ji}$

$$D_i = D_{\tilde{z}i} = \sqrt{Z_1^2 + Z_2^2 + Z_3^2 + \dots + Z_n^2}$$

4. Langkah 4 : Temukan indeks j sehingga  $D_{\tilde{z}i}$  (j) minimum
  5. Langkah 5 : Untuk setiap neuron J update bobotnya
- $$\tilde{w}_{ji}(\text{new}) = \tilde{w}_{ji}(\text{lama}) + \alpha (\tilde{x}_{ji} - \tilde{w}_{ji}(\text{lama}))$$
6. Langkah 6 : Memodifikasi laju pembelajaran (alpha)
  7. Langkah 7 : Periksa kondisi henti

### 3.3. Proses Pengenalan Wajah Dengan Metode FSOM

Proses Pengenalan Wajah dalam penelitian Skripsi ini dilakukan dengan 2 jaringan syaraf tiruan, pertama dengan SOM dan kedua dengan SOM Fuzzy. Adapun Algoritma Proses Pengenalan Wajah dengan *Fuzzy Self-Organizing Maps* (FSOM) ditunjukkan pada gambar 3.3,yaitu:



**Gambar 3.3** Proses Pengenalan Wajah Dengan Metode Fuzzy SOM

Proses pengenalan wajah dengan metode FSOM secara bertahap sesuai dengan gambar 3.3 yaitu pertama kali citra asli digrayscale kemudian dinormalisasi dan kompensasi iluminasi, setelah itu dilakukan proses fuzzyfikasi citra normalisasi sehingga citra dalam setiap set data terdapat 3 citra yaitu citra max, min, dan rata-rata. Setelah proses fuzzyfikasi citra, citra disusun menjadi matriks data agar menjadi lebih mudah untuk melakukan pelatihan data. Pada saat pelatihan data, metode yang digunakan yaitu perhitungan jarak minimum vektor input fuzzy dengan vektor perwakilan dengan algoritma *Fuzzy Self-Organizing Maps* (FSOM). Setelah melakukan pelatihan maka data di testing dan dilakukan perhitungan recognition rate untuk mengetahui pengenalan data tersebut. Tahap-tahap tersebut akan dijelaskan pada sub bab berikutnya.

### 3.4. Proses Fuzzyfikasi Citra

Proses Fuzzyfikasi citra adalah proses pembentukan citra fuzzy yang berasal dari citra yang sudah dinormalisasi iluminasi dan kompensasi iluminasi. Citra fuzzy yang dihasilkan terdiri 3 citra yang merupakan citra minimum, rata-rata, dan

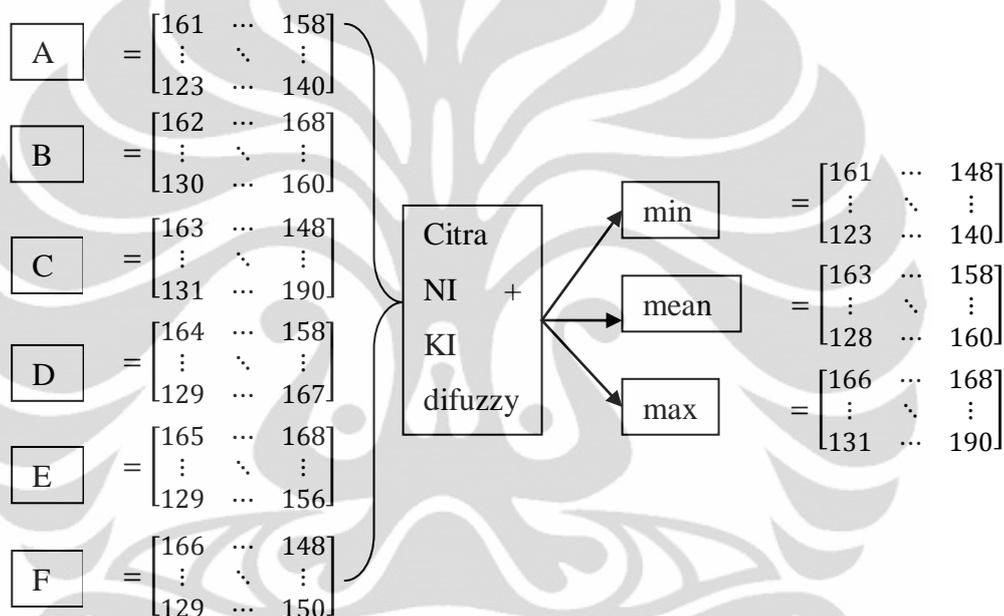
maximum, dimana untuk mencari citra tersebut maka nilai piksel suatu citra dibandingkan dengan nilai piksel citra yang lain. Nilai piksel suatu citra bernilai dari 0 hingga 255. Adapun contoh dari nilai piksel suatu citra berdimensi 40 x 40 terdapat pada gambar 3.4, yaitu:



$$= \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1,40} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{40,1} & \cdots & x_{40,40} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 161 & \cdots & 158 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 129 & \cdots & 140 \end{bmatrix}$$

**Gambar 3.4** Nilai piksel suatu citra normalisasi log  $\mu$  150 berdimensi 40x40

Ilustrasi Proses Fuzzyfikasi citra digambarkan sebagai berikut:

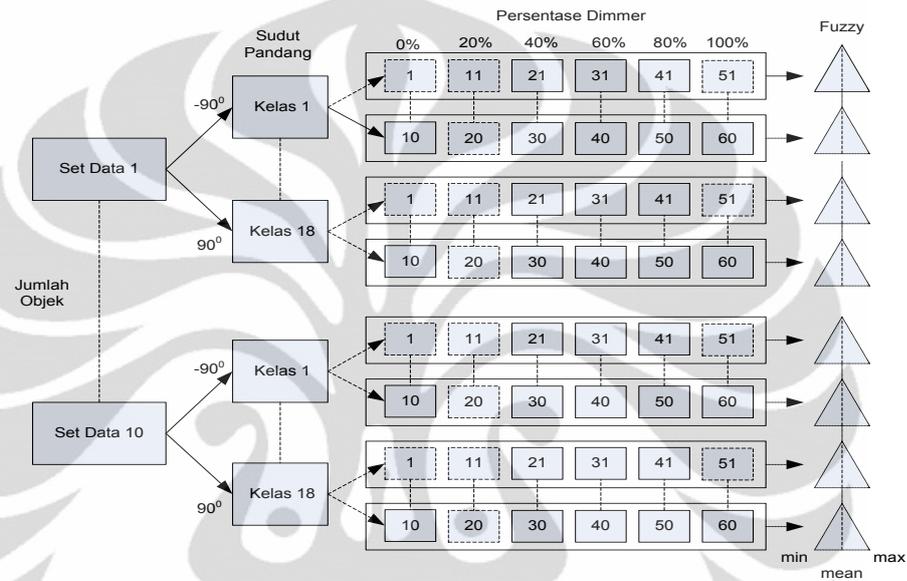


**Gambar 3.5** Prosedur Proses Fuzzyfikasi Citra

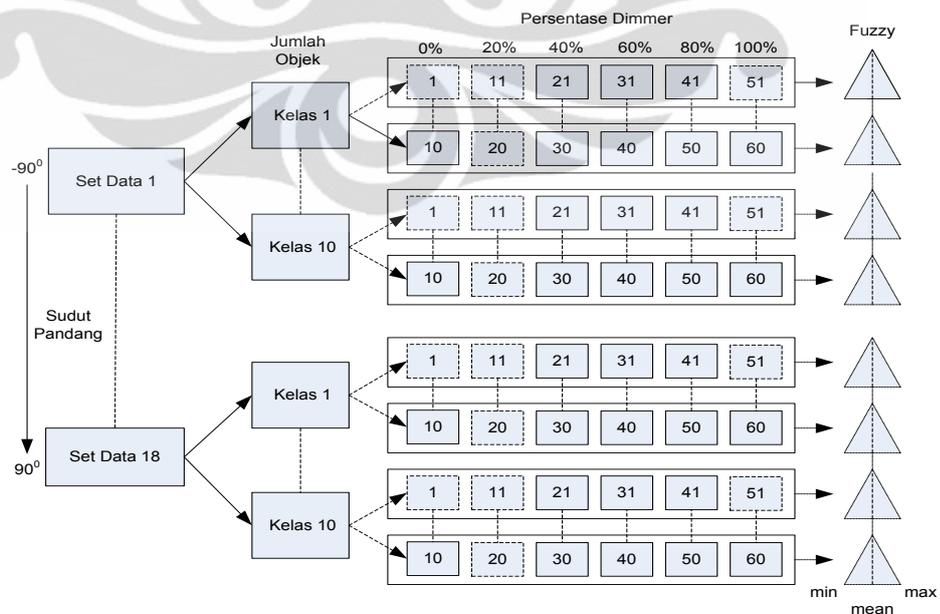
Pada gambar 3.5 menunjukkan prosedur fuzzyfikasi dimana untuk menentukan citra nilai min, rata-rata, dan max yaitu dengan membandingkan nilai piksel pada baris dan kolom yang sama suatu citra dengan citra yang lain. Dalam penelitian ini proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi terbagi menjadi 3 yaitu proses fuzzyfikasi set data berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer, sudut pandang, dan wajah setiap objek. Dalam pembentukan data fuzzyfikasi terbagi menjadi 2 tahap yaitu data *train* fuzzy yang terdiri dari hasil proses fuzzyfikasi berdasarkan gambar 3.5 dan data uji fuzzy yang dibentuk dari nilai max, nilai min perbandingan citra, dan nilai rata-rata merupakan data awal sebelum fuzzyfikasi. Hal ini akan dijelaskan pada sub bab berikutnya.

### 3.4.1. Pembentukan Data *Train Fuzzy*

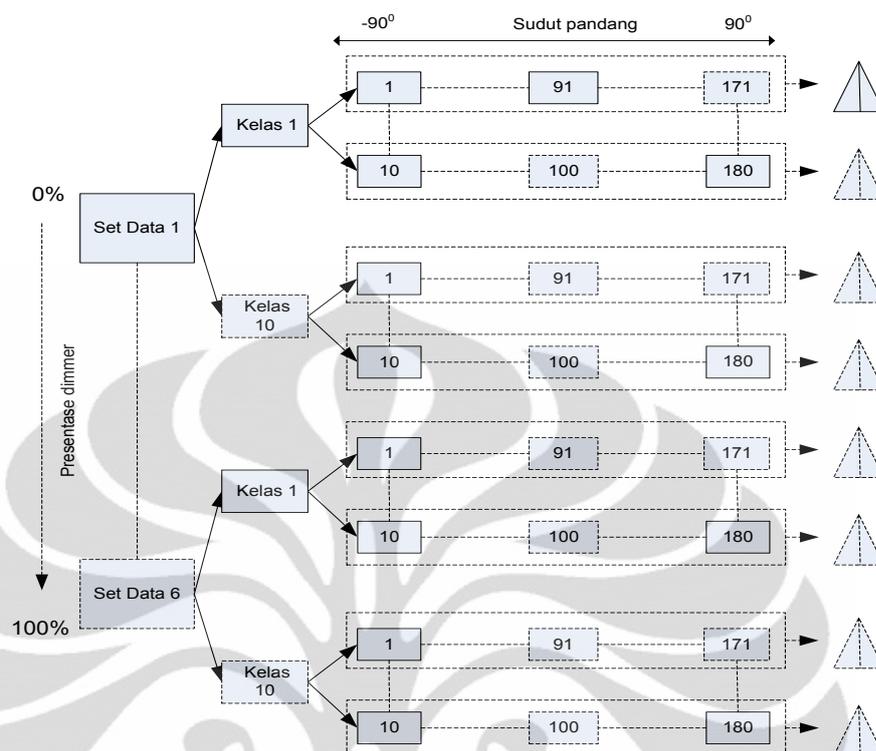
Pada pembentukan data *train fuzzy* set data berdasarkan objek wajah dan sudut pandang, diperoleh dari fuzzyfikasi data NI+KI dimana citra tersebut yang mengalami perubahan cahaya pada dimmer dibandingkan satu sama lain pada setiap kelas. Adapun prosedur pembentukan data *train fuzzy* set data berdasarkan objek wajah dan sudut pandang terlihat pada gambar 3.6 dan 3.7, yaitu:



**Gambar 3.6** Prosedur Pembentukan Data *Train Fuzzy* Set Data Berdasarkan Objek Wajah



**Gambar 3.7** Prosedur Pembentukan Data *Train Fuzzy* Set Data Berdasarkan Sudut Pandang



**Gambar 3.8** Prosedur Pembentukan Data *Train* Fuzzy Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

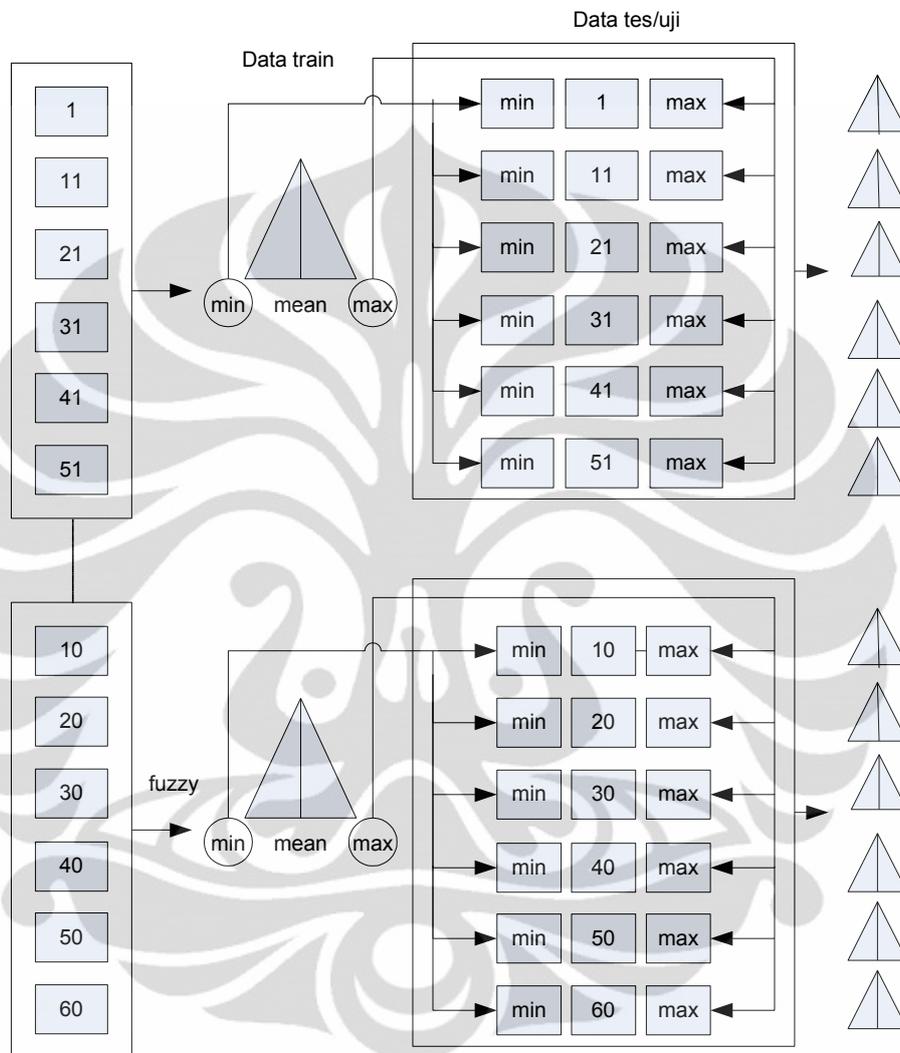
Pada gambar 3.8 merupakan prosedur pembentukan data *train* fuzzy set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer, data *train* fuzzy diperoleh dari fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana citra tersebut dibandingkan satu sama lain berdasarkan setiap sudut pada setiap kelas.

### 3.4.2. Pembentukan Data Uji Fuzzy

Pembentukan Data Uji Fuzzy ini dibentuk dari nilai max, nilai min perbandingan citra, dan nilai rata-rata merupakan data awal sebelum fuzzyfikasi itu sendiri. Dalam penelitian ini pembentukan data uji fuzzy terbagi menjadi 3 yaitu data uji fuzzy pada set data berdasarkan tingkat perubahan cahaya pada dimmer, sudut pandang, dan wajah setiap objek.

Pembentukan data uji fuzzy pada set data berdasarkan objek wajah dan sudut pandang, data fuzzy diperoleh dari fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana citra tersebut yang mengalami perubahan cahaya pada dimmer dibandingkan satu sama lain pada setiap kelas. Pada saat akan dites, data tes akan dibentuk menjadi data uji fuzzy yang terbentuk dari nilai max, nilai min

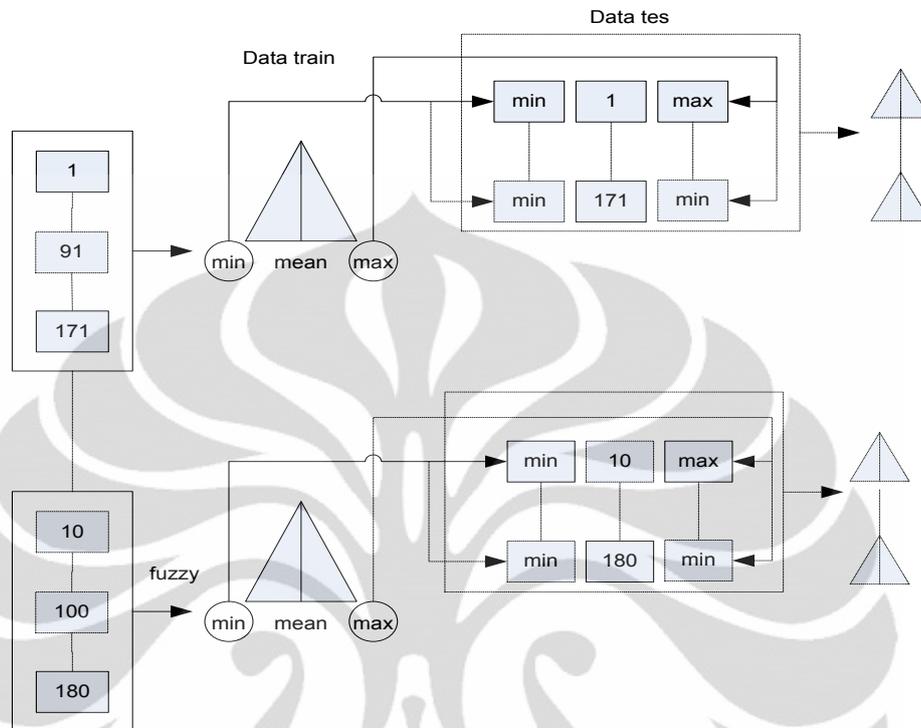
perbandingan citra, dan nilai rata-rata merupakan data awal sebelum difuzzy itu sendiri. Adapun pembentukan data uji fuzzy pada set data berdasarkan objek wajah dan sudut pandang terlihat pada gambar 3.9, yaitu:



**Gambar 3.9** Prosedur Pembentukan Data Uji Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang dan Set Data berdasarkan Objek Wajah

Pembentukan data uji fuzzy pada set data berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer, data fuzzy diperoleh dari fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana citra tersebut dibandingkan satu sama lain berdasarkan setiap sudut pada setiap kelas. Pada saat akan dites, data tes/uji akan dibentuk menjadi data uji fuzzy yang terbentuk dari nilai max, nilai min perbandingan citra, dan nilai rata-rata merupakan data awal sebelum difuzzy itu sendiri. Adapun

pembentukan data uji fuzzy pada set data berdasarkan perubahan cahaya pada gambar 3.10, yaitu:



**Gambar 3.10** Prosedur Pembentukan Data Uji Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

### 3.4.3. Hasil Fuzzyfikasi Citra

Hasil proses fuzzyfikasi citra normalisasi dan kompensasi iluminasi saat  $\log \mu$  bernilai 110 dan citra asli dapat dilihat pada table 3.1, yaitu:

Citra Hasil Fuzzyfikasi	Set Data	
	Sudut $10^0$	Fuzzyfikasi citra asli
<b>Citra Min</b>		
<b>Citra Mean</b>		
<b>Citra Max</b>		
<b>Citra NI+KI</b>		

**Tabel 3.1** Perbandingan Citra Hasil NI+ KI dengan Citra Fuzzyfikasi  $\log \mu$  110 Dan Citra Fuzzyfikasi Citra Asli Pada Set Data ke-10 Berdasarkan Sudut Pandang

Pada Tabel 3.1 menunjukkan Citra Hasil NI+ KI dengan Citra Fuzzyfikasi Log  $\mu$  110 Dan Citra Fuzzyfikasi Citra Asli Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang  $10^0$  (set data ke 10). Hasil Fuzzy citra min lebih menyerupai hasil NI+KI sedangkan citra maximum hasilnya lebih terang karena nilai pikselnya lebih tinggi atau dengan kata lain rata-rata nilai pikselnya semakin mendekati 255 (citra digital 8 bit), dan untuk citra rata-rata hasilnya diantara nilai min dan max.

### **3.5. Percobaan FSOM**

Dalam Percobaan FSOM dibagi menjadi tiga yaitu percobaan FSOM pada set data berdasarkan sudut pandang, set data berdasarkan perubahan cahaya, dan set data berdasarkan objek wajah. Masing-masing percobaan FSOM pada kelompok set data ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data fuzzy.

#### **3.5.1. Tujuan Percobaan FSOM**

Tujuan dari percobaan ini adalah:

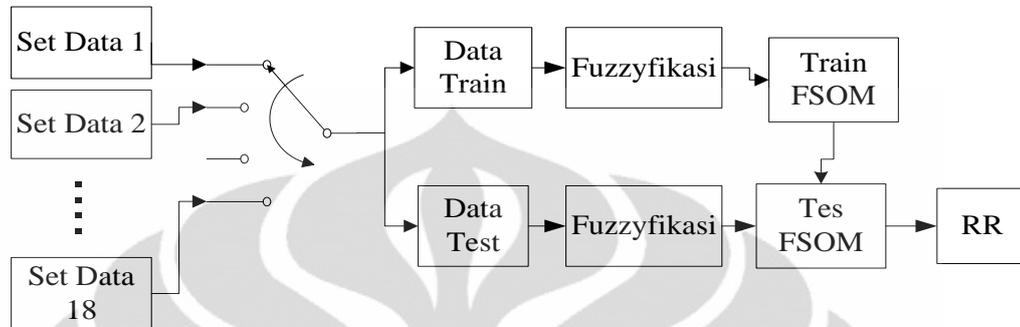
1. Menguji performa FSOM menggunakan data asli dan data fuzzy dengan nilai logmiu yang mempunyai nilai rekognisi tertinggi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.
2. Menerapkan proses fuzzyfikasi setelah dilakukan metode NI dan KI pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah serta melihat pengaruhnya pada performa FSOM.
3. Membandingkan performa (Tingkat Rekognisi) FSOM data asli dan data fuzzy pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, Perubahan Cahaya, dan objek wajah.

### **3.6. Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah**

#### **3.6.1. Skema Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang Wajah.**

Pada percobaan ini FSOM akan diuji untuk mengklasifikasi seluruh Set Data. Data *Train* yang digunakan akan digilir dari Set Data 1 hingga 18, sehingga didapat 18 macam FSOM dengan Data *Train* yang berbeda, yang masing-masing akan diuji untuk merekognisi Data *Test* yang berisi dari Set Data 1 hingga 18.

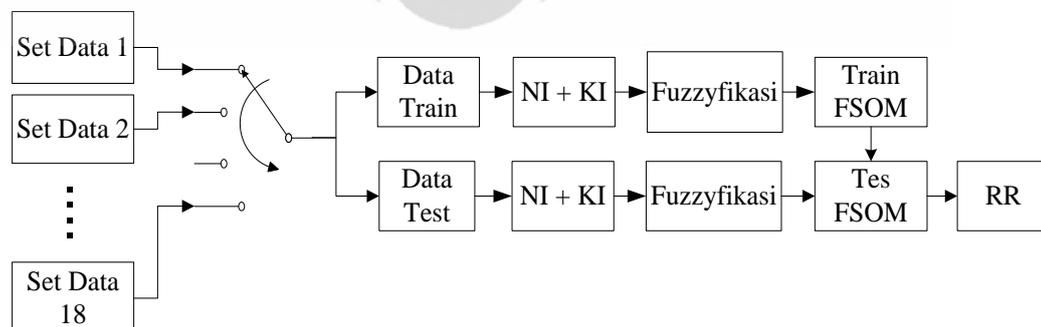
Percobaan ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi. Berikut adalah skema percobaan FSOM data asli pada set data berdasarkan sudut pandang ditunjukkan pada gambar 2.14, yaitu:



**Gambar 3.11** Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Gambar 3.11 adalah skema percobaan FSOM data asli pada set data berdasarkan sudut pandang dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 18
- Isi Set Data : 10 kelas, 30 pola/kelas
- Data Test : Data Train : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 80

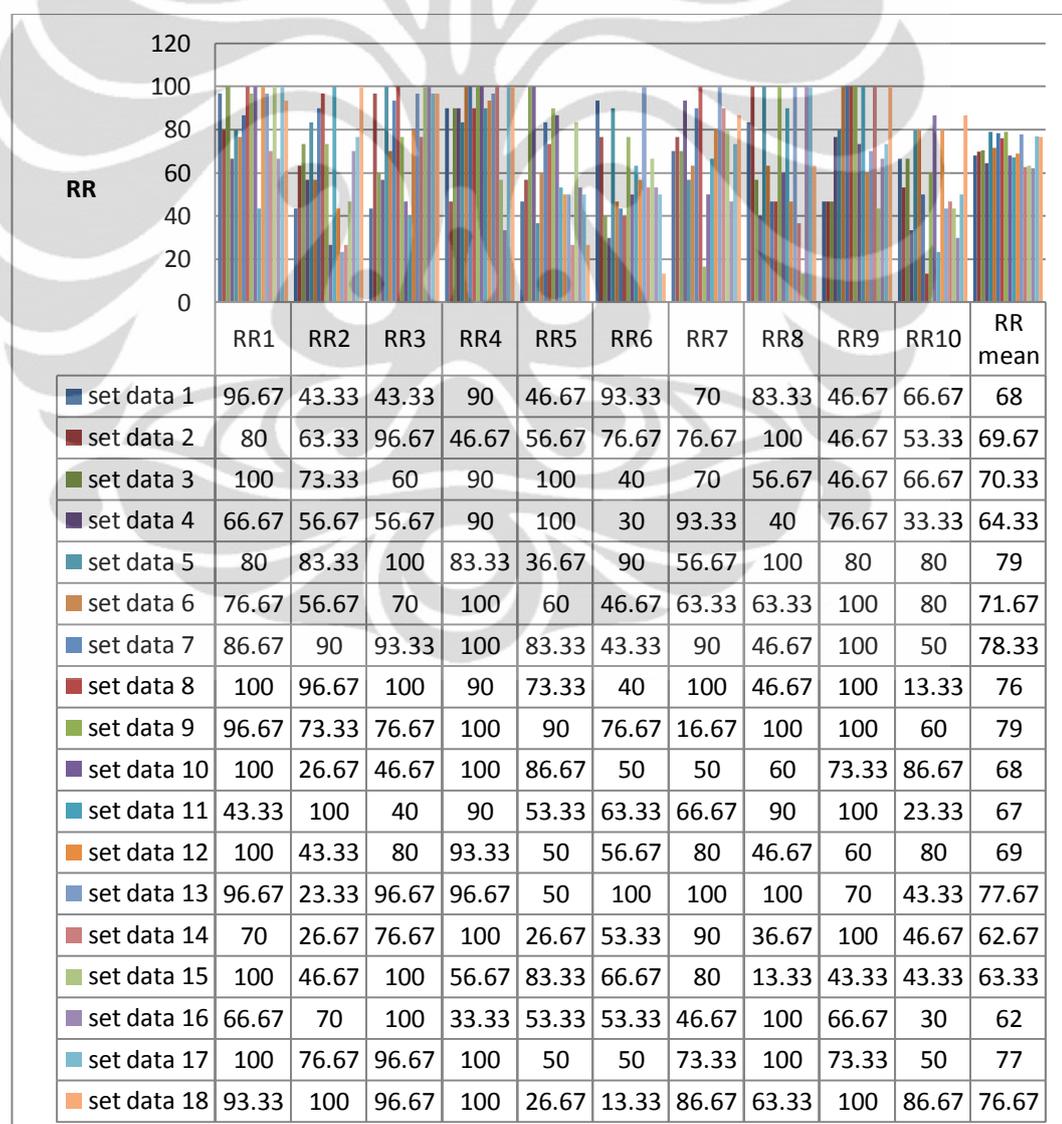


**Gambar 3.12** Skema Percobaan FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Gambar 3.12 adalah skema percobaan FSOM data hasil fuzzyfikasi data NI+KI pada set data berdasarkan sudut pandang yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 18
- Isi Set Data : 10 kelas, 30 pola/kelas
- Data Test : Data Train : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 80

### 3.6.2. Analisa Hasil Percobaan FSOM Hasil Fuzzyfikasi Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang Wajah.



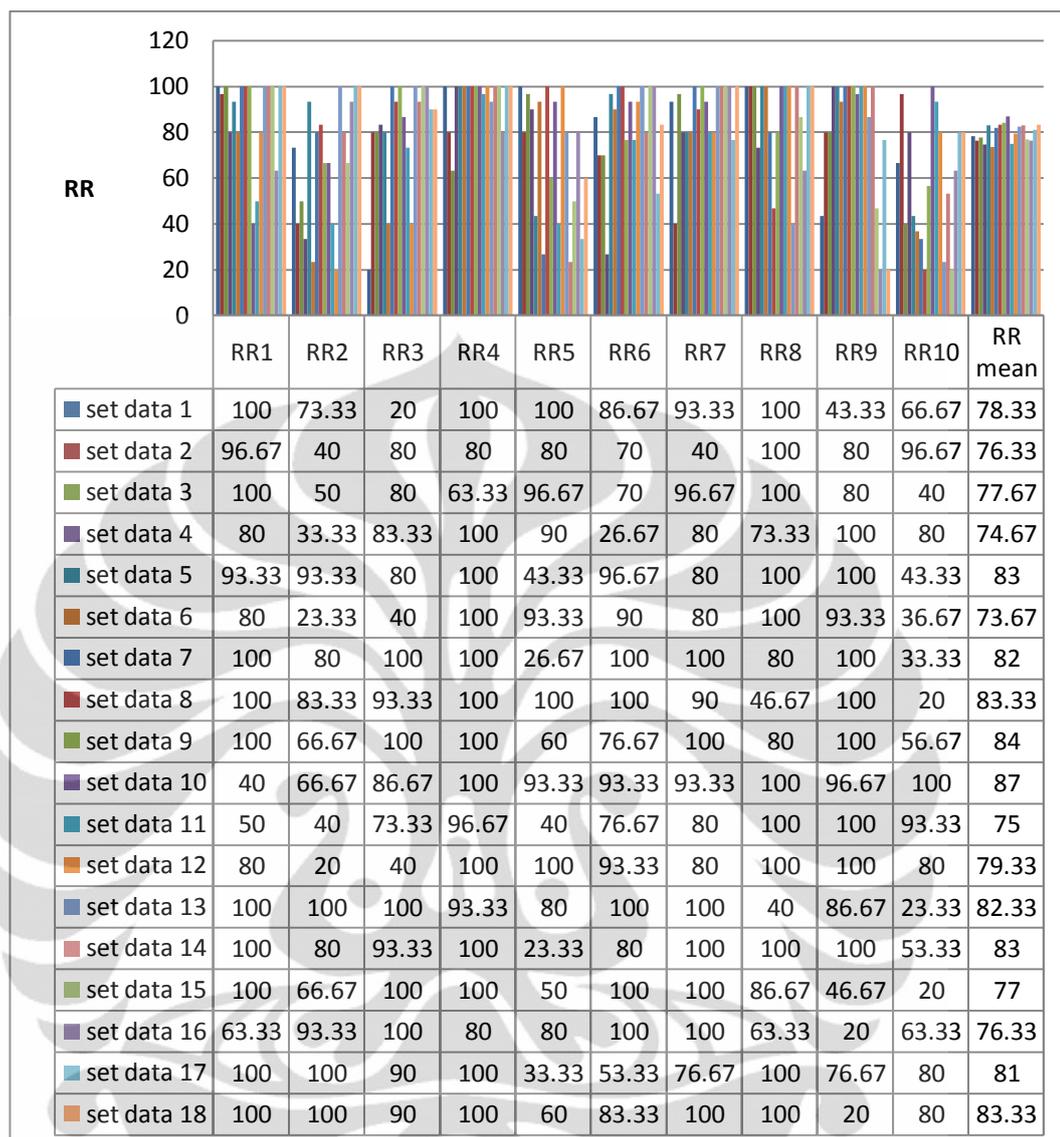
**Gambar 3.13** Tingkat rekognisi Data Hasil Fuzzyfikasi Data Asli Berdasarkan Sudut Pandang

Pada gambar 3.13 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi hasil fuzzyfikasi data asli pada setiap set data berdasarkan sudut pandang dengan FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-9 dimana sudut pandangnya  $-10^0$  yaitu sebesar 62.67%. Hal ini dikarenakan pada sudut  $-10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga FSOM mampu mengenali wajah dengan baik. Pada grafik juga terlihat bahwa nilai rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-1 dan ke-2 dimana sudut pandangnya  $-90^0$  dan  $-80^0$  yaitu sebesar 50.67%. Hal ini dikarenakan pada sudut pandang sebesar  $-90^0$  dan  $-80^0$  merupakan wajah tampak samping kiri sehingga metode FSOM kurang mengenali wajah dengan baik.

Data Fuzzy didapat dari proses fuzzyfikasi data asli oleh karena itu mampu mengenal citra dengan cukup baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vector input dimana terdapat 3 citra yaitu citra min, rata-rata, dan max dengan vector perwakilan sehingga tingkat pengenalan dengan metode SOM fuzzy lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

### **3.6.3. Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Sudut Pandang**

Pada gambar 3.15 merupakan grafik hasil Tingkat Rekognisi FSOM Data Hasil Fuzzyfikasi NI+KI Pada Set Data Berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-10 dimana sudut pandangnya  $10^0$  yaitu sebesar 87%. Hal ini dikarenakan pada sudut  $10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga FSOM mampu mengenali wajah dengan baik. Pada grafik juga terlihat bahwa nilai rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-6 dimana sudut pandangnya  $-40^0$  yaitu sebesar 73.67%. Hal ini dikarenakan pada sudut pandang sebesar  $180^0$  merupakan wajah tampak samping kiri sehingga metode FSOM kurang mengenali wajah dengan baik.



**Gambar 3.14** Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

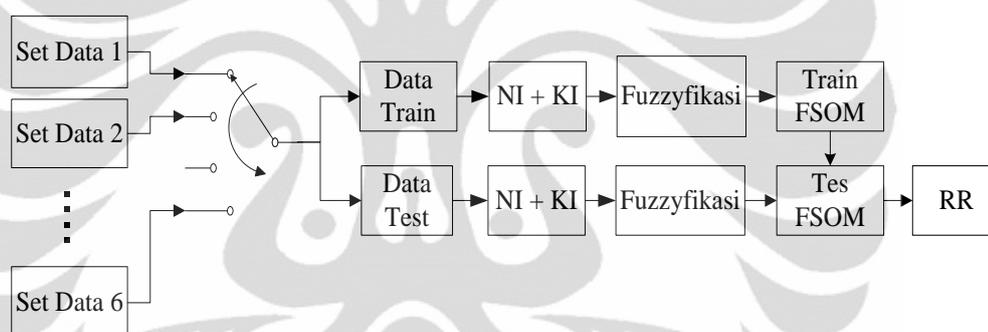
Dari gambar 3.14 terlihat bahwa Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang dengan masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang cukup seragam untuk setiap kelas dikarenakan data *Train* merupakan data hasil fuzzyfikasi normalisasi dan kompensasi dalam 6 perubahan perubahan cahaya pada dimmer begitu juga pada data *Test*. Selain itu juga sebelum data difuzzy, citra mengalami normalisasi dan kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan



**Gambar 3.15** Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Gambar 3.15 adalah skema percobaan FSOM data asli pada set data berdasarkan Perubahan cahaya pada dimmer dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 6
- Isi Set Data : 10 kelas, 30 pola/kelas
- Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 90

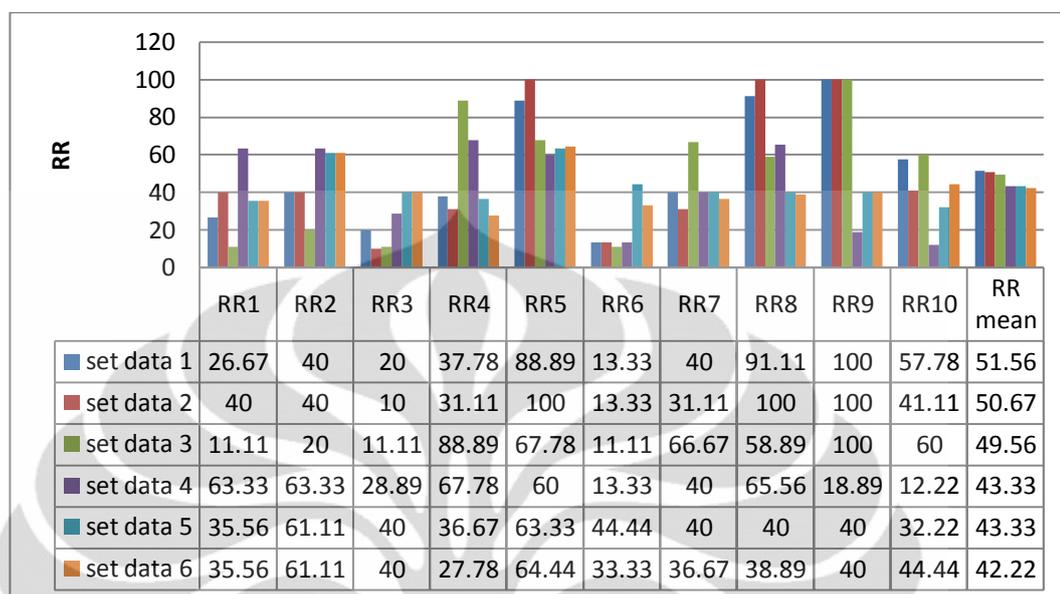


**Gambar 3.16** Skema Percobaan FSOM Data Fuzzyfikasi NI+KI Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Gambar 3.16 adalah skema percobaan FSOM data fuzzyfikasi hasil normalisasi dan kompensasi iluminasi pada set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 6
- Isi Set Data : 10 kelas, 30 pola/kelas
- Data *Test* : Data *Train* : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 90

### 3.7.2. Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya



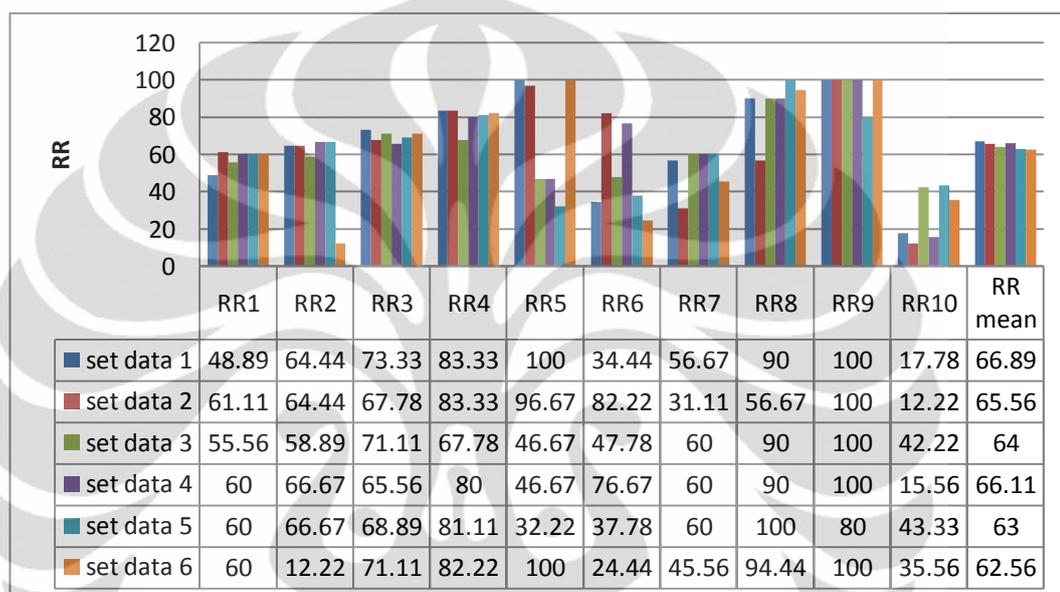
**Gambar 3.17** Tingkat rekognisi Data asli hasil fuzzyfikasi Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Pada gambar 3.17 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data asli hasil fuzzyfikasi pada setiap set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer dengan FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-1 yaitu sebesar 51.56%, dimana presentase dimmer sebesar 0% dan tingkat rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-6 yaitu sebesar 42.22%, dimana presentase dimmer sebesar 100%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255 (citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup). Karena tingkat rekognisinya cukup rendah pada setiap set data maka diperlukan metode normalisasi dan kompensasi iluminasi untuk mengurangi dampak perubahan intensitas suatu citra dan menyamaratakan nilai komponen DC untuk suatu citra sehingga mampu mengenali citra dengan lebih baik.

Data *Train* dan data *Test* fuzzy didapat dari proses fuzzyfikasi data asli oleh karena itu pengenalan citra baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan vektor perwakilan

sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

### 3.7.3. Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya



**Gambar 3.18** Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Pada gambar 3.18 merupakan grafik tingkat rekognisi Data Hasil fuzzyfikasi NI+KI pada set data berdasarkan perubahan cahaya pada dimmer dengan metode FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-1 yaitu sebesar 66.89%, dimana presentase dimmer sebesar 0% dan tingkat rekognisi terendah didapatkan pada set data ke-6 yaitu sebesar 62.56%, dimana presentase dimmer sebesar 100%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255(citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup) dan data citra sebelum data difuzzy, terlebih dahulu citra mengalami normalisasi dan kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra

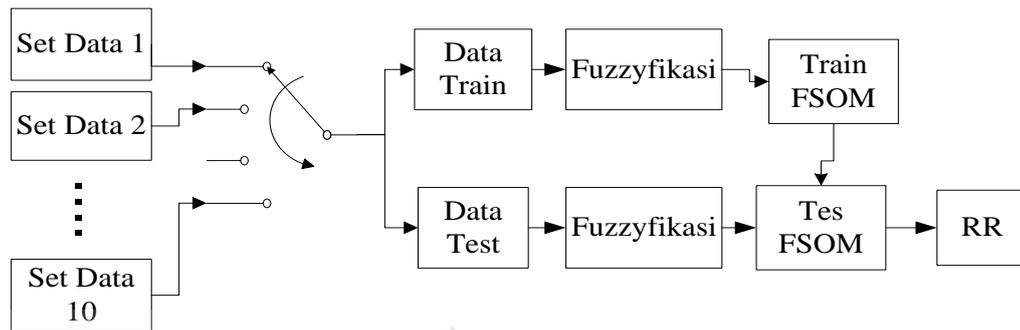
akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah FSOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi FSOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

Data *Train* Fuzzy didapat dari proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dan data *Test* fuzzy didapatkan dari penambahan nilai max dan min dari hasil fuzzyfikasi data NI + KI serta nilai rata-rata tersebut merupakan nilai awal data *Test* sebelum difuzzy oleh karena itu pengenalan citra baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vektor data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

### **3.8. Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah**

#### **3.8.1. Skema Percobaan FSOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah**

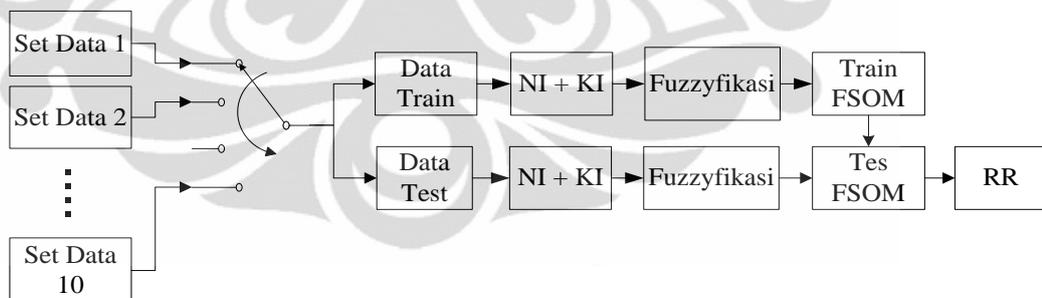
Pada percobaan ini FSOM akan diuji untuk mengklasifikasi seluruh Set Data. Data *Train* yang digunakan akan digilir dari Set Data 1 hingga 10, sehingga didapat 10 macam FSOM dengan Data *Train* yang berbeda, yang masing-masing akan diuji untuk merekognisi Data *Test* yang berisi dari Set Data 1 hingga 10. Percobaan ini akan dilakukan 2 kali yaitu menggunakan Data asli, dan Data ternormalisasi sekaligus terkompensasi iluminasi. Berikut adalah skema percobaan FSOM data asli pada set data berdasarkan objek wajah ditunjukkan pada gambar 3.19, yaitu:



**Gambar 3.19** Skema Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Gambar 3.19 adalah skema percobaan FSOM data asli pada set data berdasarkan objek wajah dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 10
- Isi Set Data : 18 kelas, 30 pola/kelas
- Data Test : Data Train : 50% : 50%
- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 90



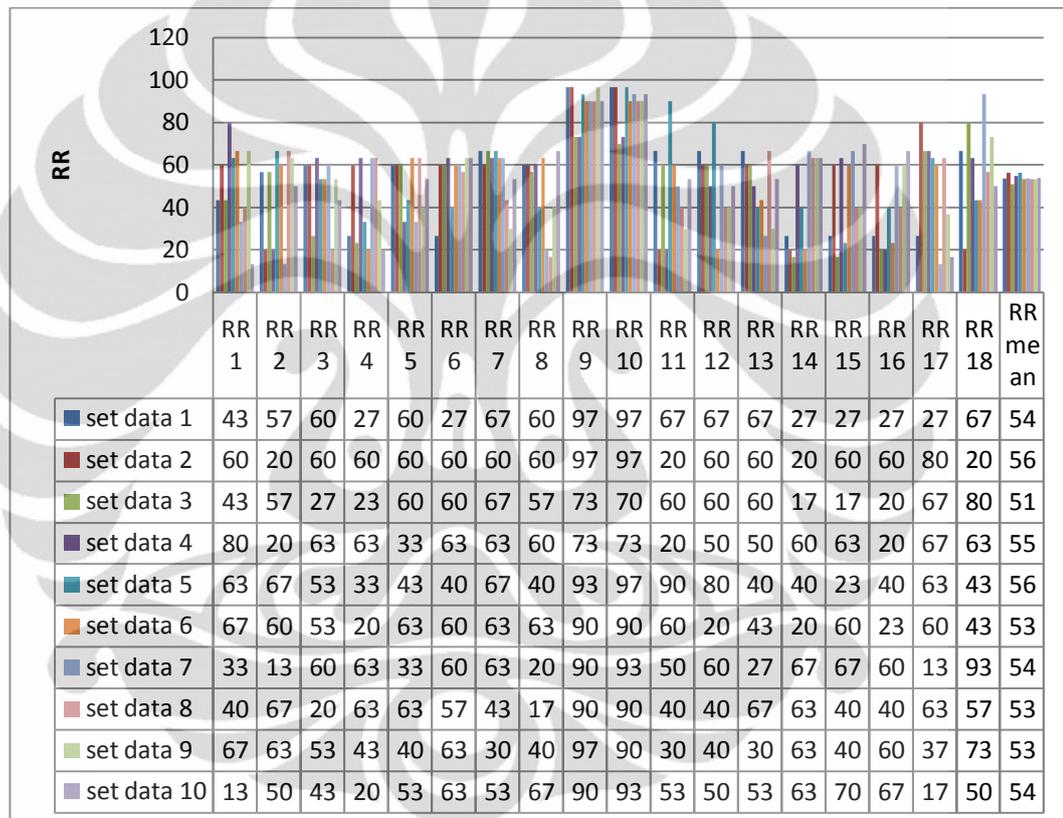
**Gambar 3.20** Skema Percobaan FSOM Data Fuzzyfikasi Ternormalisasi dan Kompensasi Iluminasi Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Gambar 3.20 adalah skema percobaan FSOM fuzzyfikasi data Ternormalisasi dan kompensasi iluminasi pada set data berdasarkan objek wajah yang dilakukan dan berikut adalah konfigurasi percobaan yang digunakan:

- Set Data : 1 s/d 10
- Isi Set Data : 18 kelas, 30 pola/kelas
- Data Test : Data Train : 50% : 50%

- Epoch max : 1000
- Laju pembelajaran (alpha) : 0.2
- Konstanta alpha (c) : 0.2
- Cutoff : 0
- Log miu : 90

### 3.8.2. Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Asli Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah



**Gambar 3.21** Tingkat rekognisi Data Asli fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah Dengan Metode FSOM

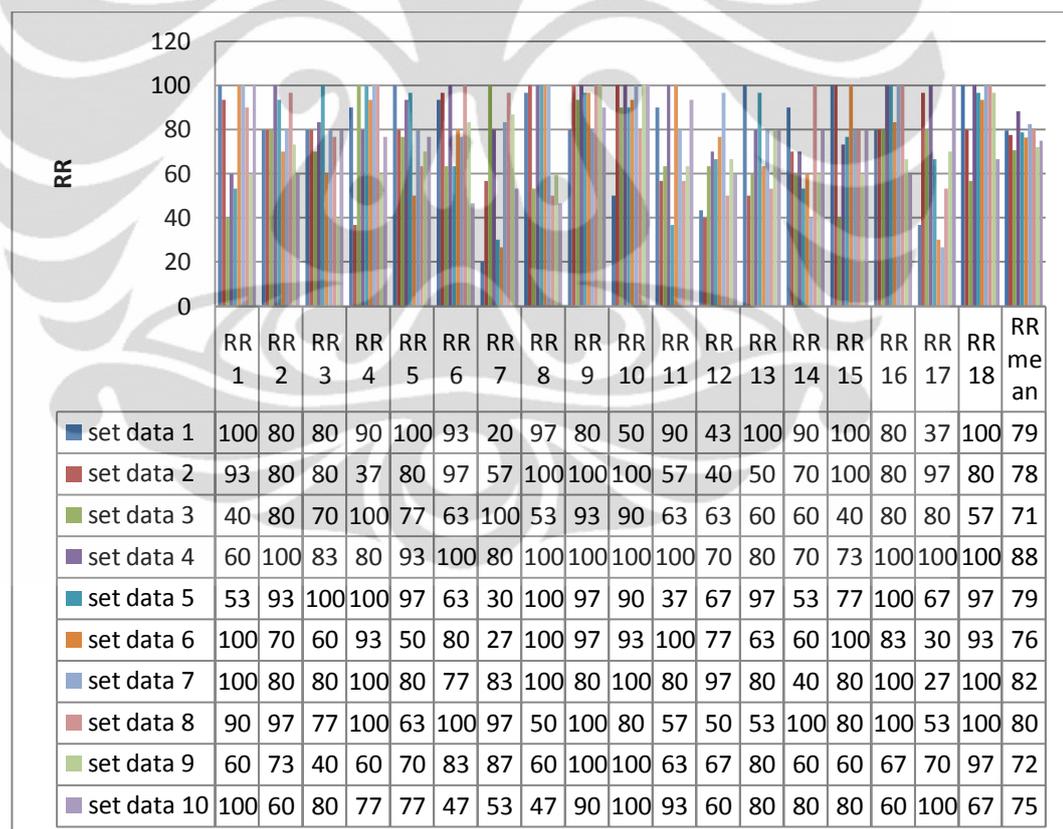
Pada gambar 3.21 merupakan grafik hasil tingkat rekognisi data asli hasil fuzzyfikasi pada setiap set data berdasarkan objek wajah dengan FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-5 yaitu 56%.

Pada kelas-9 dan kelas-10 tingkat rekognisinya sangat baik karena merupakan sudut pandangnya  $-10^0$  dan  $10^0$  yaitu wajah tampak depan dimana sudut kamera

hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga FSOM mampu mengenali wajah dengan baik.

Data *Train* dan data *Test* fuzzy didapat dari proses fuzzyfikasi data asli oleh karena itu pengenalan citra baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

### 3.8.3. Analisa Hasil Percobaan FSOM Data Fuzzy Set Data Berdasarkan Objek Wajah



**Gambar 3.22** Tingkat Rekognisi FSOM Data Fuzzy Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Pada gambar 3.22 merupakan grafik tingkat rekognisi fuzzyfikasi Metode max-min pada set data berdasarkan objek wajah dengan metode FSOM dan

didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi didapatkan pada set data ke-4 yaitu sebesar 88%.

Pada kelas-9 dan kelas-10 tingkat rekognisinya sangat baik karena merupakan sudut pandangnya  $-10^0$  dan  $10^0$ . Hal ini dikarenakan pada sudut  $-10^0$  dan  $10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga FSOM mampu mengenali wajah dengan baik karena masing-masing tipe Data *Train* memiliki nilai yang seragam untuk setiap kelas dikarenakan data *Train* merupakan data hasil fuzzyfikasi normalisasi dan kompensasi dalam 6 perubahan cahaya pada dimmer begitu juga pada data *Test*. Selain itu juga sebelum data difuzzy, citra mengalami normalisasi dan kompensasi iluminasi, dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah FSOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi FSOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

Data *Train* Fuzzy didapat dari proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dan data *Test* fuzzy didapatkan dari penambahan nilai max dan min dari hasil fuzzyfikasi data  $NI + KI$  serta nilai rata-rata tersebut merupakan nilai awal data *Test* sebelum difuzzy oleh karena itu pengenalan citra baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vektor data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

## **BAB 4**

### **PERBANDINGAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN *SELF-ORGANIZING MAPS* (SOM) DAN HASIL PENGENALAN WAJAH DENGAN FUZZY *SELF-ORGANIZING MAPS* (FSOM).**

Bab ini berisi perbandingan hasil simulasi antara percobaan SOM data asli, data normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan percobaan FSOM data hasil fuzzyfikasi data asli, data hasil fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.

#### **4.1. Tujuan Perbandingan SOM dan FSOM**

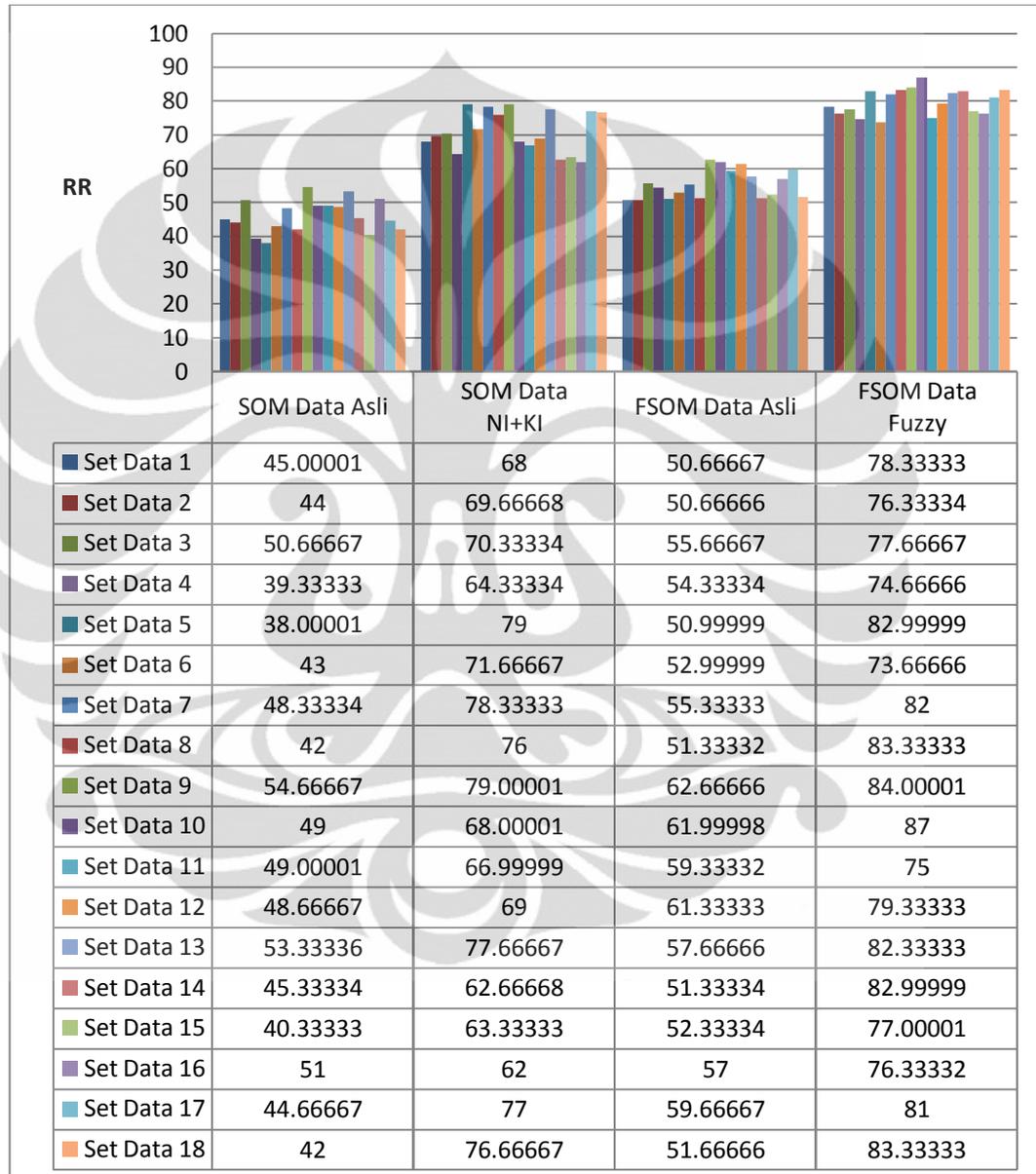
Tujuan dari perbandingan ini adalah:

1. Mengetahui performa SOM menggunakan data asli dan data normalisasi dan kompensasi iluminasi dengan nilai logmiu yang mempunyai nilai rekognisi tertinggi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah
2. Mengetahui performa FSOM menggunakan data asli dan data fuzzy dengan nilai logmiu yang mempunyai nilai rekognisi tertinggi pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, perubahan cahaya, dan objek wajah.
3. Membandingkan performa (Tingkat Rekognisi dan waktu komputasi) SOM data asli dan data hasil normalisasi iluminasi dan kompensasi iluminasi dengan FSOM data asli dan data fuzzy pada setiap set data berdasarkan sudut pandang, Perubahan Cahaya, dan objek wajah.

#### **4.2. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang**

Pada gambar 4.1 merupakan grafik perbandingan hasil tingkat rekognisi set data berdasarkan sudut pandang dengan SOM dan FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi pada metode SOM data asli didapatkan pada set data ke-9 yaitu sebesar 54.67%, pada metode SOM data NI+KI didapatkan pada set data ke-9 yaitu sebesar 79.01%, pada metode SOM data asli fuzzy didapatkan pada set

data ke-9 yaitu sebesar 62.66%, dan pada metode SOM data fuzzy didapatkan pada set data ke-10 yaitu sebesar 87%. Hal ini dikarenakan set data ke-9 saat sudut  $-10^0$  dan pada set data ke-10 saat sudut  $10^0$  dimana merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga baik SOM maupun FSOM mampu mengenali wajah dengan baik.



**Gambar 4.1** Perbandingan Tingkat Rekognisi FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Pada grafik terlihat bahwa tingkat rekognisi metode SOM data asli lebih rendah dibandingkan dengan SOM data NI+KI, FSOM data asli fuzzy, dan FSOM data fuzzy. Hal ini dikarenakan SOM data asli tidak melakukan proses normalisasi

dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda.

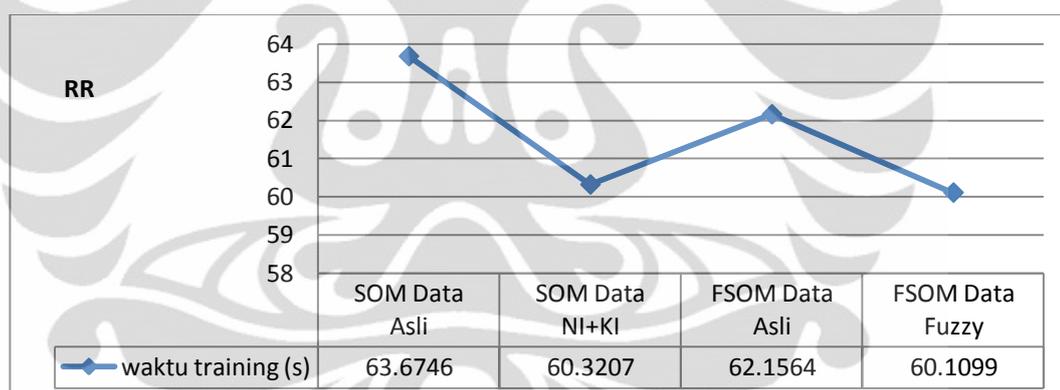
Pada grafik didapatkan bahwa hasil SOM data NI+KI tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli, hal ini dikarenakan data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data asli fuzzy tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM hal ini dikarenakan karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vector input dimana terdapat 3 citra yaitu citra min, rata-rata, dan max dengan vector perwakilan sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM data asli dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM asli, namun tidak lebih baik dari SOM data NI+KI karena FSOM data asli fuzzy tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda.

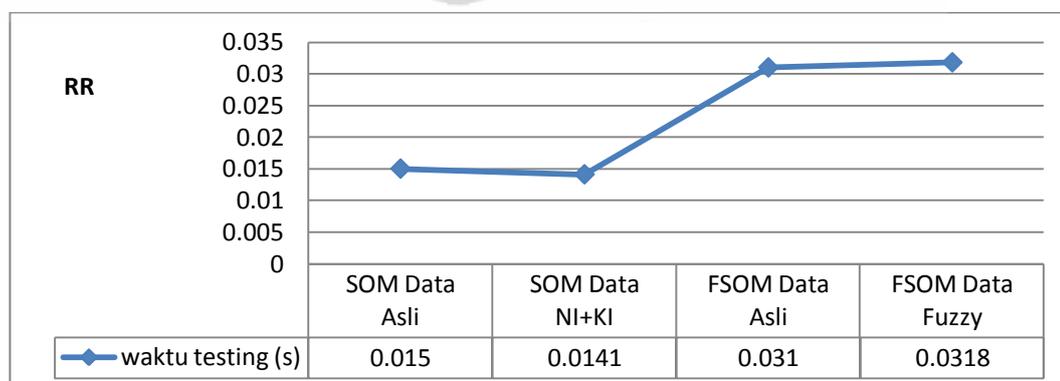
Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data fuzzy tingkat rekognisinya lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain dan terlihat lebih tinggi dua kali tingkat rekognisinya dari SOM data asli, hal ini dikarenakan sebelum data di fuzzyfikasi, data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah FSOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi FSOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Kemudian setelah melakukan proses normalisasi dan kompensasi

iluminasi maka data mengalami proses fuzzyfikasi citra dan membentuk data *Train* fuzzy yang didapat dari proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dan data *Test* fuzzy didapatkan dari penambahan nilai max dan min dari hasil fuzzyfikasi data NI + KI serta nilai rata-rata tersebut merupakan nilai awal data *Test* sebelum difuzzy oleh karena itu mampu mengenali dengan baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vektor data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

Gambar 4.2 dan 4.3 merupakan grafik perbandingan komputasi *training* dan komputasi *testing* pada kedua metode, yaitu:



**Gambar 4.2** Perbandingan Waktu Komputasi Training FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

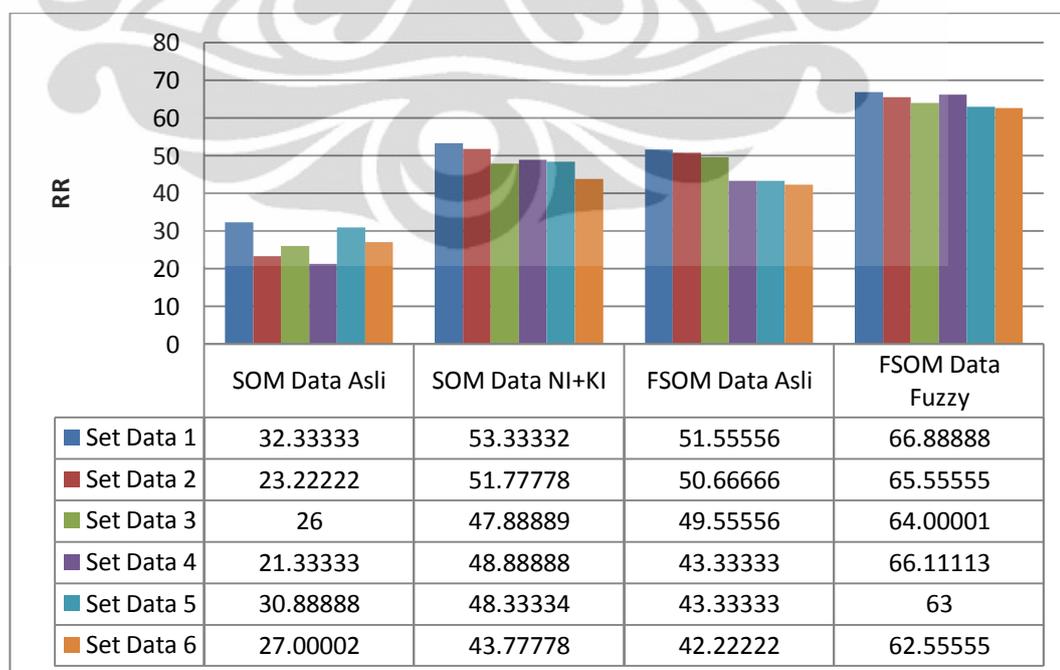


**Gambar 4.3** Perbandingan Waktu Komputasi Testing FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Sudut Pandang

Dari gambar 4.2 didapatkan bahwa waktu komputasi *training* pada FSOM dan SOM tidak berbeda secara signifikan namun gambar 4.3 didapatkan bahwa pada waktu komputasi *testing* FSOM lebih lama dibandingkan SOM, hal ini dikarenakan pada saat perbandingan antara vektor input dan bobot vektor perwakilan dalam metode FSOM menggunakan tiga data yaitu data min, rata-rata, dan max sedangkan metode SOM hanya satu data.

#### 4.3. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Pada gambar 4.4 merupakan grafik perbandingan hasil tingkat rekognisi pada set data berdasarkan perubahan cahaya dengan tingkat rekognisi tertinggi SOM data asli pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 32.33%, SOM data NI+KI pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 53.32%, FSOM data asli pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 51.56%, dan FSOM data fuzzy pada set data ke-1 sebesar 66.88%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255(citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup).



**Gambar 4.4** Perbandingan Tingkat Rekognisi FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Pada grafik terlihat bahwa tingkat rekognisi metode SOM data asli lebih rendah dibandingkan dengan SOM data NI+KI, FSOM data asli fuzzy, dan FSOM data fuzzy. Hal ini dikarenakan SOM data asli tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik pada setiap set data dimana dalam setiap set data terdapat perubahan sudut yang berbeda-beda.

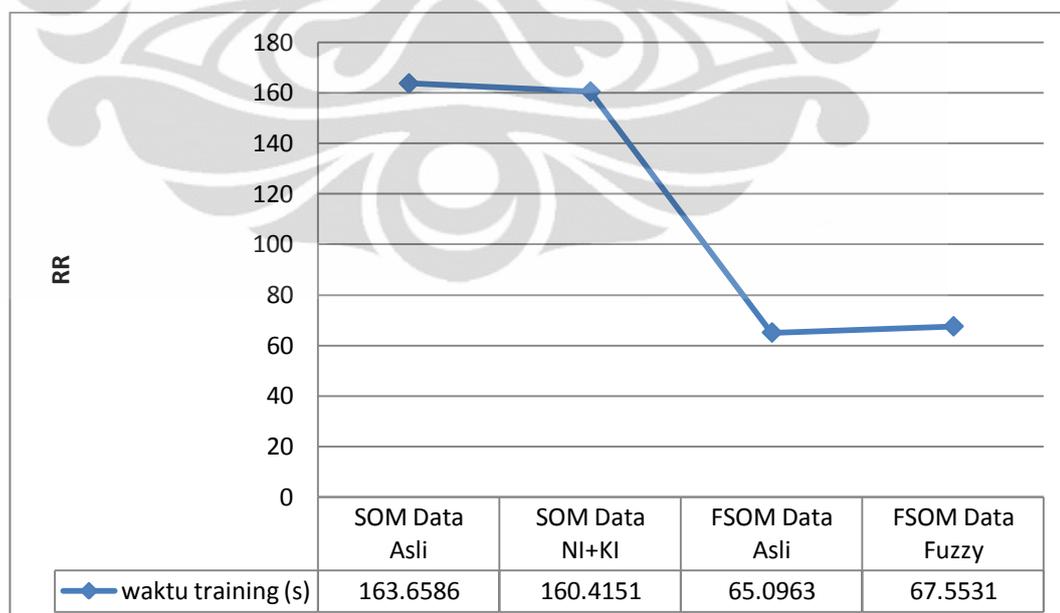
Pada grafik didapatkan bahwa hasil SOM data NI+KI tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli, hal ini dikarenakan data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data asli fuzzy tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli, hal ini dikarenakan karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vector input dimana terdapat 3 citra yaitu citra min, rata-rata, dan max dengan vector perwakilan sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM data asli dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM asli, namun tidak lebih baik dari SOM data NI+KI karena FSOM data asli fuzzy tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda.

Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data fuzzy tingkat rekognisinya lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain dan terlihat lebih tinggi dua kali tingkat rekognisinya dari SOM data asli, hal ini dikarenakan sebelum data di fuzzyfikasi, data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra

akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah FSOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi FSOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Kemudian setelah melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi maka data mengalami proses fuzzyfikasi citra dan membentuk data *Train* fuzzy yang didapat dari proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dan data *Test* fuzzy didapatkan dari penambahan nilai max dan min dari hasil fuzzyfikasi data NI + KI serta nilai rata-rata tersebut merupakan nilai awal data *Test* sebelum difuzzy oleh karena itu mampu mengenali dengan baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vektor data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

Gambar 4.5 dan 4.6 merupakan grafik perbandingan komputasi *training* dan *testing* pada kedua metode, yaitu:



**Gambar 4.5** Perbandingan Waktu Komputasi Training FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

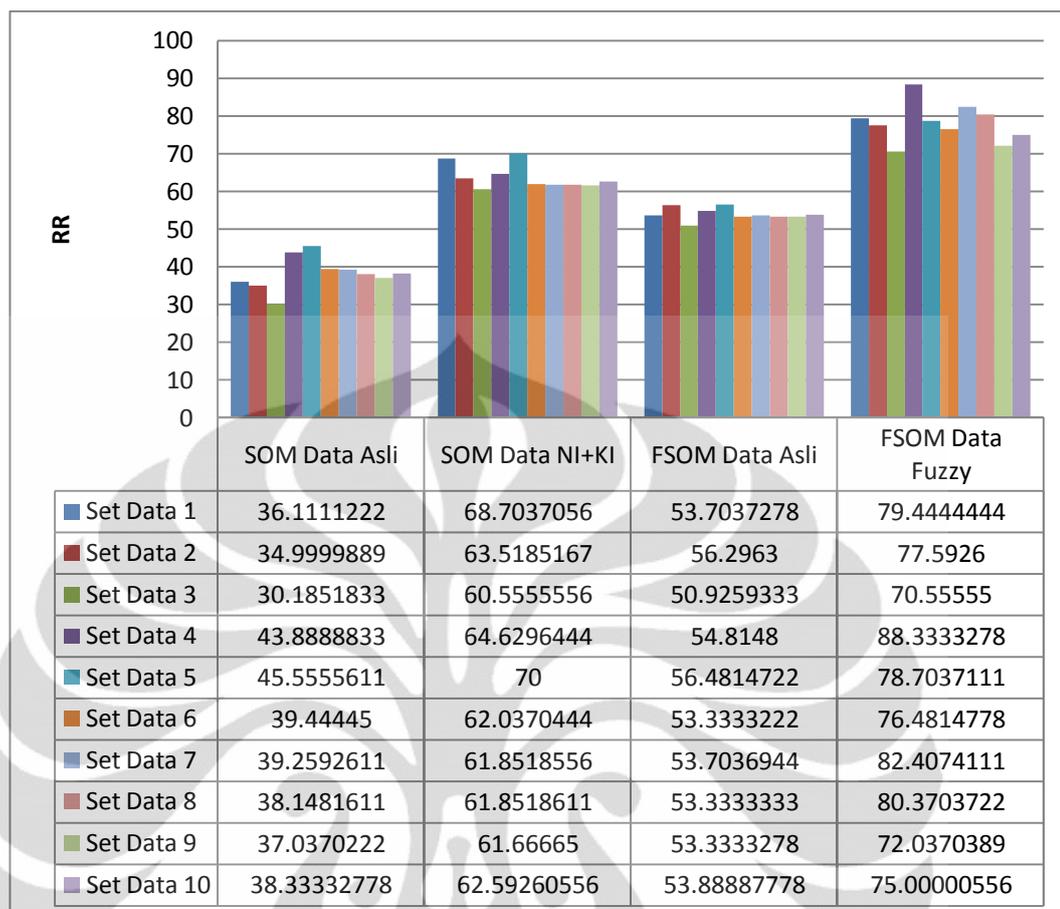


**Gambar 4.6** Perbandingan Waktu Komputasi Testing FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Perubahan Cahaya

Dari gambar 4.5 didapatkan bahwa waktu komputasi *training* pada FSOM lebih cepat dibandingkan dengan SOM karena SOM baik data asli dan data NI+KI mempunyai data training yang lebih banyak dibandingkan dengan FSOM namun pada gambar 4.6 didapatkan bahwa waktu komputasi *testing* FSOM lebih lama dibandingkan SOM, hal ini dikarenakan dalam metode FSOM pada saat perbandingan antara vektor input dan bobot vektor perwakilan menggunakan tiga data yaitu data min, rata-rata, dan max sedangkan metode SOM hanya satu data.

#### 4.4. Analisa Hasil Perbandingan Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Pada gambar 4.7 merupakan grafik perbandingan hasil tingkat rekognisi pada set data berdasarkan objek wajah dengan tingkat rekognisi tertinggi SOM data asli pada set data ke-5 sebesar 45.56%, SOM data NI+KI pada set data ke-5 saat sebesar 70%, FSOM data asli pada set data ke-5 sebesar 56.48%, dan FSOM data fuzzy pada set data ke-4 sebesar 88.33%.



**Gambar 4.7** Perbandingan Tingkat rekognisi Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Pada grafik terlihat bahwa tingkat rekognisi metode SOM data asli lebih rendah dibandingkan dengan SOM data NI+KI, FSOM data asli fuzzy, dan FSOM data fuzzy. Hal ini dikarenakan SOM data asli tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda.

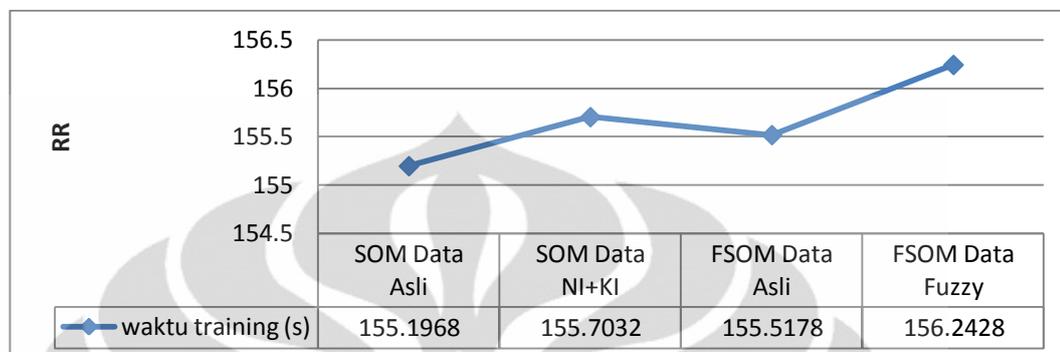
Pada grafik didapatkan bahwa hasil SOM data NI+KI tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli, hal ini dikarenakan data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi SOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah SOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi SOM karena sebagian pola wajah akan hilang.

Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data asli fuzzy tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli hal ini dikarenakan karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vector input dimana terdapat 3 citra yaitu citra min, rata-rata, dan max dengan vector perwakilan sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik dibandingkan dengan metode SOM data asli dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM asli, namun tidak lebih baik dari SOM data NI+KI karena FSOM data asli fuzzy tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi sehingga kurang dapat merekognisi dengan baik data yang mengalami perubahan cahaya yang berbeda-beda.

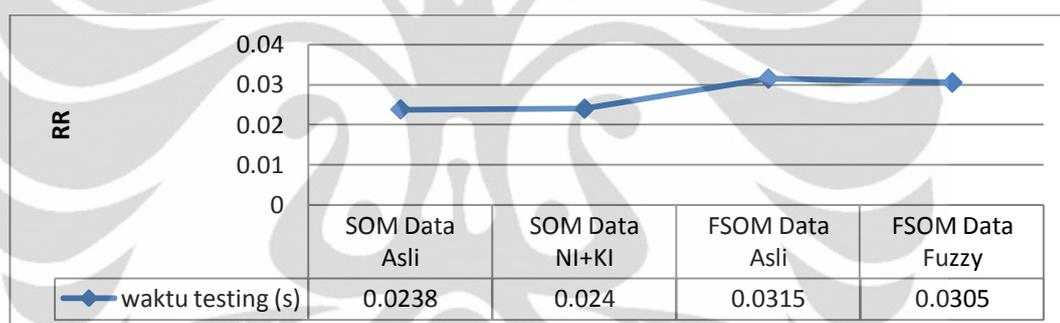
Pada grafik didapatkan bahwa hasil FSOM data fuzzy tingkat rekognisinya lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain dan terlihat lebih tinggi dua kali tingkat rekognisinya dari SOM data asli, hal ini dikarenakan sebelum data di fuzzyfikasi, data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi dimana secara teori variasi iluminasi citra terletak pada frekuensi rendah dan reflektansi citra terletak pada frekuensi tinggi. Penghapusan frekuensi dimana variasi iluminasi berada tentu akan meningkatkan Rekognisi FSOM karena seluruh citra akan berada pada kondisi iluminasi yang sama yang akan mempermudah FSOM mengenali identitas objek. Sebaliknya penghapusan frekuensi dimana reflektansi berada akan menurunkan Tingkat Rekognisi FSOM karena sebagian pola wajah akan hilang. Kemudian setelah melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi maka data mengalami proses fuzzyfikasi citra dan membentuk data *Train* fuzzy yang didapat dari proses fuzzyfikasi data normalisasi dan kompensasi iluminasi dan data *Test* fuzzy didapatkan dari penambahan nilai max dan min dari hasil fuzzyfikasi data NI + KI serta nilai rata-rata tersebut merupakan nilai awal data *Test* sebelum difuzzy oleh karena itu mampu mengenali dengan baik karena dalam algoritma som fuzzy menggunakan perhitungan jarak minimum antara vektor data *Test* masukkan dimana terdapat 3 nilai yaitu nilai min, rata-rata, dan max yang dibandingkan dengan bobot vektor perwakilan sehingga didapatkan nilai *crisp* yang merupakan nilai tegas yang mendekati nilai dari data *Test* masukkan tersebut sehingga tingkat pengenalan dengan metode FSOM lebih baik

dibandingkan dengan metode SOM dan terbukti mampu meningkatkan tingkat rekognisi daripada dengan metode SOM.

Gambar 4.8 dan 4.9 merupakan grafik perbandingan komputasi *training* dan *testing* pada kedua metode, yaitu:



**Gambar 4.8** Perbandingan waktu komputasi Training Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah



**Gambar 4.9** Perbandingan waktu komputasi Testing Percobaan FSOM dan SOM Pada Set Data Berdasarkan Objek Wajah

Dari gambar 4.8 didapatkan bahwa waktu komputasi *training* pada FSOM dan SOM tidak berbeda secara signifikan namun pada gambar 4.9 didapatkan bahwa waktu komputasi *testing* FSOM lebih lama dibandingkan SOM, hal ini dikarenakan pada saat perbandingan antara vektor input dan bobot vektor perwakilan dalam metode FSOM menggunakan tiga data yaitu data min, rata-rata, dan max sedangkan metode SOM hanya satu data.

## BAB 5 PENUTUP

Berikut adalah kesimpulan dari seluruh percobaan yang telah dilakukan pada penelitian ini :

- Pada citra hasil normalisasi iluminasi dan kompensasi iluminasi didapatkan semakin kecil nilai  $\log \mu$  akan menyebabkan gambar semakin gelap atau nilai rata-rata piksel gambar akan semakin dekat ke nol, sebaliknya semakin besar nilai  $\log \mu$  maka gambar semakin putih atau rata-rata nilai pikselnya semakin mendekati 255 (citra digital 8 bit).
- Tingkat rekognisi set data berdasarkan sudut pandang dengan SOM dan FSOM dan didapatkan bahwa nilai rekognisi tertinggi pada metode SOM data asli didapatkan pada set data ke-9 yaitu sebesar 54.67%, pada metode SOM data NI+KI didapatkan pada set data ke-9 yaitu sebesar 79.01%, pada metode SOM data asli fuzzy didapatkan pada set data ke-9 yaitu sebesar 62.66%, dan pada metode SOM data fuzzy didapatkan pada set data ke-10 yaitu sebesar 87%.
- Percobaan SOM dan FSOM Pada Set Data berdasarkan sudut pandang nilai rekognisi tertinggi pada set data ke-9 saat sudut  $-10^0$  dan set data ke-10 saat sudut  $10^0$ . Hal ini dikarenakan pada sudut  $-10^0$  dan  $10^0$  merupakan wajah tampak depan dimana sudut kamera hampir frontal terhadap horizontal maupun vertikal wajah sehingga SOM dan FSOM mampu mengenali wajah dengan lebih baik daripada set data lainnya.
- Tingkat rekognisi pada set data berdasarkan perubahan cahaya dengan tingkat rekognisi tertinggi SOM data asli pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 32.33%, SOM data NI+KI pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 53.32%, FSOM data asli pada set data ke-1 saat presentase dimmer 0% sebesar 51.56%, dan FSOM data fuzzy pada set data ke-1 sebesar 66.88%. Hal ini dikarenakan pada set data ke-1 merupakan citra dengan tingkat iluminasinya mempunyai nilai piksel yang tidak terlalu mendekati nilai 255(citra digital 8 bit) dimana tingkat iluminasinya tidak terlalu terang (pencahayaannya cukup).

- Tingkat rekognisi pada set data berdasarkan objek wajah dengan tingkat rekognisi tertinggi SOM data asli pada set data ke-5 sebesar 45.56%, SOM data NI+KI pada set data ke-5 saat sebesar 70%, FSOM data asli pada set data ke-5 sebesar 56.48%, dan FSOM data fuzzy pada set data ke-4 sebesar 88.33%.
- Dari percobaan didapatkan bahwa tingkat rekognisi SOM data asli lebih rendah dibandingkan dengan SOM data NI+KI, FSOM data asli fuzzy, dan FSOM data fuzzy. Hal ini dikarenakan data tidak mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi.
- Dari percobaan didapatkan bahwa SOM data NI+KI tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli, hal ini dikarenakan data mengalami proses normalisasi dan kompensasi iluminasi.
- Dari percobaan didapatkan bahwa FSOM data asli fuzzy tingkat rekognisinya lebih baik dibandingkan dengan SOM data asli namun tidak lebih baik dari SOM data NI+KI karena FSOM data asli fuzzy tidak melakukan proses normalisasi dan kompensasi iluminasi.
- Dari percobaan didapatkan bahwa FSOM data fuzzy tingkat rekognisinya lebih tinggi dibandingkan dengan SOM data asli, SOM data NI+KI, dan FSOM data asli fuzzy dan terlihat lebih tinggi dua kali tingkat rekognisinya dari SOM data asli. Dari percobaan terbukti bahwa metode FSOM lebih meningkatkan tingkat rekognisi wajah dibandingkan dengan metode SOM.
- Dari percobaan FSOM pada setiap pengelompokan data didapatkan bahwa tingkat rekognisi setiap set data berkisar dengan rentang yang sama, hal ini menunjukkan bahwa metode FSOM dalam mampu mengenal citra yang mengalami perubahan cahaya dari berbagai sudut dimana perbedaan tingkat illuminasi (Cahaya) dan sudut tidak terlalu mempengaruhi performa FSOM dalam mengenal citra wajah.
- Dari percobaan didapatkan bahwa waktu komputasi *training* pada FSOM dan SOM tidak berbeda secara signifikan namun pada waktu komputasi *testing* FSOM lebih lama dibandingkan SOM.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anton, H. (2000). *Dasar-Dasar Aljabar Linear* (7 ed., Vol. 1). Batam: Interaksara.
- [2] 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.
- [3] Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks Architecture, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall.
- [4] Putra, D.S. (2010). *Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy*. Thesis, Universitas Indonesia, Fakultas Teknik, Depok.
- [5] 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.
- [6] Lubis, M. F. (2010). *Analisis Pemanfaatan Ruang DCT Logaritma untuk melakukan Kompensasi Iluminasi dan Normalisasi dalam Pengenalan Wajah*. Skripsi, Universitas Indonesia, Fakultas Teknik, Depok.

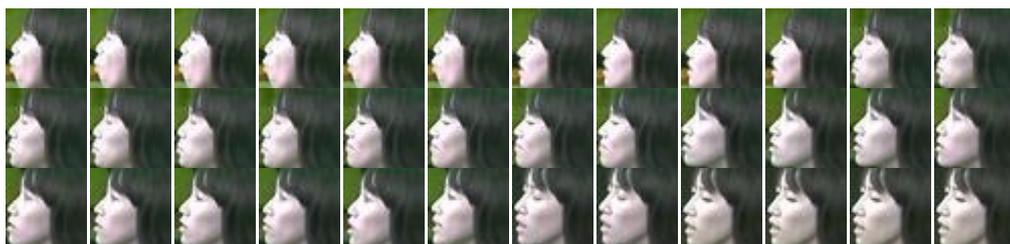
**LAMPIRAN**

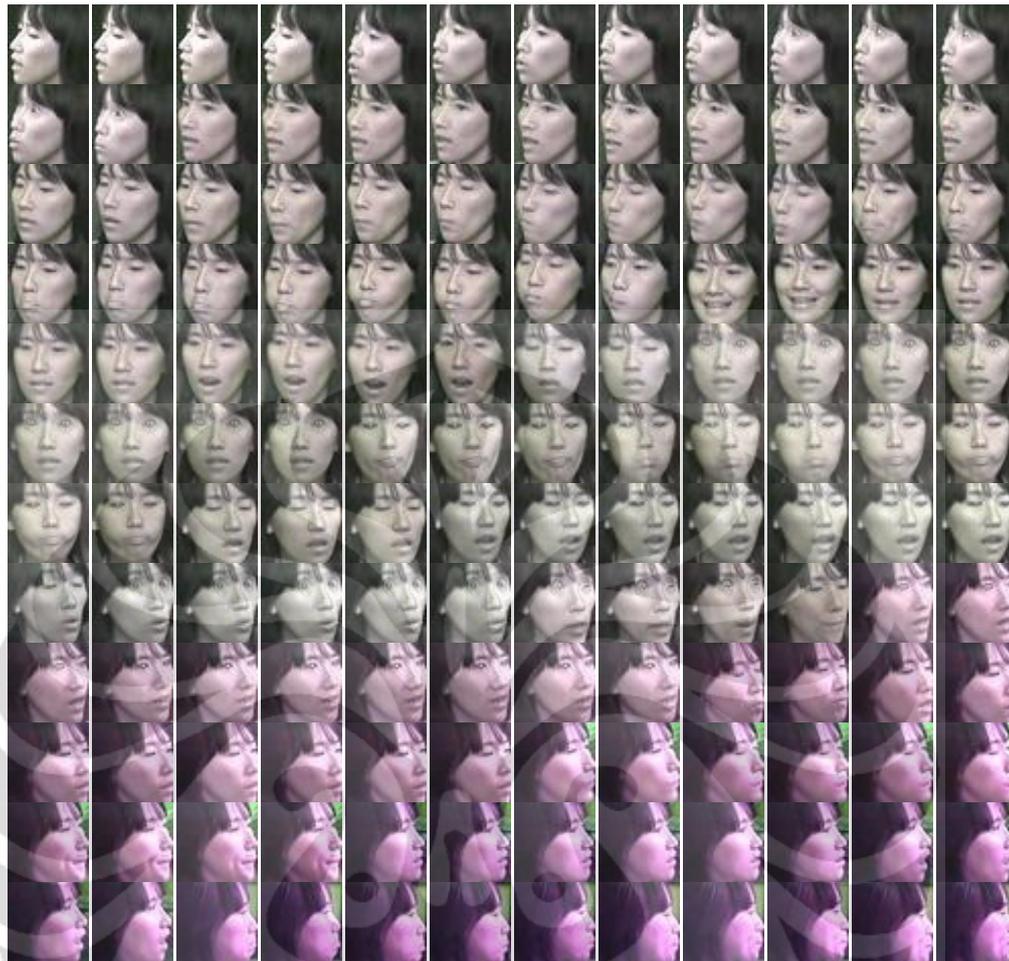
**SET DATA BERDASARKAN PERUBAHAN CAHAYA**

**SET DATA 1**



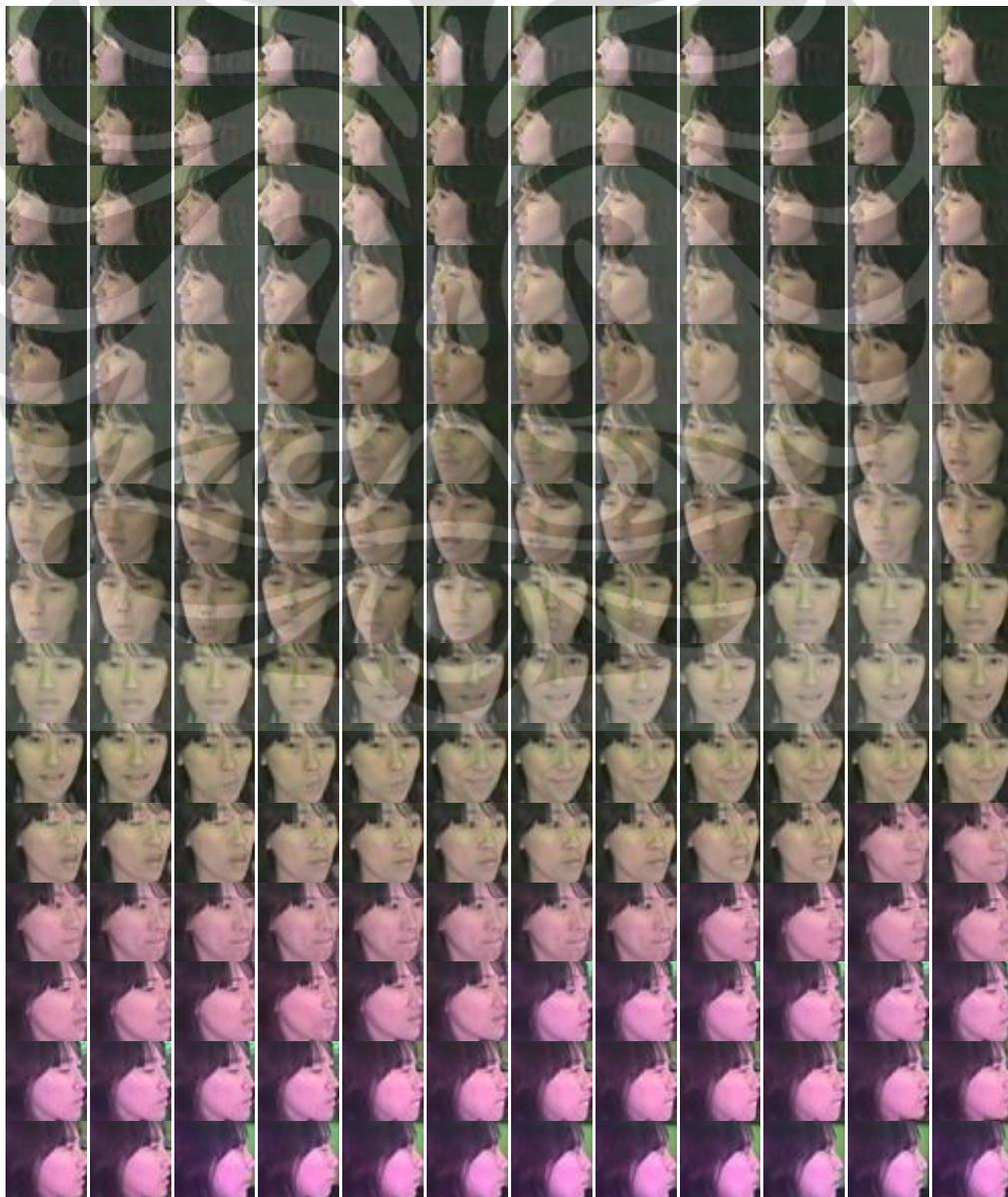
**SET DATA 2**





**SET DATA 3**



**SET DATA 4**

**SET DATA 5****SET DATA 6**



