



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGEMBANGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN
METODE SOM FUZZY DAN LVQ FUZZY**

TESIS

**DWI SUDARNO PUTRA
0906577740**

**FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM PASCA SARJANA TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JULI 2011**



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGEMBANGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN
METODE SOM FUZZY DAN LVQ FUZZY**

TESIS


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

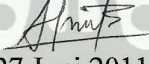
**DWI SUDARNO PUTRA
0906577740**

**FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM PASCA SARJANA TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JULI 2011**

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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




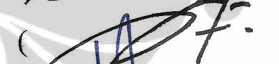

Nama : Dwi Sudarno Putra
NPM : 0906577740
Tanda Tangan : 
Tanggal : 27 Juni 2011

HALAMAN PENGESAHAN

Tesis ini diajukan oleh :
Nama : Dwi Sudarno Putra
NPM : 0906577740
Program Studi : Teknik Elektro
Judul Tesis : Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan dengan
Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy

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

DEWAN PENGUJI

Pembimbing :
Prof.Dr.Eng.Drs.Benyamin Kusumoputro, M.Eng ()
Penguji : Ir. Wahidin Wahab, MSc, PhD ()
Penguji : Dr. Ir. Feri Yusivar, M.Eng ()
Penguji : Ir. Aries Subiantoro M. SEE ()

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 14 Juli 2011

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas segala kasih sayang dan kemurahan-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan tesis ini. Penulisan tesis ini adalah salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Magister Teknik di Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Indonesia. Saya menyadari bahwa tanpa bantuan dari berbagai pihak sangat sulit bagi saya untuk dapat menyelesaikan penulisan tesis ini. Oleh karena itu saya mengucapkan banyak terima kasih kepada:

- (1) Prof. Dr.Eng Drs. Benyamin Kusumoputro, M.Eng selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikirannya untuk mengarahkan saya dalam penulisan tesis ini;
- (2) Ibu dan Almarhum Bapak saya yang sedari kecil telah membimbing saya serta tak lelah memberikan dukungan dan doa yang tulus ikhlas demi keberhasilan saya;
- (3) Istri saya tercinta Meri Azmi yang setia menemani dan mendoakan saya dalam menjalani setiap episode kehidupan saya;
- (4) Keluarga besar saya di Demak, Jogjakarta dan Padang terutama Mama dan Almarhum Ayah mertua yang selalu mendoakan saya agar selalu berhasil; serta
- (5) Semua sahabat, teman dan pihak-pihak yang tak bisa kami sebut satupersatu yang telah membantu dalam terselesaikannya proses tesis ini

Akhir kata, semoga Allah SWT berkenan membalas kebaikan berlipat-lipat bagi semua yang telah membantu. Semoga tesis ini membawa manfaat sebesar-besarnya bagi semua pihak yang membaca dan mempelajarinya serta bagi pengembangan keilmuan pada umumnya.

Depok, Juni 2011

Penulis

**HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TESIS UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

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

Nama : Dwi Sudarno Putra
NPM : 0906577740
Program Studi : Program Pasca Sarjana Teknik Elektro
Departemen : Teknik Elektro
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Tesis

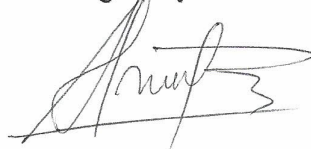
Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty Free Right*) atas tesis saya yang berjudul : Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode SOM Fuzzy Dan LVQ Fuzzy. Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir 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 : 27 Juni 2011

Yang Menyatakan



(Dwi Sudarno Putra)

ABSTRAK

Nama : Dwi Sudarno Putra
Program Studi: Teknik Elektro
Judul : Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy

Perkembangan teknologi kontrol terus berlanjut dengan segala ragam pengembangannya, salah satu diantaranya adalah penerapan metode Jaringan Syaraf Tiruan dalam proses kontrol. Kendala yang saat ini dihadapi adalah kenyataan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan memiliki respon yang relatif lambat, hal ini dikarenakan panjangnya algoritma sehingga memerlukan waktu komputasi yang lama. Maka dari itu tulisan ini akan membahas tentang pengembangan metode alternatif untuk mendapatkan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan yang lebih cepat dan akurat. Ada dua yang sudah berhasil dikembangkan yaitu SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan memfokuskan pada perhitungan jarak antar vektor fuzzy. Dimana, setelah dilakukan pengembangan dan pengujian, metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy terbukti mampu meningkatkan recognition dari metode SOM dan LVQ. Dari segi kecepatan, meskipun metode fuzzy yang dikembangkan ini memiliki waktu proses yang sedikit lebih lama daripada metode SOM dan LVQ reguler, namun jika dibandingkan dengan Backpropagation yang memiliki tingkat recognition sama baiknya waktu prosesnya metode fuzzy jauh lebih cepat.

Kata kunci:

Jaringan Saraf Tiruan, Learning Vector Quantization, Self Organizing Map, Jaringan saraf tiruan Fuzzy.

ABSTRACT

Name : Dwi Sudarno Putra
Study Program : Electrical Engineering
Title : Development Of Fuzzy Neural Network With Fuzzy SOM And Fuzzy LVQ Method

The development of control technology continues with all kinds of development, one of them is the application of neural networks in process control. Constraints currently faced is the fact that neural networks have a slow response, this is because the length of the algorithm that requires a long computation time. So this paper will discuss the development of alternative methods to obtain algorithms of neural networks more quickly and accurately. The methods that have been successfully developed is the Fuzzy SOM and Fuzzy LVQ by focusing on the calculation of distance between fuzzy vectors. After development and testing, methods of Fuzzy SOM and Fuzzy LVQ been able to increase recognition of SOM and LVQ methods. In terms of speed, although the methods developed in this fuzzy processing time slightly longer than the regular method of SOM and LVQ, but when compared with a level of recognition Backpropagation as good when the process is fuzzy method is much faster.

Keyword:

Artificial Neural Network, Learning Vector quantization, Self Organizing Map, Fuzzy Neural Networks

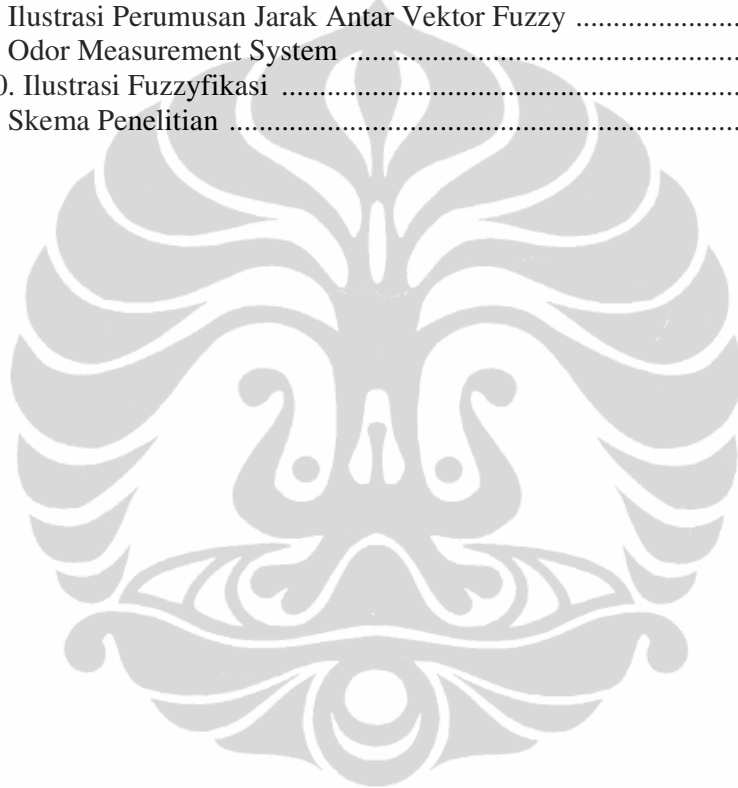
DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TESIS	v
ABSTRAK	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR GRAFIK	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	1
1.3. Tujuan Penelitian	2
1.4. Manfaat Penelitian	2
1.5. Batasan Penelitian	2
1.6. Model Operasional Penelitian	3
BAB 2 DASAR TEORI	4
2.1. Jaringan Syaraf Tiruan	4
2.1.1. Struktur Jaringan Syaraf	4
2.1.2. Struktur Jaringan Syaraf Tiruan	5
2.2. Jaringan Syaraf Tiruan SOM	6
2.2.1. Arsitektur SOM	6
2.2.2. Algoritma SOM	7
2.3. Jaringan Syaraf Tiruan LVQ	7
2.3.1. Arsitektur LVQ	7
2.3.2. Algoritma LVQ	8
2.4. Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation	9
2.4.1. Arsitektur Backpropagation	10
2.4.2. Algoritma Backpropagation.....	11
2.5. Bilangan Fuzzy Segitiga	13
2.5.1. Operasi Aritmatika Pada Bilangan Fuzzy Segitiga	13
2.5.2. Vektor Fuzzy Segitiga	14
2.5.3. Jarak Antara Vektor Fuzzy Segitiga	14
2.6. Data Penelitian	15
2.6.1. Data Odor	15
2.6.2. Normalisasi Data Odor	17
2.6.3. Fuzzyfikasi Data Odor	18
BAB 3 ANALISA PENGEMBANGAN DAN PENGUJIAN PROGRAM ..	20
3.1. Skema Pengembangan Program	20
3.2. Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy ...	21

3.2.1. Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy	21
3.2.2. Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy	21
3.2.3. Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy	22
3.2.4. Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy	22
3.3. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan SOM	23
3.3.1. Variasi Pengujian	23
3.3.2. Hasil Pengujian	23
3.3.3. Analisa Hasil Pengujian	24
3.4. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan LVQ	26
3.4.1. Variasi Pengujian	26
3.4.2. Hasil Pengujian	26
3.4.3. Analisa Hasil Pengujian	27
3.5. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy	28
3.5.1. Variasi Pengujian	28
3.5.2. Hasil Pengujian	29
3.5.3. Analisa Hasil Pengujian	29
3.6. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy	32
3.6.1. Variasi Pengujian	32
3.6.2. Hasil Pengujian	32
3.6.3. Analisa Hasil Pengujian	33
3.7. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation	35
3.7.1. Variasi Pengujian	35
3.7.2. Hasil Pengujian	35
3.7.3. Analisa Hasil Pengujian	35
BAB 4 ANALISA PERBANDINGAN PERFORMA ANTAR METODE	
JARINGAN SYARAF TIRUAN	37
4.1. Perbandingan Metode SOM dan LVQ	37
4.2. Perbandingan Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy	38
4.3. Perbandingan Metode Fuzzy dan Non Fuzzy	39
4.4. Perbandingan dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation	40
BAB 5 PENGUJIAN DAN ANALISA METODE SOM FUZZY DAN LVQ	
FUZZY DENGAN MENGGUNAKAN VARIASI DATA	42
5.1. Data Variasi	42
5.2. Hasil Pengujian	43
5.3. Analisa Hasil Pengujian	47
5.3.1. Analisa Perbaikan Tingkat Pengenalan Untuk Setiap Variasi Data	47
5.3.2. Analisa Korelasi Jenis Data Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan	47
BAB 6 KESIMPULAN	50
DAFTAR PUSTAKA	51
LAMPIRAN	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Struktur Sederhana Sebuah Neuron	4
Gambar 2.2. Model Tiruan Sebuah Neuron	5
Gambar 2.3. Arsitektur SOM	6
Gambar 2.4. Arsitektur LVQ	8
Gambar 2.5. Arsitektur Backpropagation	10
Gambar 2.6. Ilustrasi Neuron	11
Gambar 2.7. Bentuk Bilangan Fuzzy Segitiga	13
Gambar 2.8. Ilustrasi Perumusan Jarak Antar Vektor Fuzzy	15
Gambar 2.9. Odor Measurement System	16
Gambar 2.10. Ilustrasi Fuzzyfikasi	18
Gambar 3.1. Skema Penelitian	20



DAFTAR GRAFIK

Grafik 2.1. Representasi grafik radar data odor original; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar	18
Grafik 2.2. Representasi grafik radar data odor ternormalisasi; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar	19
Grafik 2.3. Representasi grafik radar data hasil fuzzyfikasi data odor original; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar	19
Grafik 3.1. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode SOM	24
Grafik 3.2. Perbandingan Recognition Rate Metode SOM Data Original (a) dan Normalisasi (b).....	25
Grafik 3.3. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode LVQ	27
Grafik 3.4. Perbandingan Recognition Rate Metode LVQ Data Original (a) dan Normalisasi (b)	28
Grafik 3.5. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode SOM Fuzzy ..	30
Grafik 3.6. Perbandingan Recognition Rate Metode SOM Fuzzy Data Original (a) dan Normalisasi (b)	31
Grafik 3.7. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode LVQ Fuzzy ..	33
Grafik 3.8. Perbandingan Recognition Rate Metode LVQ Fuzzy Data Original (a) dan Normalisasi (b)	34
Grafik 3.9 Perbandingan Recognition Rate Metode Backpropagation Data Original.....	36
Grafik 3.10. Perbandingan Recognition Rate Metode Backpropagation Data Normalisasi	36
Grafik 4.1. Perbandingan Recognition Rate SOM, LVQ, SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy (Data Original 50/50)	39
Grafik 4.2. Perbandingan Recognition Rate SOM, LVQ, SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy (Data Normalisasi 50/50)	40
Grafik 5.1. Grafik Radar Perbandingan Variasi Data Original Eksperimen; a. 2 Campuran 8 Dimensi, b. 3 Campuran 8 Dimensi, c. 2 Campuran 16 Dimensi	43
Grafik 5.2. Grafik Perbandingan Perbaikan Recognition Rate dari metode non Fuzzy (SOM dan LVQ) ke metode Fuzzy (SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy) untuk data original (a) dan (c) dan data normalsasi (b) dan (d) .	48

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Kombinasi Data Odor 2 Campuran dan Data Odor 3 Campuan	17
Tabel 3.1. Recognition Rate Pengujian Metode SOM	23
Tabel 3.2. Recognition Rate Pengujian Metode LVQ	26
Tabel 3.3. Recognition Rate Pengujian Metode SOM Fuzzy	29
Tabel 3.4. Recognition Rate Pengujian Metode LVQ Fuzzy	32
Tabel 3.5. Recognition Rate Pengujian Metode Backpropagation	35
Tabel 4.1. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ	37
Tabel 4.2. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy	38
Tabel 4.3. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy, LVQ Fuzzy dan Backpropagation	41
Tabel 5.1. Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor 2 Campuran 8 Dimensi	44
Tabel 5.2. Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor 3 Campuran 8 Dimensi	44
Tabel 5.3. Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor 2 Campuran 16 Dimensi	45
Tabel 5.4. Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 2 Campuran 8 Dimensi	45
Tabel 5.5. Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 3 Campuran 8 Dimensi	46
Tabel 5.6. Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 2 Campuran 16 Dimensi	46
Tabel 5.7. Data Perbandingan RR Metode non Fuzzy dan Metode Fuzy	47
Tabel 5.8. Data Perbandingan Waktu Pembelajaran Variasi Data Uji	49

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi semakin hari semakin canggih dan beragam, tak terkecuali di bidang teknologi kendali. Peneliti dan pengembang aplikasi terus melakukan riset guna mendapatkan hal baru yang bisa dimanfaatkan dalam sebuah proses. Tak hanya dalam hal efisiensi kendali proses, pengembangan untuk meminimalisir resiko proses terus dikaji.

Jaringan syaraf tiruan yang mengadopsi pola kerja otak manusia juga sudah banyak diterapkan dalam teknologi kendali. Kendala yang sering didapati dalam pengembangan jaringan syaraf tiruan dalam teknologi kendali adalah waktu prosesnya yang relatif masih lambat, untuk mengatasi para praktisi biasanya mengimbanginya dengan memilih teknologi hardware yang memiliki kecepatan pemroses yang tinggi dengan konsekuensi harga yang mahal.

Namun bagaimanapun juga kecepatan pemroses hardware akan memiliki batas, sehingga selain mengandalkan perkembangan hardware para pakar dan peneliti juga terus mengembangkan algoritma-algoritma baru yang lebih handal sehingga bisa mempercepat waktu proses dan memberikan hasil akurat, hal ini terutama dibutuhkan untuk proses-proses kendali yang realtime.

Sejalan dengan hal itu penulis mencoba untuk menyusun sebuah penelitian jaringan syaraf tiruan yang digabungkan dengan konsep bilangan fuzzy segitiga beserta aturan aritmatikanya. Dengan kata lain penelitian ini mencoba menawarkan alternatif lain dari jaringan syaraf tiruan fuzzy. Untuk melihat hal itu, penulis mencoba membandingkan jaringan syaraf tiruan fuzzy yang dikembangkan dengan beberapa metode jaringan syaraf tiruan biasa yang sudah ada.

1.2 Perumusan Masalah

Secara umum, masalah yang dikaji dan diselesaikan dalam seminar ini adalah bagaimana mengembangkan jaringan syaraf tiruan fuzzy yang dibandingkan dengan metode jaringan syaraf tiruan yang sudah ada dengan menggunakan data odor sebagai data percobaan.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan konsep fuzzy, khususnya bilangan fuzzy segitiga beserta fungsi aritmatikanya, pada jaringan syaraf tiruan SOM dan LVQ sehingga menjadi sebuah konsep SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy. Yang kemudian konsep tersebut direalisasikan dan diuji untuk melakukan klasifikasi data odor.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Penelitian diharapkan bisa menghasilkan alternatif baru metode jaringan syaraf tiruan, yaitu jaringan syaraf tiruan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy yang memanfaatkan konsep bilangan fuzzy segitiga beserta fungsi aritmatikanya.
2. Penelitian dapat digunakan sebagai bahan pembelajaran untuk peneliti yang ingin mempelajari sistem pengenalan pola secara umum.
3. Penelitian dapat dijadikan acuan atau referensi untuk pengembangan aplikasi sistem pengenalan pola dalam berbagai bidang terutama bidang kendali.

1.5 Batasan Penelitian

Berikut ini adalah batasan-batasan masalah yang dilakukan pada penelitian ini :

1. Peneliti menggunakan data eksperimen berupa data odor 2 campuran dan 3 campuran dengan 8 dimensi dan 16 dimensi dan 18 kelas yang masing-masing kelas memiliki 200 buah data.
2. Jenis bilangan fuzzy yang digunakan adalah bilangan fuzzy segitiga
3. Sebagai pembanding unjuk kerja metode yang dikembangkan, penyusun menggunakan jaringan syaraf tiruan SOM, LVQ dan Backpropagation. SOM dan LVQ dipilih karena merupakan dasar dari SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy, sedangkan Backpropagation dipilih karena memiliki tingkat pengenalan pola yang cukup baik.

1.6 Model Operasional Penelitian

Penelitian dilakukan dengan menggunakan metode studi pustaka, yaitu dengan mengumpulkan data, membaca buku serta artikel yang berhubungan dengan teori dasar matriks, kecerdasan buatan, jaringan saraf tiruan dan bahasa pemrograman MATLAB. Data, yang didapatkan dari penelitian yang dilakukan oleh peneliti sebelumnya, kemudian diolah menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan yang dikembangkan.



BAB 2

DASAR TEORI

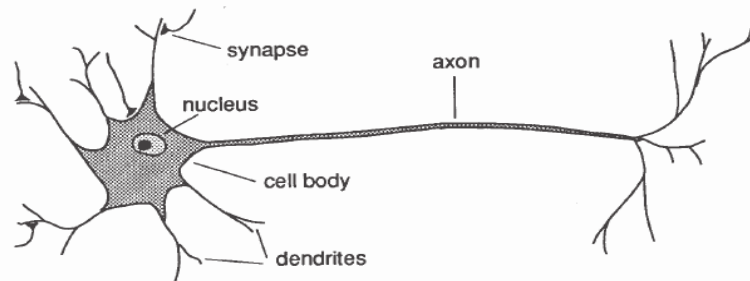
Bab ini menjelaskan tentang teori-teori yang digunakan dalam penelitian diantaranya teori tentang jaringan syaraf tiruan dan metode-metodenya, teori tentang bilangan fuzzy serta fungsi aritmatika yang digunakan di dalamnya dan teori tentang data yang digunakan.

2.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan adalah sebuah representasi buatan dari otak manusia yang dikembangkan dengan berdasarkan pendekatan pola kerja otak sesungguhnya. Implementasi jaringan syaraf tiruan ini biasanya menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan dengan algoritma tertentu.

2.1.1 Struktur Jaringan Syaraf

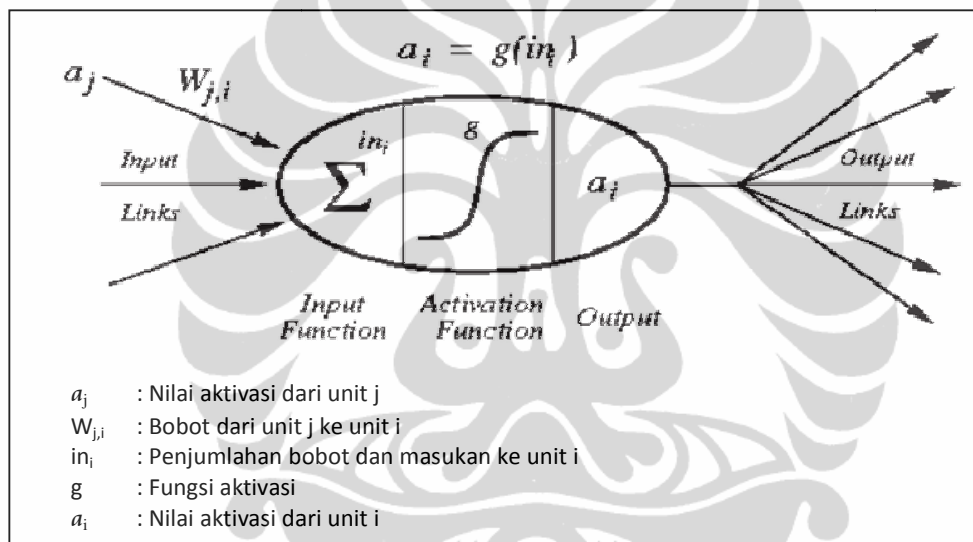
Sel syaraf (Neuron) adalah unit pemroses terkecil pada otak. Dengan bentuk sederhana seperti pada gambar 2.1. Neuron memiliki satu inti sel (nucleus) yang bertugas untuk memproses informasi. Bagian yang berfungsi untuk menerima informasi adalah dendrites, dimana dendrit ini juga menyertai axon sebagai keluaran dari suatu pemrosesan informasi. Informasi hasil olahan ini akan menjadi masukan bagi neuron lain yang mana antardendrit kedua sel dipertemukan dengan synapsis.



Gambar 2.1. Struktur Sederhana Sebuah Neuron

2.1.2 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Seperti terlihat pada gambar 2.2 tiruan neuron dalam struktur jaringan saraf tiruan adalah sebagai elemen pemroses yang dapat berfungsi seperti halnya sebuah neuron aslinya. Sejumlah sinyal masukan a dikalikan dengan masing-masing bobot yang bersesuaian W . Kemudian dilakukan penjumlahan dari seluruh hasil perkalian tersebut dan keluaran yang dihasilkan dilalukan kedalam fungsi pengaktif untuk mendapatkan tingkatan derajat sinyal keluarannya $F(a,w)$. Walaupun masih jauh dari sempurna, namun kinerja dari tiruan neuron ini identik dengan kinerja dari sel biologi yang kita kenal saat ini.



Gambar 2.2. Model Tiruan Sebuah Neuron

Jaringan saraf tiruan ini merupakan generalisasi dari pemodelan matematis dalam proses kognitif berdasarkan asumsi:

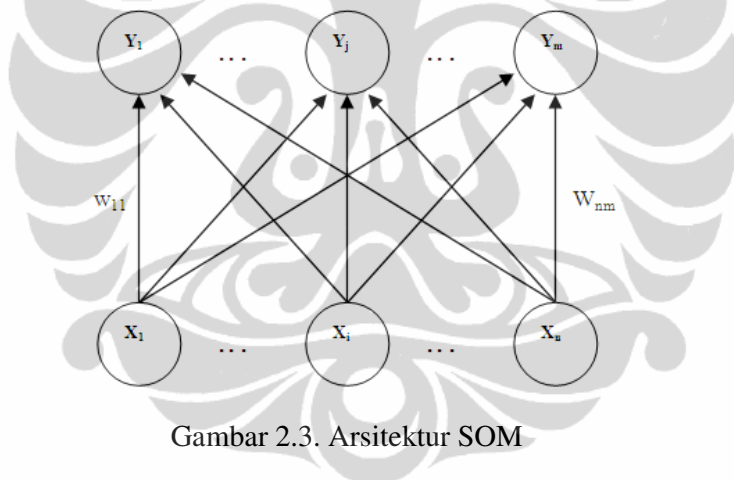
1. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang dinamakan neuron.
2. Sinyal antar neuron berhubungan melalui saluran penghubung.
3. Setiap saluran penghubung mempunyai nilai bobot, dan melakukan operasi perkalian dengan sinyal yang ditransmisikan.
4. Setiap neuron memberlakukan fungsi aktivasi (biasanya tidak linier) pada masukan total untuk mendapatkan sinyal keluaran.

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan SOM

SOM (Self Organizing Map) merupakan satu bentuk dari topologi Neural Network tak terbimbing (unsupervised learning), SOM biasanya digunakan untuk pengelompokan atau clustering data berdasarkan karakteristik atau fitur-fitur data. Metode ini memiliki kelebihan dari segi kecepatan namun memiliki kekurangan dalam hal akurasi. SOM dikenalkan pertama kali oleh Teuvo Kohonen pada 1982.

2.2.1 Arsitektur SOM

SOM terdiri dari 2 lapis yakni input dan output, di mana antar lapisannya dihubungkan oleh bobot tertentu yang sering disebut sebagai vektor perwakilan vector code book atau reference vector [Fausette, 1994]. Pada arsitektur satu dimensi, seperti pada gambar 2.3, input layer (X) akan berbentuk linear dan demikian pula outputnya (Y). Pada arsitektur ini, unit yang bersebelahan akan memiliki lebih sedikit perbedaan daripada unit yang letaknya lebih jauh.



Gambar 2.3. Arsitektur SOM

Bobot (W) digunakan sebagai salahsatu komponen untuk menentukan jarak terhadap output layer. Jarak terdekat akan menjadi referensi pengklasteran data. Apabila ada jarak ke output 2 adalah yang paling dekat maka vektor yang dimasuk akan ditempatkan di kelas output ke 2, dan kemudian bobot yang ada akan diupdate dengan mempertimbangkan masuknya vektor masukan tersebut ke output layer kelas 2. Bobot baru ini kemudian akan menjadi referensi berikutnya untuk masukan selanjutnya.

2.2.2 Algoritma SOM

Algoritma pembelajaran pada metode Self-Organizing Maps dapat ditulis sebagai berikut :

Langkah 0 : Inisialisai Bobot

Langkah 1 : Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-7

Langkah 2 : Untuk setiap vektor masukan X_i , lakukan langkah 3 sampai 5

Langkah 3 : Untuk setiap j , hitung:

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (W_{ji} - X_i)^2} \quad (2.1)$$

Langkah 4 : Temukan indeks j sehingga $D(j)$ minimum

Langkah 5 : Untuk setiap neuron J update bobotnya

$$W_{ji} (new) = W_{ji} (lama) + \alpha (X_i - W_{ji} (lama)) \quad (2.2)$$

Dengan α adalah laju pemahaman / learning rate (digunakan 0.1)

Langkah 6 : Memodifikasi laju pemahaman (digunakan 0.5α)

Langkah 7 : Periksa kondisi henti.

Sedangkan untuk algoritma pengujian, saat terdapat sebuah vektor masukan yang hendak diuji maka cukup diuji dengan melakukan langkah 3 dan langkah 4 saja. Dengan vektor bobot menggunakan vektor bobot terakhir yang diperoleh pada proses pelatihan.

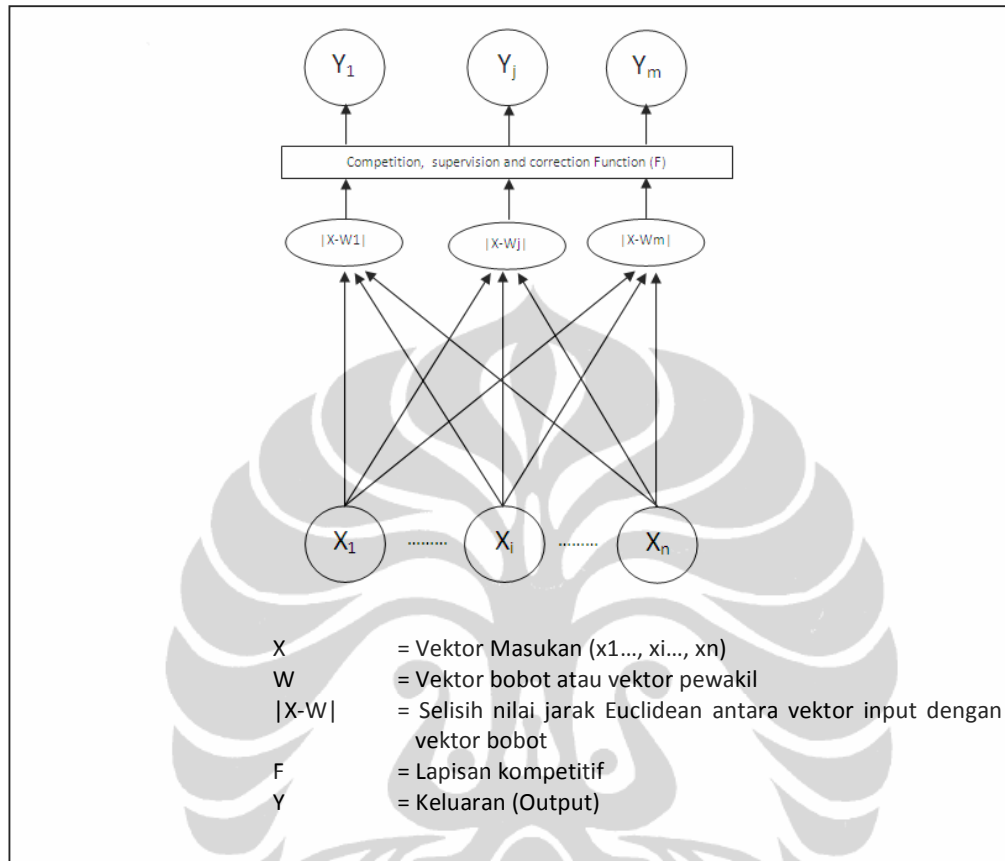
2.3 Jaringan Syaraf Tiruan LVQ

Metode LVQ (Learning Vector Quantization) memiliki kemiripan dengan metode SOM. Yang membedakannya adalah adanya informasi mengenai kelas yang berhubungan dengan data tersebut yang ikut dimasukkan dalam proses pembelajaran. Karena inilah metode LVQ digolongkan dalam jaringan syaraf tiruan terbimbing (supervised learning).

2.3.1 Arsitektur LVQ

Seperti halnya SOM, LVQ juga terdiri dari 2 lapisan yakni input (X) dan output (Y), di mana antar lapisannya dihubungkan oleh bobot tertentu yang sering disebut sebagai vektor perwakilan (W). Informasi yang diberikan ke jaringan pada

saat pembelajaran bukan hanya vektor data saja melainkan informasi kelas dari data juga ikut dimasukkan.



Gambar 2.4. Arsitektur LVQ

Ketika hasil pemrosesan jaringan memberikan hasil klasifikasi yang sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar lebih dekat dengan vektor masukan. Sebaliknya ketika hasil klasifikasi tidak sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal, maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar menjauhi vektor masukan.

2.3.2 Algoritma LVQ

Algoritma Learning Vector Quantization dapat ditulis sebagai berikut :

Langkah 0 : Inisialisai Bobot

Langkah 1 : Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-8

Langkah 2 : Untuk setiap vektor masukan X_i , lakukan langkah 3 sampai 6

Langkah 3 : Untuk setiap j, hitung:

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (W_{ji} - X_i)^2} \quad (2.3)$$

Langkah 4 : Temukan indeks j sehingga D(j) minimum

Langkah 5 : Periksa indeks j dan bandingkan dengan informasi kelas

Langkah 6 : Untuk setiap j

- Meng-update bobotnya jika indeks = informasi kelas

$$W_{ji} (new) = W_{ji} (lama) + \alpha (X_i - W_{ji} (lama)) \quad (2.4)$$

- Meng-update bobotnya jika indeks \neq informasi kelas

$$W_{ji} (new) = W_{ji} (lama) - \alpha (X_i - W_{ji} (lama)) \quad (2.5)$$

Dengan α adalah laju pemahaman / learning rate (digunakan 0.1)

Langkah 7 : Memodifikasi laju pemahaman (digunakan 0.5α)

Langkah 8 : Periksa kondisi henti.

Selanjutnya untuk algoritma pengujian, saat terdapat sebuah vektor masukan yang hendak diuji maka cukup diuji dengan melakukan langkah 3 dan langkah 4 saja. Dengan vektor perwakilan menggunakan vektor perwakilan terakhir yang diperoleh pada proses pelatihan.

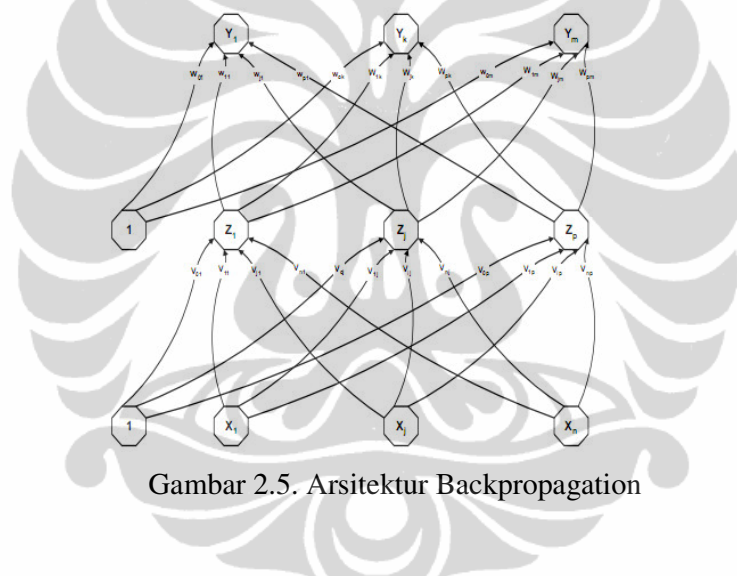
2.4 Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

BackPropagation merupakan salah satu metode dari jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan. Metode ini menggunakan beberapa layer dan termasuk dalam kategori JST terbimbing. Penambahan sebuah layer tersembunyi di antara layer masukan dan keluaran membuat JST Backpropagation mampu mengatasi masalah pengenalan beberapa pola. Namun karena memiliki beberapa layer ini juga maka ia membutuhkan proses komputasi yang lebih panjang dan kompleks, konsekwensinya waktu pelatihannya juga semakin lama.

Seperti halnya model JST lain, Backpropagation melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan.

2.4.1 Arsitektur Backpropagation

Secara umum backpropagation memiliki 3 layer, yaitu layer masukan yang biasa dinotasikan dengan X (dengan unit X_i) dengan n buah masukan, kemudian layer tersembunyi Z (dengan unit neuron Z_j) sebanyak p neuron dan layer keluaran Y sebanyak m (dengan unit neuron Y_k). Layer masukan selain berupa unit masukan juga ditambah dengan sebuah bias. Demikian pula dengan layer tersembunyi ada tambahan sebuah bias. Sebenarnya di layer tersembunyi sendiri, selain bebas menentukan jumlah neuronnya, kita juga bebas menambahkan jumlah layer, namun tentu saja dengan konsekuensi akan menambah panjang proses komputasi. Terakhir adalah bagian output yang terdiri dari unit-unit keluaran. Ilustrasi gambar arsitekturnya seperti tampak pada gambar 2.5.



Gambar 2.5. Arsitektur Backpropagation

Antar layer, unit dan neuron disambungkan dengan koneksi yang memiliki bobot-bobot tertentu. Pada gambar 2.5 bobot antara masukan dan layer tersembunyi disebut v_{ij} dan bobot untuk layer tersembunyi ke layer keluaran dinotasikan sebagai w_{ij} . Misal v_{23} mewakili bobot antara unit masukan 2 (X_2) dan neuron hidden layer ke 3 (Z_3). Selain unit masukan/neuron, bias juga memiliki bobot yakni v_{0j} dan w_{0k} .

Pada layer masukan, unit masukan hanya berfungsi untuk “jalan masuk” saja. Sedangkan untuk unit/neuron pada layer tersembunyi dan layer keluaran memiliki komponen masukan dan keluaran berupa fungsi. Pada gambar 2.6 neuron memiliki dua komponen. Komponen masukan, fungsi yang berlaku adalah

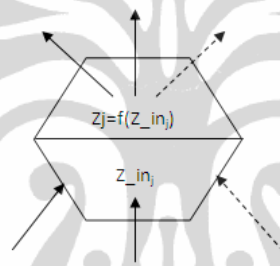
jumlah dari bobot bias ditambah dengan jumlah dari perkalian masing-masing masukan yang menuju neuron tersebut dengan masing-masing bobotnya. Misal kita notasikan Z_{in_j} adalah komponen masukan pada Z_j maka

$$Z_{in_j} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (2.6)$$

Sedangkan untuk komponen keluaran, yang biasa disebut sebagai fungsi aktivasi adalah fungsi dari Z_{in_j} . Dalam tugas ini digunakan fungsi aktivasi sigmoid biner

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \text{ dengan turunan } f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (2.7)$$

$$\text{Sehingga } f(Z_{in_j}) = \frac{1}{1+e^{-Z_{in_j}}} \quad (2.8)$$



Gambar 2.6. Ilustrasi Neuron

2.4.2 Algoritma Backpropagation

Backpropagation melakukan koreksi terhadap bobot yang ada, dalam hal ini adalah v dan w . Adapun algoritma pembelajarannya adalah sebagai berikut :

Langkah 0 : Inisialisai bobot (V_{ij} ; W_{jk}) dan bias (V_{0j} ; W_{0k})

Langkah 1 : Selama kondisi henti gagal, lakukan Langkah 2-9

Langkah 2 : Untuk setiap pasangan pelatihan, lakukan Langkah 3-8

(Proses Feedforward) :

Langkah 3 : Setiap unit input (X_i , $i = 1, \dots, n$) :

- o menerima input X_i
- o mengirimkannya ke semua unit layer di atasnya (Hidden layer).

Langkah 4 : Setiap unit hidden (Z_j , $j = 1, \dots, p$)

- o menghitung semua sinyal input dengan bobotnya :

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum X_i V_{ij} \quad (2.9)$$

- o menghitung nilai aktivasi setiap unit hidden sebagai output unit hidden :

$$Z_j = f(Z_in_j) \quad (2.10)$$

- o mengirim nilai aktivasi sebagai input untuk unit output.

Langkah 5 : Setiap unit output ($Y_k, k = 1, \dots, m$)

- o menghitung semua sinyal keluaran dari Z dengan bobotnya :

$$Y_in_k = W0_k + \sum Z_j W_{jk} \quad (2.11)$$

- o menghitung nilai aktivasi setiap unit output sebagai output jaringan.

$$Y_k = f(Y_in_k) \quad (2.12)$$

(Backpropagation of error) :

Langkah 6 : Setiap unit output ($Y_k, k = 1, \dots, m$) :

- o menerima pola target (T_k) yang bersesuaian dengan pola input
- o menghitung informasi error :

$$\delta_k = (T_k - Y_k) f'(Y_in_k) \quad (2.13)$$

- o menghitung besarnya koreksi bobot unit output :

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (2.14)$$

- o menghitung besarnya koreksi bias output :

$$\Delta W0_k = \alpha \delta_k \quad (2.15)$$

- o mengirimkan δ_k ke unit-unit yang ada pada layer di bawahnya.

Langkah 7 : Setiap unit hidden ($Z_j, j = 1, \dots, p$) :

- o menghitung semua koreksi error :

$$\delta_in_j = \sum \delta_k W_{jk} \quad (2.16)$$

- o menghitung nilai aktivasi koreksi error :

$$\delta_j = \delta_in_j f'(Z_in_j) \quad (2.17)$$

- o menghitung koreksi bobot unit hidden :

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (2.18)$$

- o menghitung koreksi error bias unit hidden :

$$\Delta V0_j = \alpha \delta_j \quad (2.19)$$

Langkah 8 : Setiap unit output ($Y_k, k = 1, \dots, m$) :

- o meng-update bobot dan biasnya ($j = 0, \dots, p$) :

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (2.20)$$

dengan momentum $W_{jk}=W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \mu(W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1))$ (2.21)

$$W_{0k}(\text{baru}) = W_{0k}(\text{lama}) + \Delta W_{0k} \quad (2.22)$$

- o Setiap unit hidden ($Z_j, j = 1, \dots, p$)

meng-update bobot dan biasnya ($i = 0, \dots, n$) :

$$V_{ij}(\text{baru})=V_{ij}(\text{lama})+\Delta V_{ij} \quad (2.23)$$

dengan momentum $V_{ij}=V_{ij}(t)+ \Delta V_{ij} + \mu(V_{ij}(t) - V_{ij}(t-1))$ (2.24)

$$V_{0j}(\text{baru}) = V_{0j}(\text{lama}) + \Delta V_{0j} \quad (2.25)$$

Langkah 9 : Cek kondisi henti

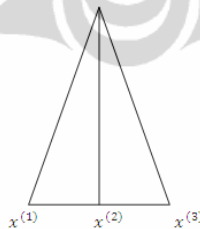
Selanjutnya untuk algoritma pengujian, saat terdapat sebuah vektor masukan yang hendak diuji maka cukup diuji dengan melakukan langkah 3,4 dan 5 saja. Dengan vektor bobot menggunakan vektor bobot terakhir yang diperoleh pada proses pelatihan.

2.5 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 :

$$\tilde{x} = (x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}) \quad (2.26)$$

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 2.7



Gambar 2.7. Bentuk Bilangan Fuzzy Segitiga

2.5.1 Operasi Aritmatika Pada Bilangan Fuzzy Segitiga

Konsep dalam operasi aritmatika antara dua bilangan fuzzy segitiga adalah menjaga ke-fuzzy-an bilangan yang dihasilkan. Yang berarti bahwa 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 juga digunakan dalam penelitian ini (Kwang H. Lee, 2005, p.139)

- Penjumlahan Bilangan Fuzzy didefinisikan sebagai berikut:

$$\tilde{x} + \tilde{y} = (x^{(1)} + y^{(1)}, x^{(2)} + y^{(2)}, x^{(3)} + y^{(3)}) \quad (2.27)$$

- Pengurangan Bilangan Fuzzy didefinisikan sebagai berikut:

$$\tilde{x} - \tilde{y} = (x^{(1)} - y^{(3)}, x^{(2)} - y^{(2)}, x^{(3)} + y^{(3)}) \quad (2.28)$$

- Perkalian Bilangan Fuzzy dengan skalar (k) didefinisikan sebagai berikut:

$$k\tilde{x} = \begin{cases} (kx^{(1)}, kx^{(2)}, kx^{(3)}) & \text{dengan } k \geq 0 \\ (kx^{(3)}, kx^{(2)}, kx^{(1)}) & \text{dengan } k < 0 \end{cases} \quad (2.29)$$

2.5.2 Vektor Fuzzy Segitiga

Jika selama ini kita mengenal vektor x dengan notasi \bar{x} dengan elemen vektornya $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut

$$\bar{x} = (x_1; x_2; x_3; \dots; x_n) \quad (2.30)$$

Maka vektor fuzzy dapat ditulis dengan notasi $\tilde{\bar{x}}$ dengan elemen vektornya adalah $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_n$ dan dituliskan dalam bentuk

$$\tilde{\bar{x}} = (\tilde{x}_1; \tilde{x}_2; \tilde{x}_3; \dots; \tilde{x}_n) \quad (2.31)$$

dengan mengacu pada persamaan 2.26 maka akan didapatkan

$$\tilde{\bar{x}} = (x_1^{(1)}, x_1^{(2)}, x_1^{(3)}; x_2^{(1)}, x_2^{(2)}, x_2^{(3)}; x_3^{(1)}, x_3^{(2)}, x_3^{(3)}; \dots; x_n^{(1)}, x_n^{(2)}, x_n^{(3)}) \quad (2.32)$$

2.5.3 Jarak Antara Vektor Fuzzy Segitiga

Penelitian kali ini menggunakan rumusan jarak antara dua vektor fuzzy untuk menentukan jarak terdekat antara vektor masukan dan vektor perwakilan dalam metode jaringan syaraf tiruan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy. Adapun konsep dari rumusan yang dimaksud adalah sebagai berikut. Jika kita memiliki dua buah vektor bilangan fuzzy $\tilde{\bar{x}}$ dan $\tilde{\bar{y}}$ maka jarak antara dua vektor fuzzy ini kita notasikan dengan $D_{\tilde{\bar{x}}\tilde{\bar{y}}}$ atau sama dengan $D_{\tilde{\bar{z}}}$ dimana

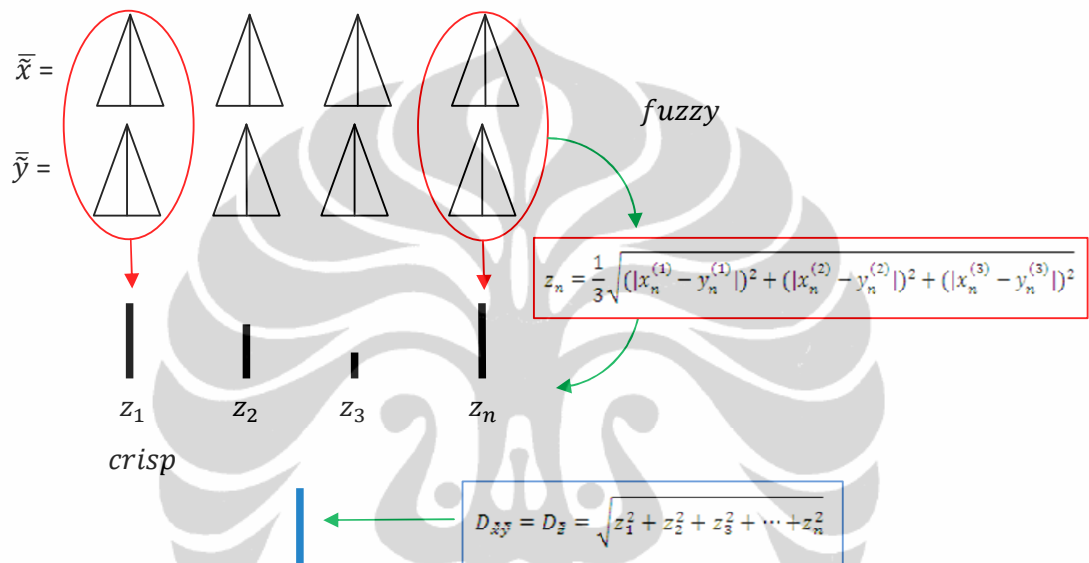
$$D_{\tilde{\bar{x}}\tilde{\bar{y}}} = D_{\tilde{\bar{z}}} = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + z_3^2 + \dots + z_n^2} \quad (2.33)$$

dengan rumusan untuk mencari nilai z_1 z_2 seperti halnya juga z_n adalah sebagai berikut ini

$$z_n = \frac{1}{3} \sqrt{(|x_n^{(1)} - y_n^{(1)}|)^2 + (|x_n^{(2)} - y_n^{(2)}|)^2 + (|x_n^{(3)} - y_n^{(3)}|)^2} \quad (2.34)$$

dengan x_n dan y_n adalah komponen ke n pada vektor fuzzy \bar{x} dan \bar{y}

Ilustrasi lebih jelasnya seperti pada gambar 2.8



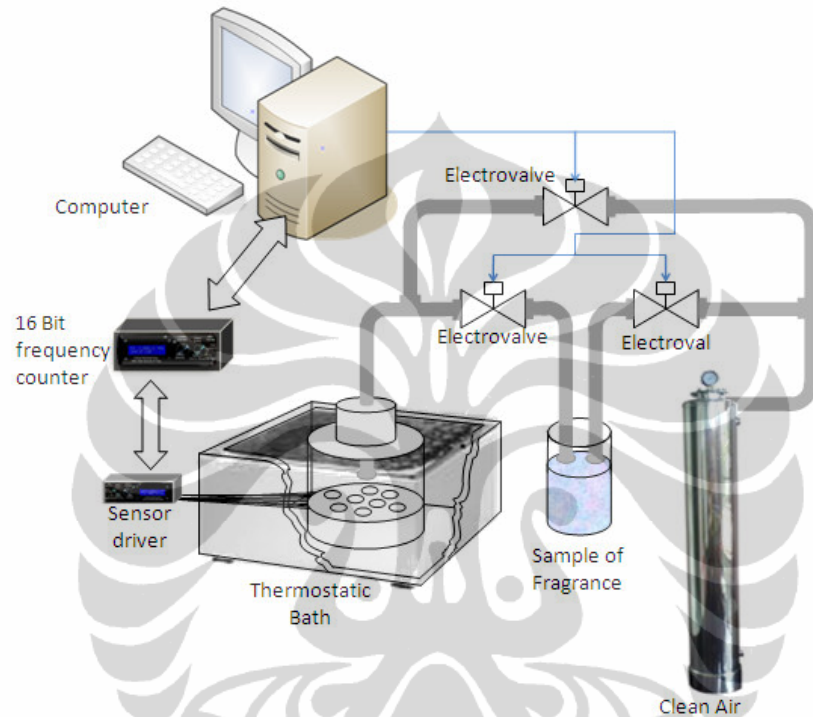
Gambar 2.8. Ilustrasi Perumusan Jarak Antar Vektor Fuzzy

2.6 Data Penelitian

2.6.1 Data Odor

Saat ini ada banyak penelitian dalam dunia robotika yang membahas tentang sensor bau (*odor-sensing*). Banyak sekali aplikasi yang bisa dikembangkan dari bidang ini, diantaranya untuk mendeteksi kebocoran gas beracun atau lebih jauh lagi mengembangkan robot yang mampu mencari sumber bau. Tahap awal untuk bisa mengembangkan teknologi tersebut adalah melakukan klasifikasi bau. Cara manual yang dilakukan dan dijadikan acuan selama ini untuk memilah bau adalah berdasarkan kemampuan dan cara kerja indra penciuman manusia yang dilatih sekian lama seiring berjalannya waktu dan banyaknya pengalaman yang dialami oleh seseorang.

Dalam penelitian kali ini proses pemilahan atau klasifikasi bau akan dilakukan pada data-data odor yang berhasil didapatkan. Data diperoleh dengan memanfaatkan sebuah odor measurement system dengan skema seperti gambar 2.9. (Benyamin Kusumoputro, Wisnu Jatmiko, Toshio Fukuda, and Fumihito Arai, 2006)



Gambar 2.9. Odor Measurement System

Sistem mampu mengeluarkan data sebanyak 16 dimensi dari 16 sensor yang digunakan. Dalam penelitian ini penulis menggunakan data odor 2 campuran dan 3 campuran yang masing-masing terdiri dari 18 jenis odor (18 kelas), di mana masing-masing kelas diambil data sebanyak 200 kali. Sebagai data eksperimen pada tahap pengembangan metode digunakan data 2 campuran 8 dimensi. Sedangkan untuk tahap selanjutnya yaitu tahap pengujian lanjut pada metode yang sudah dikembangkan menggunakan data 3 campuran 8 dimensi dan data 2 campuran 16 dimensi.

Dua campuran yang dimaksud di sini adalah campuran antara sebuah aroma asli dengan alkohol. Sedangkan untuk tiga campuran adalah campuran antara dua aroma asli ditambah dengan alkohol. Aroma asli yang digunakan adalah

Jeruk, Kenanga dan Mawar. Kemudian alkohol yang dicampurkan juga bervariasi yakni 0%, 15%, 25%, 35%, 45% dan 70%.

Tabel 2.1. Kombinasi Data odor 2 campuran dan data odor 3 campuran

Kelas	Data odor 2 campuran		Kelas	Data odor 3 campuran		
	Campuran 1	Campuran 2		Campuran 1	Campuran 2	Campuran 3
1	Jeruk	Alkohol 0%	1	Jeruk	Kenanga	Alkohol 0%
2	Jeruk	Alkohol 15%	2	Jeruk	Kenanga	Alkohol 15%
3	Jeruk	Alkohol 25%	3	Jeruk	Kenanga	Alkohol 25%
4	Jeruk	Alkohol 35%	4	Jeruk	Kenanga	Alkohol 35%
5	Jeruk	Alkohol 45%	5	Jeruk	Kenanga	Alkohol 45%
6	Jeruk	Alkohol 75%	6	Jeruk	Kenanga	Alkohol 75%
7	Kenanga	Alkohol 0%	7	Jeruk	Mawar	Alkohol 0%
8	Kenanga	Alkohol 15%	8	Jeruk	Mawar	Alkohol 15%
9	Kenanga	Alkohol 25%	9	Jeruk	Mawar	Alkohol 25%
10	Kenanga	Alkohol 35%	10	Jeruk	Mawar	Alkohol 35%
11	Kenanga	Alkohol 45%	11	Jeruk	Mawar	Alkohol 45%
12	Kenanga	Alkohol 75%	12	Jeruk	Mawar	Alkohol 75%
13	Mawar	Alkohol 0%	13	Mawar	Kenanga	Alkohol 0%
14	Mawar	Alkohol 15%	14	Mawar	Kenanga	Alkohol 15%
15	Mawar	Alkohol 25%	15	Mawar	Kenanga	Alkohol 25%
16	Mawar	Alkohol 35%	16	Mawar	Kenanga	Alkohol 35%
17	Mawar	Alkohol 45%	17	Mawar	Kenanga	Alkohol 45%
18	Mawar	Alkohol 75%	18	Mawar	Kenanga	Alkohol 75%

2.6.2 Normalisasi Data Odor

Proses normalisasi data dilakukan pada masing-masing dimensi terhadap semua kelas. Normalisasi dilakukan dengan tujuan agar data yang ada lebih baik resolusinya, hal ini tentunya dengan harapan agar klasifikasi yang dilakukan juga akan lebih baik. Kurang cocok jika ingin dilakukan pada tataran praktis real time.

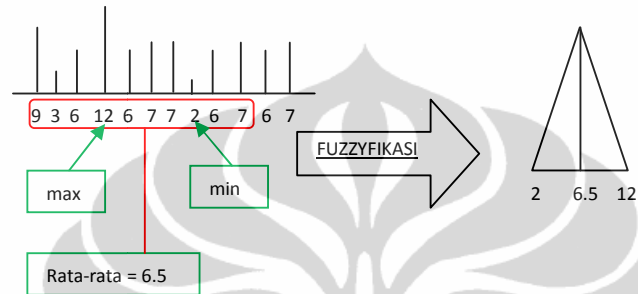
Pada penelitian ini setelah data semua kelas diperoleh maka data akan diurutkan pada masing-masing dimensi yang bersesuaian dan kemudian dilakukan normalisasi dengan range 0 s/d 1 pada masing-masing dimensi.

Jika dalam sebuah dimensi data berjumlah n buah data beranggotakan $x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, \dots, x_n$ dengan nilai minimumnya adalah x_{\min} dan nilai maksimumnya adalah x_{\max} dan jika nilai normalisasi dari x_i dinotasikan dengan x_i' , maka untuk mendapatkan nilai x_i' menggunakan rumusan sebagai berikut :

$$x_i' = \frac{x_i - x_{min}}{(x_{max} - x_{min})} \quad (2.40)$$

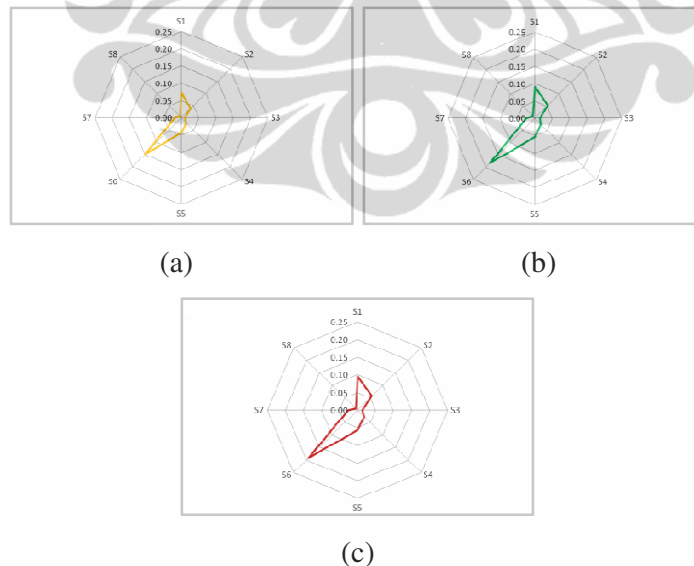
2.6.3 Fuzzyfikasi Data Odor

Proses fuzzyfikasi adalah proses pembentukan data fuzzy yang berasal dari data odor asli (crisp). Data fuzzy yang akan dihasilkan berupa bilangan fuzzy segitiga dengan nilai minimum, rerata dan nilai maksimum.



Gambar 2.10. Ilustrasi Fuzzyfikasi

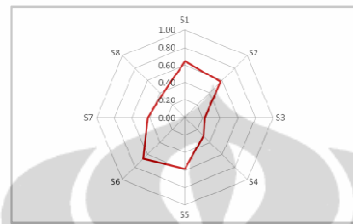
Contoh data odor original 2 campuran 8 dimensi jika direpresentasikan pada grafik radar seperti tergambar pada grafik 2.1. Kemudian setelah dinormalisasi membentuk data seperti tergambar pada grafik 2.2 dan hasil fuzzyfikasi seperti pada grafik 2.3



Grafik 2.1. Representasi grafik radar data odor original; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar



(a) (b)

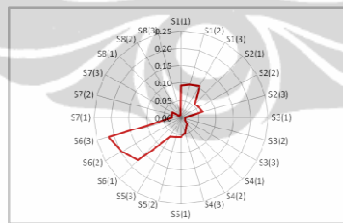


(c)

Grafik 2.2. Representasi grafik radar data odor ternormalisasi; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar



(a) (b)



(c)

Grafik 2.3. Representasi grafik radar data hasil fuzzyfikasi data odor original ; a. Jeruk , b. Kenanga, c. Mawar

BAB 3

PENGEMBANGAN METODE DAN PENGUJIAN PROGRAM

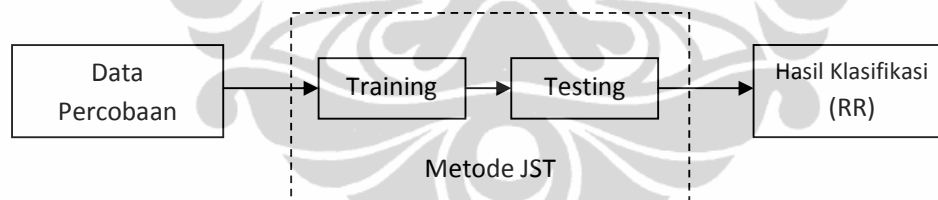
Bab ini menerangkan tentang skema penelitian secara umum untuk semua metode, kemudian memaparkan juga tentang pengembangan metode alternatif JST yang diteliti, dilengkapi dengan pengujian pada program yang dibuat.

3.1 Skema Pengembangan Program

Pada penelitian ini terdapat 5 buah metode dari jaringan syaraf tiruan yang diterapkan ke dalam 5 program aplikasi yang dibangun yaitu:

1. Jaringan Syaraf Tiruan SOM (sebagai pembanding)
2. Jaringan Syaraf Tiruan LVQ (sebagai pembanding)
3. Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (sebagai pembanding)
4. Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy (yang dikembangkan)
5. Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy (yang dikembangkan)

Secara umum kelima metode di atas diterapkan pada penelitian dengan skema yang di tunjukkan dalam gambar 3.1



Gambar 3.1. Skema Penelitian

Metode dikembangkan dengan menggunakan MATLAB. Secara umum setiap metode melalui dua tahapan. Tahapan training dilakukan untuk mendapatkan pola jaringan (bobot-bobot) yang handal. Sedangkan tahapan testing dilakukan untuk menguji tingkat pengenalan yang mampu dilakukan oleh jaringan. Pada umumnya hal utama yang ingin didapatkan pada pengembangan dan pengujian metoda JST adalah seberapa besar tingkat pengenalan metode JST (Recognition Rate) namun di penelitian ini selain RR, lama waktu yang diperlukan untuk proses training juga akan dicatat.

3.2 Pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy

3.2.1 Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy

Konsep dari Jaringan SOM Fuzzy ini sama seperti jaringan SOM biasa hanya saja ada penyesuaian karena data yang diolah berbentuk bilangan fuzzy segitiga. Penyesuaian tersebut terjadi pada proses operasi aritmatika (penjumlahan, pengurangan, perkalian dengan konstanta) dan perhitungan jarak antara vektor masukan dan vektor bobot, yaitu menyesuaikan dengan aturan yang berlaku untuk bilangan dan vektor fuzzy segitiga.

3.2.2 Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy

Karena konsepnya sama dengan metode SOM biasa, maka secara umum algoritma yang digunakan juga sama. Algoritma SOM Fuzzy dapat ditulis sebagai berikut:

Langkah 0 : Inisialisai Bobot

Langkah 1 : Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-7

Langkah 2 : Untuk setiap vektor fuzzy masukan \tilde{x} , lakukan langkah 3 sampai 5

Langkah 3 : Untuk setiap j, hitung jarak antara vektor fuzzy masukan \tilde{x} dengan vektor bobot \tilde{w}_{ji}

$$D_i = D_{\tilde{x}_i} = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + z_3^2 + \dots + z_n^2} \quad (3.1)$$

Langkah 4 : Temukan indeks j sehingga $D_{\tilde{x}_i}$ (j) minimum

Langkah 5 : Untuk setiap neuron J update vektor bobot

$$\tilde{w}_{ji}(new) = \tilde{w}_{ji}(lama) + \alpha (\tilde{x}_{ji} - \tilde{w}_{ji}(lama)) \quad (3.2)$$

Dengan α adalah laju pemahaman / learning rate (digunakan 0.1)

Langkah 6 : Memodifikasi laju pemahaman (digunakan 0.5α)

Langkah 7 : Periksa kondisi henti

Sedangkan untuk algoritma pengujian, saat terdapat sebuah vektor masukan yang hendak diuji maka cukup diuji dengan melakukan langkah 3 dan langkah 4 saja. Dengan vektor bobot menggunakan vektor bobot terakhir yang diperoleh pada proses pelatihan.

3.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy

Seperti halnya pada SOM Fuzzy, konsep dari Jaringan LVQ Fuzzy ini juga sama seperti jaringan LVQ biasa dengan beberapa penyesuaian. Penyesuaian tersebut terjadi pada proses operasi aritmatika (penjumlahan, pengurangan, perkalian dengan konstanta) dan perhitungan jarak antara vektor masukan dan vektor bobot, yaitu menyesuaikan dengan aturan yang berlaku untuk bilangan dan vektor fuzzy segitiga.

3.2.4 Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy

Karena konsepnya sama dengan metode LVQ biasa, maka secara umum algoritma yang digunakan juga sama. Algoritma LVQ Fuzzy dapat ditulis sebagai berikut :

Langkah 0 : Inisialisai Bobot

Langkah 1 : Jika kondisi henti gagal, lakukan langkah 2-8

Langkah 2 : Untuk setiap vektor fuzzy masukan \tilde{x} , lakukan langkah 3 sampai 6

Langkah 3 : Untuk setiap j, hitung jarak antara vektor fuzzy masukan \tilde{x} dengan vektor perwakilan \tilde{w}_{ji}

$$D_i = D_{\tilde{x}i} = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + z_3^2 + \dots + z_n^2} \quad (3.3)$$

Langkah 4 : Temukan indeks j sehingga $D_{\tilde{x}i}$ (j) minimum

Langkah 5 : Periksa indeks dan bandingkan dengan informasi kelas

Langkah 6 : Untuk setiap neuron J

- Meng-update vektor wakilnya jika indeks = informasi kelas

$$\tilde{w}_{ji}(new) = \tilde{w}_{ji}(lama) + \alpha (\tilde{x}_{ji} - \tilde{w}_{ji}(lama)) \quad (3.4)$$

- Meng-update vektor wakilnya jika indeks \neq informasi kelas

$$\tilde{w}_{ji}(new) = \tilde{w}_{ji}(lama) - \alpha (\tilde{x}_{ji} - \tilde{w}_{ji}(lama)) \quad (3.5)$$

Dengan α adalah laju pemahaman / learning rate (digunakan 0.1)

Langkah 7 : Memodifikasi laju pemahaman (digunakan 0.5α)

Langkah 8 : Periksa kondisi henti

Selanjutnya untuk algoritma pengujian, saat terdapat sebuah vektor masukan yang hendak diuji maka cukup diuji dengan melakukan langkah 3 dan langkah 4 saja. Dengan vektor perwakilan adalah vektor perwakilan terakhir pada proses pelatihan.

3.3 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan SOM

3.3.1 Variasi Pengujian

Pada metode SOM, pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa variasi komponen uji, diantaranya dengan melakukan perubahan pada:

1. Bobot awal atau vektor perwakilan (10 variasi)
2. Rasio perbandingan data training dan testing (2 variasi yakni 50:50 dan 70:30)
3. Data yang diuji adalah data odor 2 campuran 8 dimensi dengan 2 variasi yaitu data original dan data normalisasi

Variabel yang diambil sebagai hasil pengujian adalah tingkat kemampuan pengenalan pola (Recognition Rate) dan waktu pembelajaran yang diperlukan untuk mengenali pola tersebut.

3.3.2 Hasil Pengujian

Masing-masing kelas memiliki 200 data, karena terdapat 18 kelas maka total data yang diproses ada 3600 data. Tabel 3.1 yang menunjukkan hasil ujicoba dari metode SOM dalam mendeteksi data odor 2 campuran 8 dimensi

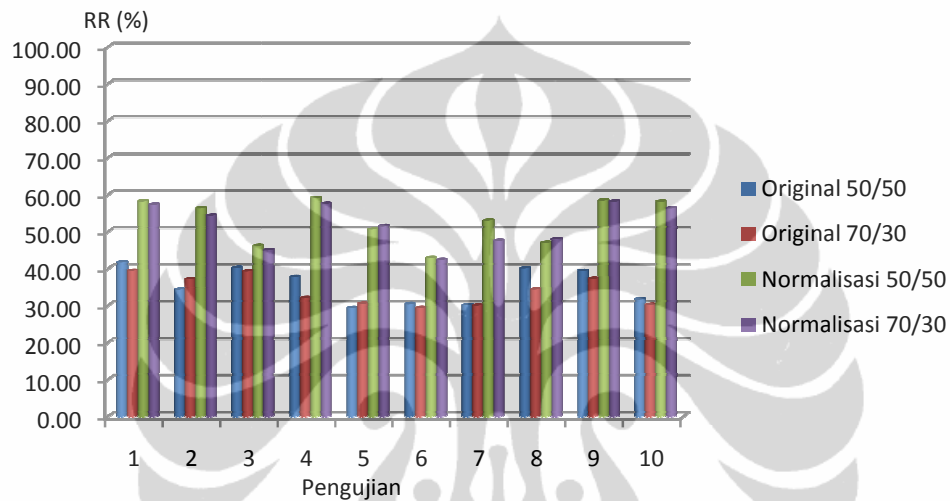
Tabel 3.1. Recognition Rate Pengujian Metode SOM

Uji ke-	Original				Normalisasi			
	50/50		70/30		50/50		70/30	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	41.72	3.0000	39.44	3.7350	58.22	4.5780	57.31	5.5310
2	34.33	3.2660	37.13	4.5630	56.33	4.5780	54.35	5.5470
3	40.22	3.2970	39.26	3.7500	46.17	4.9530	45.00	5.7350
4	37.72	3.2970	32.04	3.7500	59.06	4.5320	57.59	5.8910
5	29.33	3.2810	30.46	3.7030	50.61	4.7340	51.48	5.7810
6	30.39	3.2660	29.35	4.5160	42.89	4.7340	42.41	6.2030
7	30.11	3.2340	30.00	3.6720	53.00	4.6880	47.50	6.1560
8	40.06	3.2650	34.35	3.7180	47.00	4.5780	47.96	5.9850
9	39.33	2.9370	37.22	4.1250	58.44	4.5310	58.15	5.4680
10	31.72	3.2190	30.19	4.1090	58.11	4.5310	56.30	5.4840
Rerata	35.49	3.2062	33.94	3.9641	52.98	4.6437	51.81	5.7781

Jika dalam satu kelas memiliki 200 data maka dengan perbandingan 50:50 berarti 100 data dijadikan sebagai data pembelajaran jaringan dan 100 data sisanya digunakan sebagai data pengujian.

3.3.3 Analisa Hasil Pengujian

Untuk mempermudah proses analisa, data hasil eksperimen direpresentasikan lagi dalam bentuk grafik 3.1 berikut ini



Grafik 3.1. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode SOM

Dari grafik 3.1 terlihat bahwa dalam metode SOM data normalisasi dapat diklasifikasikan lebih baik dari pada data aslinya. Hal ini dikarenakan data hasil normalisasi memiliki tingkat independensi yang lebih baik.

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (V_{ji} - X_i)^2} \quad (3.6)$$

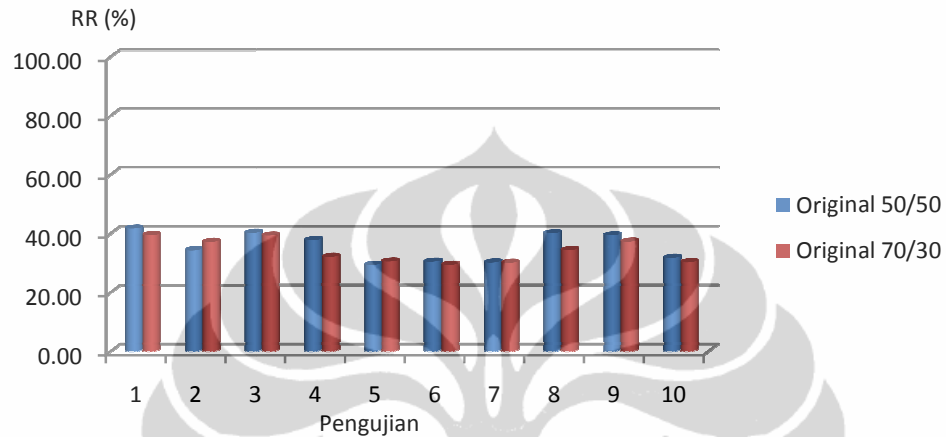
Seperti yang dituliskan kembali pada persamaan 3.1 dan 3.2, pada proses SOM metode pengklasifikasi sangat dipengaruhi oleh jarak antar vektor masukan dengan vektor perwakilan.

$$v_{ji}(\text{new}) = v_{ji}(\text{lama}) + \alpha (x_i - v_{ji}(\text{lama})) \quad (3.7)$$

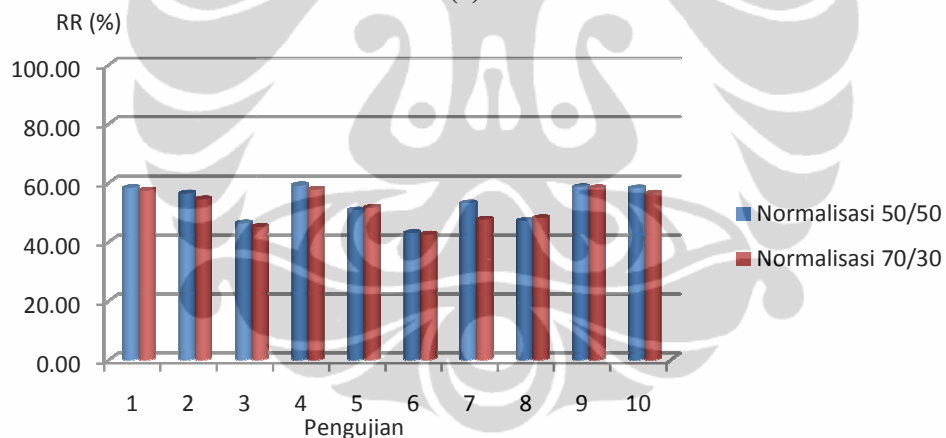
Pada data normalisasi, komponen dari x_i dan v_{ji} memiliki tingkat perbedaan yang lebih jelas jika dibandingkan dengan tingkat perbedaan pada data aslinya. Sehingga proses perbedaan jarak yang dihasilkan akan semakin jelas akibatnya proses klasifikasi juga akan menjadi semakin baik. Proses perbaikan

vektor wakilnyapun akan lebih jelas karena perbedaan antar x_i dan v_{ji} juga tentunya lebih jelas.

Kemudian jika dilihat dari variasi persentase data yang diproses, seperti pada grafik 3.2, perbandingan data pembelajaran dan data pengujian, pada metode SOM tidak begitu jauh perbedaannya antara variasi data 70:30 dan 50:50.



(a)



(b)

Grafik 3.2. Perbandingan Recognition Rate Metode SOM Data Original (a) Dan Normalisasi (b)

Dari segi waktu pembelajaran, kombinasi ujicoba 50/50 lebih cepat waktu trainingnya. Hasil pengenalannya juga tidak berbeda jauh dengan kombinasi ujicoba 70/30. Bahkan pada eksperimen ini justru kombinasi 50/50 memiliki tingkat pengenalan yang sedikit lebih baik.

3.4 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan LVQ

3.4.1 Variasi Pengujian

Pada metode LVQ, pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa variasi komponen uji, diantaranya dengan melakukan perubahan pada:

1. Bobot awal atau vektor perwakilan (10 variasi)
2. Rasio perbandingan data training dan testing (2 variasi yakni 50:50 dan 70:30)
3. Data yang diuji adalah data odor 2 campuran 8 dimensi dengan 2 variasi yaitu data original dan data normalisasi

Variabel yang diambil sebagai hasil pengujian adalah tingkat kemampuan pengenalan pola (Recognition Rate) dan waktu pembelajaran yang diperlukan untuk mengenali pola tersebut.

3.4.2 Hasil Pengujian

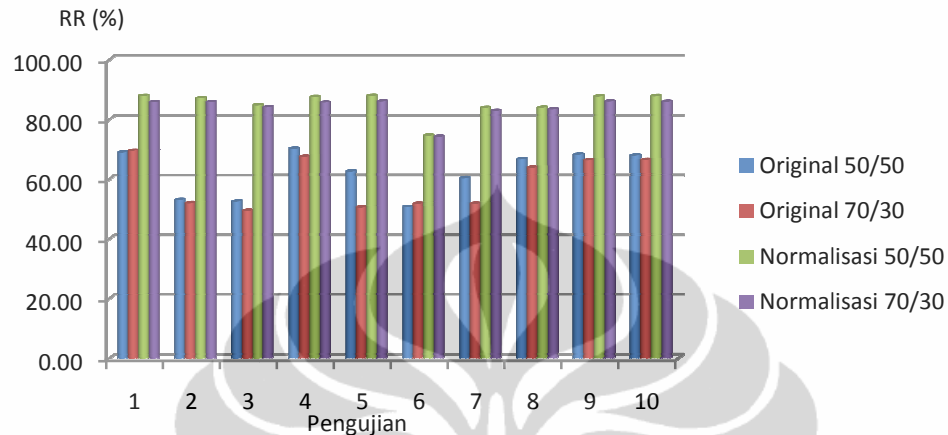
Masing-masing kelas memiliki 200 data, karena terdapat 18 kelas maka total data yang diproses ada 3600 data. Perbandingan 70:30 berarti 140 data dijadikan sebagai data pembelajaran jaringan dan 60 data sisanya digunakan sebagai data pengujian. Tabel 3.2 menunjukkan hasil ujicoba dari metode LVQ dalam mendeteksi data odor 2 campuran 8 dimensi

Tabel 3.2. Recognition Rate Pengujian Metode LVQ

Uji ke-	Original				Normalisasi			
	50/50		70/30		50/50		70/30	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	68.94	2.8600	69.54	4.3910	87.89	4.0000	85.83	6.0470
2	53.11	7.4690	51.94	15.7180	87.11	4.0000	85.83	6.1570
3	52.50	4.4530	49.44	12.6870	84.72	4.0940	84.07	5.7970
4	70.22	3.2180	67.50	4.5160	87.50	3.9680	85.65	5.5470
5	62.56	3.4850	50.46	11.5780	87.83	3.9540	86.02	5.5474
6	50.61	10.8440	51.76	19.1570	74.50	4.9380	74.17	10.8900
7	60.33	8.8750	51.76	17.1410	83.89	5.6250	82.87	8.2660
8	66.61	3.4220	63.80	4.7810	83.94	5.8440	83.33	8.5470
9	68.22	3.4220	66.30	4.4070	87.72	5.1100	86.02	8.7810
10	67.94	2.8910	66.39	4.1400	87.78	6.1880	85.93	7.7810
Merata	62.10	5.0939	58.89	9.8516	85.29	4.7721	83.97	7.3360

3.4.3 Analisa Hasil Pengujian

Untuk mempermudah proses analisa data hasil eksperimen direpresentasikan kembali pada grafik 3.3



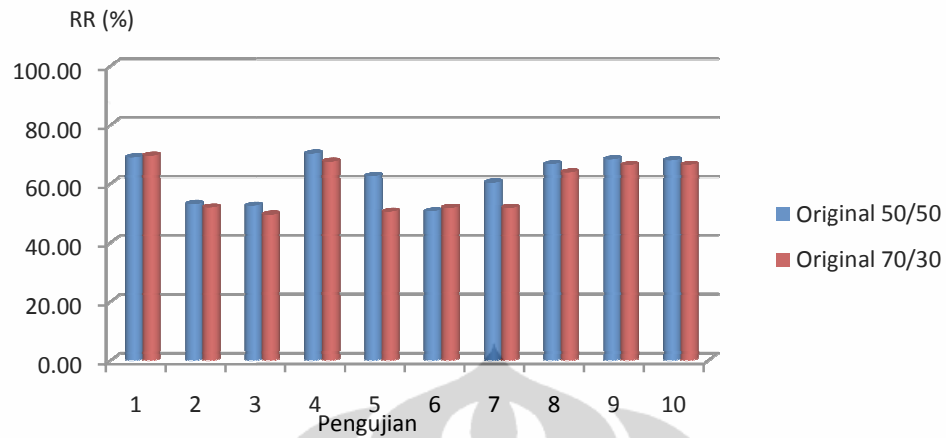
Grafik 3.3. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode LVQ

Seirama dengan metode SOM, dari grafik 3.3 juga terlihat bahwa dalam metode LVQ data normalisasi dapat diklasifikasikan lebih baik dari pada data aslinya. Hal ini dikarenakan data hasil normalisasi memiliki tingkat independensi yang lebih baik pada masing – masing dimensi. Seperti yang sudah diulas pada metode SOM, pada proses LVQ metode pengklasifikasi sangat dipengaruhi oleh jarak antar vektor masukan dengan vektor perwakilan.

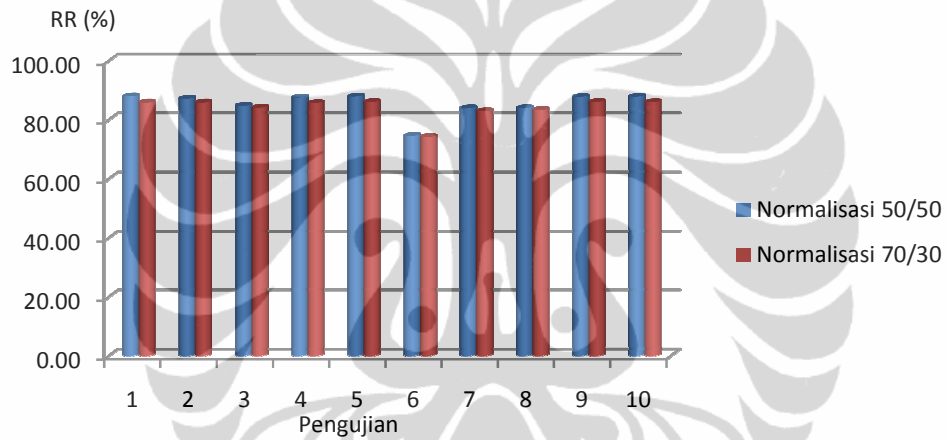
$$v_{ji} (new) = v_{ji} (lama) \pm \alpha (x_i - v_{ji} (lama)) \quad (3.8)$$

Pada data normalisasi, komponen dari x_i dan v_{ji} memiliki tingkat perbedaan yang lebih jelas jika dibandingkan dengan tingkat perbedaan pada data aslinya. Sehingga proses perbedaan jarak yang dihasilkan akan semakin jelas akibatnya proses klasifikasi juga akan menjadi semakin baik. Proses perbaikan vektor wakilnyapun akan lebih jelas karena perbedaan antar komponen x_i dan v_{ji} juga tentunya lebih jelas.

Kemudian jika dilihat dari variasi persentase data yang diproses, seperti pada grafik 3.4, perbandingan data pembelajaran dan data pengujian, pada metode LVQ tidak begitu jauh perbedaannya antara variasi data 70:30 dan 50:50.



(a)



(b)

Grafik 3.4. Perbandingan Recognition Rate Metode LVQ Data Original (a) dan Normalisasi (b)

Dari segi waktu pembelajaran, kombinasi ujicoba 50/50 lebih cepat waktu trainingnya. Hasil pengenalannya juga tidak berbeda jauh dengan kombinasi ujicoba 70/30. Bahkan pada eksperimen ini justru kombinasi 50/50 memiliki tingkat pengenalan yang sedikit lebih baik.

3.5 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan SOM Fuzzy

3.5.1 Variasi Pengujian

Pada metode SOM Fuzzy, pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa variasi komponen uji, diantaranya dengan melakukan perubahan pada:

1. Bobot awal atau vektor perwakilan (10 variasi)
2. Rasio perbandingan data training dan testing (2 variasi yakni 50:50 dan 70:30)
3. Data yang diuji adalah data odor 2 campuran 8 dimensi dengan 2 variasi yaitu data original dan data normalisasi

Variabel yang diambil sebagai hasil pengujian adalah tingkat kemampuan pengenalan pola (Recognition Rate) dan waktu pembelajaran yang diperlukan untuk mengenali pola tersebut.

3.5.2 Hasil Pengujian

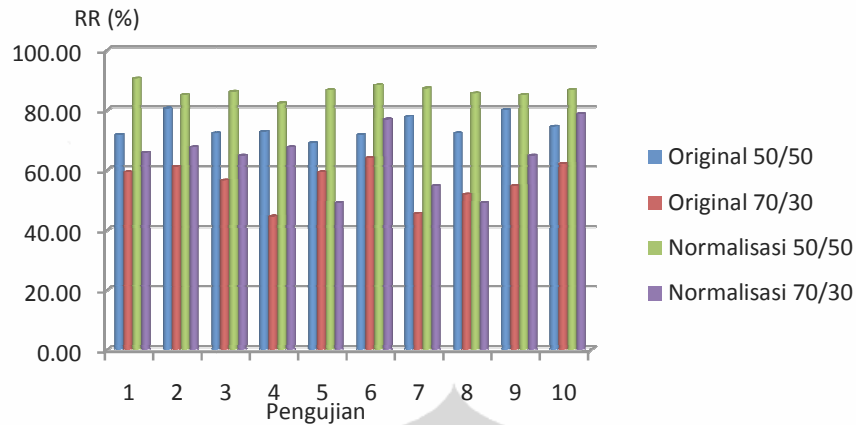
Setelah proses fuzzyfikasi masing-masing kelas memiliki 20 data, karena terdapat 18 kelas maka total data yang diproses ada 360 data. Perbandingan 70:30 berarti 14 data dijadikan sebagai data pembelajaran jaringan dan 6 data sisanya digunakan sebagai data pengujian. Tabel 3.3 menunjukkan hasil ujicoba dari metode SOM Fuzzy dalam mendeteksi data odor 2 campuran 8 dimensi:

Tabel 3.3. Recognition Rate Pengujian Metode SOM Fuzzy

Uji ke-	Original				Normalisasi			
	50/50		70/30		50/50		70/30	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	71.67	28.5310	59.26	42.2340	90.56	35.9060	65.74	55.3600
2	80.56	28.4060	61.11	42.2030	85.00	37.4070	67.59	58.3130
3	72.22	28.4380	56.48	42.1100	86.11	37.0620	64.81	55.3590
4	72.78	28.4060	44.44	42.1090	82.22	35.6090	67.59	52.1560
5	68.89	28.4060	59.26	42.0940	86.67	35.5000	49.07	54.3130
6	71.67	28.4370	63.89	42.9690	88.33	35.5310	76.85	51.9220
7	77.78	29.4540	45.37	44.0150	87.22	35.3910	54.63	54.5310
8	72.22	29.5000	51.85	42.2820	85.56	36.2340	49.07	54.8900
9	80.00	30.0780	54.63	44.0470	85.00	35.3910	64.81	54.1250
10	74.44	29.5630	62.04	41.7810	86.67	34.1410	78.70	53.2190
Rerata	74.22	28.9219	55.83	42.5844	86.33	35.8172	63.89	54.4188

3.5.3 Analisa Hasil Pengujian

Untuk mempermudah proses analisa, data hasil eksperimen direpresentasikan lagi dalam bentuk grafik 3.5 berikut ini



Grafik 3.5. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode SOM Fuzzy

Seperti halnya pada metode SOM biasa, dari grafik 3.5 terlihat bahwa dalam metode SOM Fuzzy data normalisasi dapat diklasifikasikan lebih baik dari pada data aslinya. Hal ini dikarenakan data hasil normalisasi memiliki tingkat independensi yang lebih baik pada masing – masing dimensi.

$$D_i = D_{z_i} = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + z_3^2 + \dots + z_n^2} \quad (3.9)$$

$$z_n = \frac{1}{3} \sqrt{(|x_n^{(1)} - v_n^{(1)}|)^2 + (|x_n^{(2)} - v_n^{(2)}|)^2 + (|x_n^{(3)} - v_n^{(3)}|)^2} \quad (3.10)$$

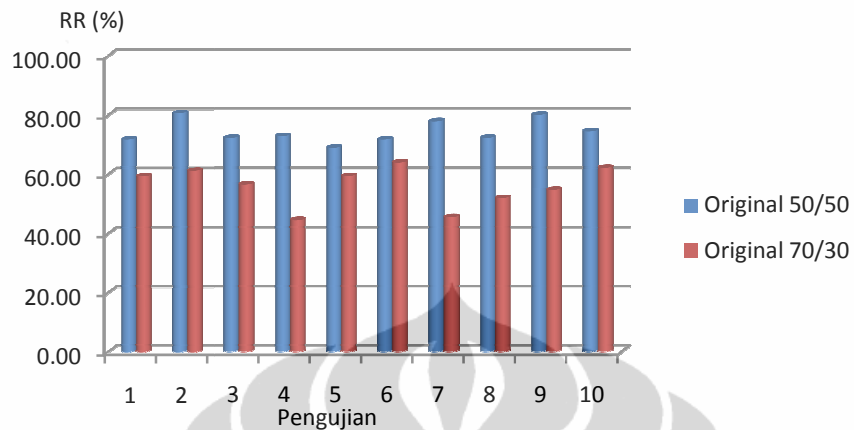
Seperti yang sudah diulas pada bab sebelumnya, pada proses SOM Fuzzy metode pengklasifikasi sangat dipengaruhi oleh jarak antar vektor masukan dengan vektor perwakilan.

$$v_{ji}(new) = v_{ji}(lama) + \alpha(x_i - v_{ji}(lama)) \quad (3.11)$$

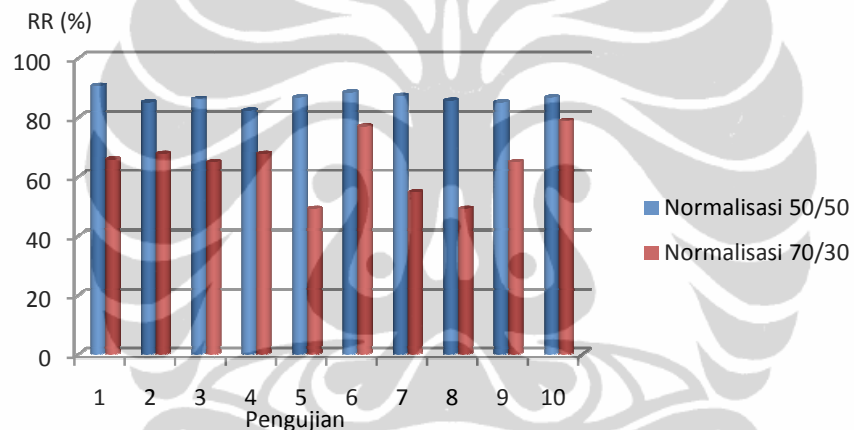
Pada data normalisasi, komponen dari x_i dan v_{ji} memiliki tingkat perbedaan yang lebih jelas jika dibandingkan dengan tingkat perbedaan pada data aslinya. Sehingga proses perbedaan jarak yang dihasilkan akan semakin jelas akibatnya proses klasifikasi juga akan menjadi semakin baik. Proses perbaikan vektor perwakilanpun akan lebih jelas karena perbedaan antar komponen x_i dan v_{ji} juga tentunya lebih jelas.

Kemudian jika dilihat dari variasi persentase data yang diproses, seperti pada grafik 3.6, pengenalan data original dan data normalisasi terlihat perbedaannya. Jika pada data original variasi 50:50 jauh lebih bagus dibandingkan dengan data variasi 70:30 (a) demikian juga pada hasil eksperimen data

normalisasi, terlihat pada data grafik 3.6 (b) variasi 50:50 lebih bagus daripada variasi 70:30.



(a)



(b)

Grafik 3.6. Perbandingan Recognition Rate Metode SOM Fuzzy Data Original (a) dan Normalisasi (b)

Hal tersebut terjadi karena pada metode fuzzy data yang digunakan menjadi jauh lebih sedikit (sepersepuluh) dari pada data yang digunakan pada metode non-fuzzy sebelumnya. Akibatnya meskipun kesalahan yang terjadi relatif sedikit namun sangat mempengaruhi nilai persentase Recognition Rate.

Jika dilihat dari waktu pembelajaran, kombinasi 50/50 memiliki waktu pembelajaran yang lebih cepat dengan hasil pengenalan yang juga lebih baik daripada kombinasi 70/30.

3.6 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Fuzzy

3.6.1 Variasi Pengujian

Pada metode LVQ Fuzzy, pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa variasi komponen uji, diantaranya dengan melakukan perubahan pada:

1. Bobot awal atau vektor perwakilan (10 variasi)
2. Rasio perbandingan data training dan testing (2 variasi yakni 50:50 dan 70:30)
3. Data yang diuji adalah data odor 2 campuran 8 dimensi dengan 2 variasi yaitu data original dan data normalisasi

Variabel yang diambil sebagai hasil pengujian adalah tingkat kemampuan pengenalan pola (Recognition Rate) dan waktu pembelajaran yang diperlukan untuk mengenali pola tersebut.

3.6.2 Hasil Pengujian

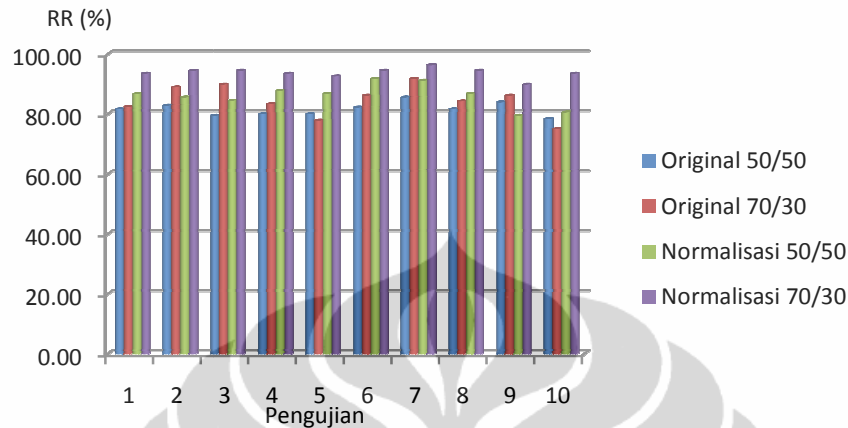
Setelah proses fuzzyfikasi masing-masing kelas memiliki 20 data, karena terdapat 18 kelas maka total data yang diproses ada 360 data. Perbandingan 70:30 berarti 14 data dijadikan sebagai data pembelajaran jaringan dan 6 data sisanya digunakan sebagai data pengujian. Tabel 3.4 menunjukkan hasil ujicoba dari metode LVQ Fuzzy dalam mendeteksi data odor 2 campuran 8 campuran:

Tabel 3.4. Recognition Rate Pengujian Metode LVQ Fuzzy

Uji ke-	Original				Normalisasi			
	50/50		70/30		50/50		70/30	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	81.67	29.4690	82.41	43.8120	86.67	37.8290	93.52	56.0940
2	82.78	28.9840	88.89	43.0940	85.56	38.8750	94.44	57.3290
3	79.44	28.9220	89.81	42.9530	84.44	37.9530	94.44	57.3280
4	80.00	28.9690	83.33	43.2650	87.78	37.9840	93.52	56.0150
5	80.00	28.9580	77.78	43.1090	86.67	36.9690	92.59	60.3130
6	82.22	29.0790	86.11	43.0940	91.67	42.8130	94.44	55.2030
7	85.56	30.0930	91.67	44.9220	91.11	37.2190	96.30	55.7810
8	81.67	30.3430	84.26	45.5160	86.67	38.2340	94.44	57.3900
9	83.89	30.7350	86.11	43.4220	79.44	36.1710	89.81	55.8750
10	78.33	30.8120	75.00	43.5620	80.56	34.6410	93.52	53.2190
Rerata	81.56	29.6364	84.54	43.6749	86.06	37.8688	93.70	56.4547

3.6.3 Analisa Hasil Pengujian

Untuk mempermudah proses analisa, data hasil eksperimen direpresentasikan lagi dalam bentuk grafik 3.7 berikut ini



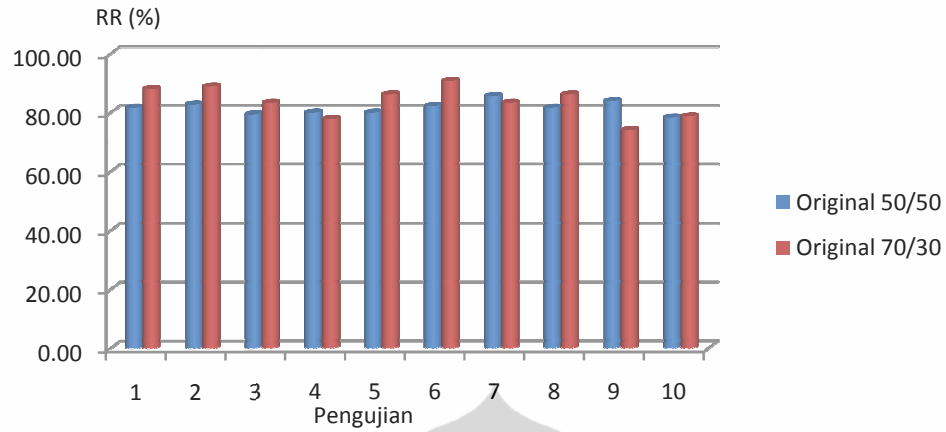
Grafik 3.7. Perbandingan Recognition Rate Semua Data Uji Metode LVQ Fuzzy

Seperti halnya pada metode LVQ biasa, dari grafik 3.7 terlihat bahwa dalam metode LVQ Fuzzy data normalisasi dapat diklasifikasikan lebih baik dari pada data aslinya. Hal ini dikarenakan data hasil normalisasi memiliki tingkat independensi yang lebih baik pada masing – masing dimensi. Seperti yang sudah diulas pada SOM Fuzzy, pada proses LVQ fuzzy metode pengklasifikasi sangat dipengaruhi oleh jarak antar vektor masukan dengan vektor perwakilan.

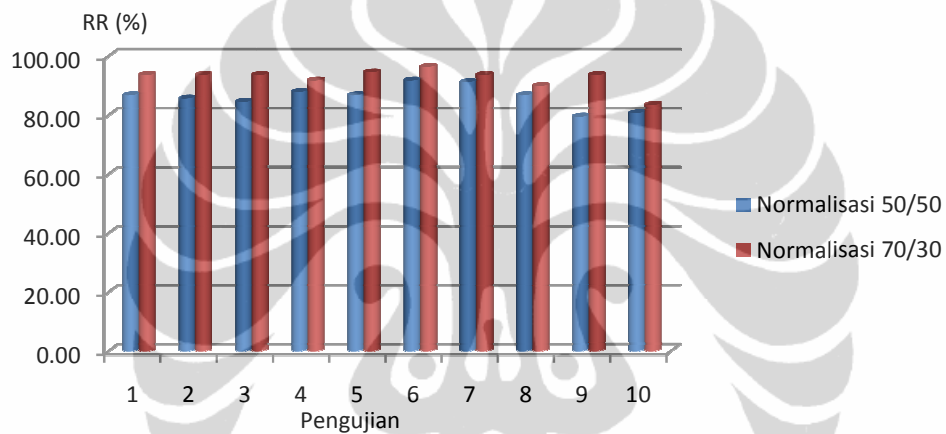
$$v_{ji}(new) = v_{ji}(lama) \pm \alpha (x_i - v_{ji}(lama)) \quad (3.12)$$

Pada data normalisasi, komponen dari x_i dan v_{ji} memiliki tingkat perbedaan yang lebih jelas jika dibandingkan dengan tingkat perbedaan pada data aslinya. Sehingga proses perbedaan jarak yang dihasilkan akan semakin jelas akibatnya proses klasifikasi juga akan menjadi semakin baik. Proses perbaikan vektor perwakilanpun akan lebih jelas karena perbedaan antar komponen x_i dan v_{ji} juga tentunya lebih jelas.

Kemudian jika dilihat dari variasi persentase data yang diproses, seperti pada grafik 3.8, pengenalan data original dan data normalisasi cenderung sama yaitu pada variasi 70:30 lebih bagus nilai RR nya dibandingkan dengan data variasi 50:50.



(a)



(b)

Grafik 3.8. Perbandingan Recognition Rate Metode LVQ Fuzzy Data Original (a) dan Normalisasi (b)

Hal tersebut terjadi karena pada metode fuzzy data yang digunakan menjadi jauh lebih sedikit (sepersepuluh) dari pada data yang digunakan pada metode non-fuzzy sebelumnya. Akibatnya meskipun kesalahan yang terjadi relatif sedikit namun sangat mempengaruhi nilai persentase Recognition Rate.

Jika dilihat dari waktu pembelajaran, kombinasi 50/50 memiliki waktu pembelajaran yang lebih cepat dengan hasil pengenalan yang juga lebih baik daripada kombinasi 70/30.

3.7 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

3.7.1 Variasi Pengujian

Pengujian pada metode Backpropagation dilakukan dengan memvariasikan jumlah epoch yang dilakukan pada saat pembelajaran. Hal ini dilakukan untuk melihat kecenderungan recognition rate terhadap waktu pembelajaran.

3.7.2 Hasil Pengujian

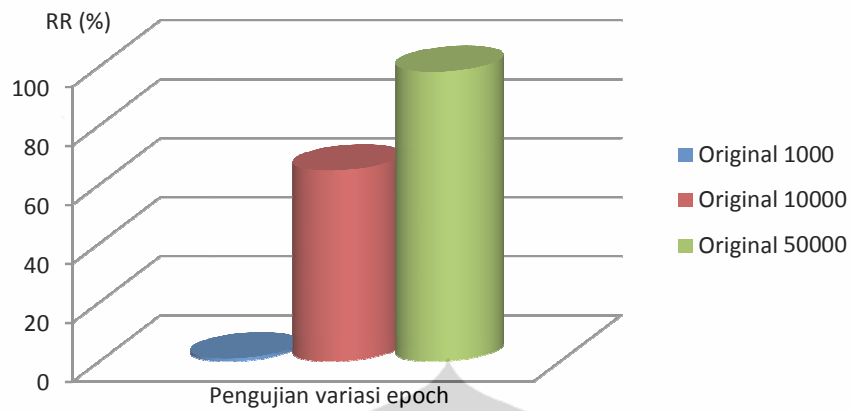
Tabel 3.5 menunjukkan rerata hasil ujicoba dari metode Backpropagation dalam mendeteksi data odor 2 campuran 8 dimensi dengan 3 variasi epoch pada data original dan data normalisasi

Tabel 3.5. Recognition Rate Pengujian Metode Backpropagation

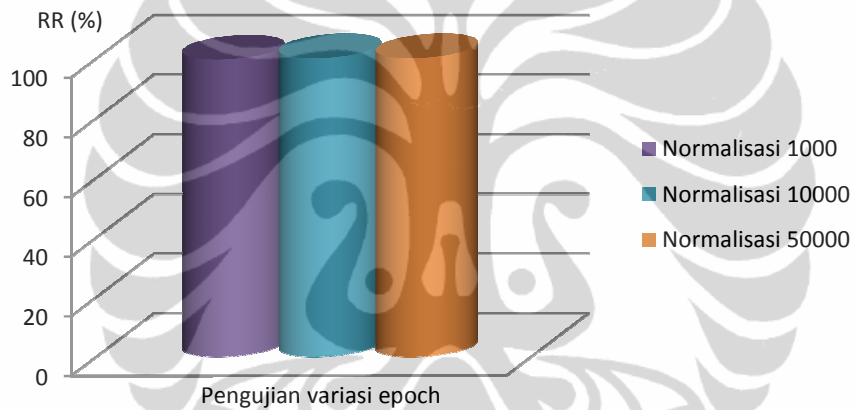
		Original				Normalisasi					
1000		10000		50000		1000		10000(1423)		50000(1638)	
RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
0.19	254	64.70	2509	95.33	17708	99.54	429	100	417*	100	494*

3.7.3 Analisa Hasil Pengujian

Metode Backpropagation dikenal sebagai salahsatu metode dengan tingkat pengenalan pola yang sangat baik. Namun memerlukan waktu yang lebih lama dalam pemrosesannya. Hal ini pula yang sudah tergambar pada tabel 3.5, untuk data original odor, backpropagation baru mampu memberikan hasil mendekati sempurna (95.33%) pada saat menggunakan epoch sebesar 50000 atau setara dengan waktu selama 17708 detik. Sedangkan untuk data normalisasi terjadi kondisi konvergensi jaringan syaraf tiruan pada epoch 1300 s/d 1700 atau setara dengan waktu 400 detik hingga 500 detik.



Grafik 3.9 Perbandingan Recognition Rate metode Backpropagation data Original



Grafik 3.10 Perbandingan Recognition Rate metode Backpropagation data Normalisasi

Dari grafik 3.9 dan 3.10 terlihat bahwa data normalisasi dapat diklasifikasikan lebih baik dari pada data aslinya. Hal ini dikarenakan data hasil normalisasi memiliki tingkat independensi yang lebih baik pada masing – masing dimensi.

BAB 4

ANALISA PERBANDINGAN PERFORMA ANTAR METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN

Bab ini menerangkan tentang perbandingan antara metode-metode yang telah diuji dan dianalisa pada bab sebelumnya. Performa utama yang dibandingkan adalah kemampuan pengklasifikasiannya (Recognition Rate). Selain itu juga perbandingan dalam hal waktu pembelajaran yang diperlukan masing-masing metode, hal ini penting karena pada beberapa kasus terkadang lebih memilih untuk menggunakan metode dengan waktu pembelajaran yang lebih cepat dan RR yang tidak begitu sempurna.

4.1 Perbandingan Metode SOM dan LVQ

Sebagai bahan perbandingan berikut data pengujian SOM dan LVQ dengan variasi 50:50 dan data original yang ditampilkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ

Uji ke-	SOM			LVQ		
	RR (%)	Learn time (s)	stopping epoch	RR (%)	Learn time (s)	stopping epoch
1	41.72	3.000	10	68.94	2.860	10
2	34.33	3.266	11	53.11	7.469	26
3	40.22	3.297	11	52.50	4.453	15
4	37.72	3.297	11	70.22	3.218	11
5	29.33	3.281	11	62.56	3.485	12
6	30.39	3.266	11	50.61	10.844	37
7	30.11	3.234	11	60.33	8.875	31
8	40.06	3.265	11	66.61	3.422	12
9	39.33	2.937	10	68.22	3.422	12
10	31.72	3.219	11	67.94	2.891	10
Rerata	35.49	3.2062		62.10	5.0939	

Pada tabel 4.1 terlihat unjuk kerja LVQ (62.1%) lebih baik daripada SOM (35.49%). Hal ini sejalan dengan ide dari LVQ yang memiliki konsep “supervised” pada bagian pembelajarannya. Jika dilihat pada waktu komputasi

tiap epoch, beda waktu antara LVQ dan SOM tidaklah signifikan meskipun LVQ memiliki fungsi koreksi, sebagai bukti kita lihat pada ujicoba yang berhenti pada epoch ke 11 pada LVQ tercatat waktu 3.218 detik dan demikian juga pada SOM yang berhenti pada epoch ke 11 memiliki waktu rata-rata 3.266 detik.

Berdasarkan tabel 4.1, waktu pembelajaran untuk SOM dan LVQ ditentukan oleh seberapa lama waktu yang dibutuhkan untuk mencapai kondisi konvergen, atau dengan kata lain hingga epoch ke berapa kondisi henti terpenuhi. Dalam hal ini, untuk menuju kondisi konvergen LVQ dengan metode korektifnya bisa menjadikan epoch lebih banyak (Uji coba LVQ ke 2,3,6 dan 7) hal ini dikarenakan banyak ditemukan ketidak sesuaian antara hasil pembelajaran dan informasi acuannya sehingga waktu pembelajaran juga menjadi lebih lama. Namun sebaliknya metode korektif juga bisa membuat epoch lebih cepat (Uji coba LVQ ke 1 dan 10) hal ini disebabkan aksi koreksiya mampu meminimalkan ketidak sesuaian antara hasil pembelajaran dan informasi acuannya.

4.2 Perbandingan Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy

Sebagai bahan perbandingan berikut data pengujian SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan variasi 50:50 dan data original yang ditampilkan pada tabel 4.2.

Tabel 4.2. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy

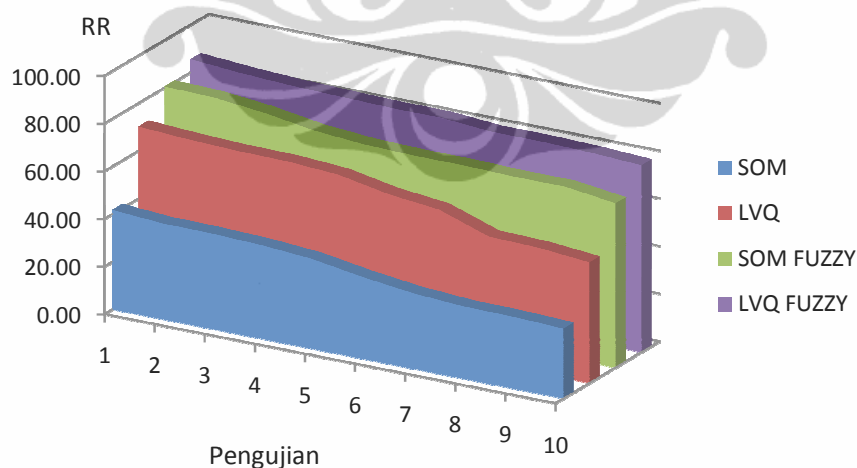
Uji ke-	SOM FUZZY			LVQ FUZZY		
	RR (%)	Learn time (s)	stopping epoch	RR (%)	Learn time (s)	stopping epoch
1	71.67	28.531	16	81.67	29.469	16
2	80.56	28.406	16	82.78	28.984	16
3	72.22	28.438	16	79.44	28.922	16
4	72.78	28.406	16	80.00	28.969	16
5	68.89	28.406	16	80.00	28.958	16
6	71.67	28.437	16	82.22	29.079	16
7	77.78	29.454	16	85.56	30.093	16
8	72.22	29.500	16	81.67	30.343	16
9	80.00	30.078	16	83.89	30.735	16
10	74.44	29.563	16	78.33	30.812	16
Rerata	74.22	28.922		81.56	29.636	

Dari tabel 4.2 terlihat unjuk kerja LVQ Fuzzy (81.56%) lebih baik daripada SOM Fuzzy (74.22%) hal ini sejalan dengan ide dasar dari LVQ yang memiliki konsep “supervised” pada bagian trainingnya. Jika dilihat pada waktu komputasi tiap epoch, beda waktu antara LVQ dan SOM tidaklah signifikan meskipun LVQ memiliki fungsi koreksi, sebagai bukti kita lihat pada ujicoba yang semua mencapai kondisi konvergen pada epoch ke 16 tercatat rerata waktu 29.636 detik dan demikian juga pada SOM yang semuanya berhenti pada epoch ke 16 memiliki waktu rata-rata 28.922 detik.

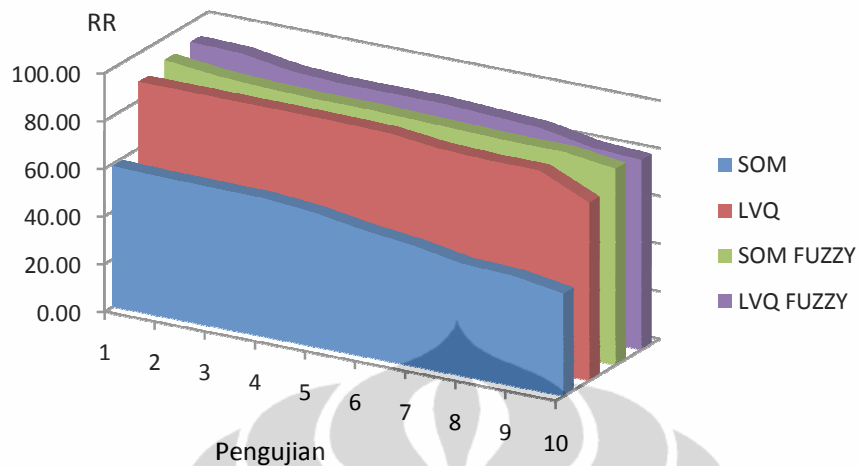
Namun begitu tidak bisa dipungkiri bahwasanya LVQ Fuzzy tetap membutuhkan waktu yang sedikit lebih lama dibandingkan SOM Fuzzy mengingat algoritma yang digunakan LVQ Fuzzy sedikit lebih panjang.

4.3 Perbandingan Metode Fuzzy dan Non-Fuzzy

Perbandingan Metode Fuzzy dan Non-Fuzzy jika dilihat dari segi kemampuan pengenalan pola (Recognition Rate) seperti terlihat pada grafik 4.1 dan grafik 4.2. Dari grafik 4.1 dan grafik 4.2 dapat dilihat bagaimana tingkat pengenalan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy lebih baik dari pada pengenalan pada SOM dan LVQ biasa.



Grafik 4.1. Perbandingan Recognition Rate SOM, LVQ, SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy (Data Original 50/50)



Grafik 4.2. Perbandingan Recognition Rate SOM, LVQ, SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy (Data Normalisasi 50/50)

Berdasarkan hasil pengujian dan juga pengembangan aplikasi, secara umum dapat dilihat adanya keunggulan dan kelemahan dari sistem fuzzy (SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy) jika dibandingkan dengan sistem non fuzzy (SOM dan LVQ).

Keunggulan Metode Fuzzy

- Recognition rate lebih baik daripada metode biasa

Kekurangan Metode Fuzzy

- Memerlukan waktu pembelajaran yang lebih lama dibanding dengan metode biasa.
- Lebih kompleks dalam pengembangannya karena proses di dalam sebuah iterasi lebih panjang karena menyesuaikan dengan algoritma dan aturan-aturan kusus yang berlaku pada bilangan fuzzy.
- Melihat tahapan yang dilakukan, proses pada metode fuzzy memerlukan pemrosesan awal terhadap data terlebih dahulu (fuzzyfikasi)

4.4 Perbandingan Dengan Metode Backpropagation

Metode backpropagation dikenal memiliki tingkat pengenalan yang tinggi namun sebagai kompensasinya backpropagation membutuhkan waktu

pembelajaran yang lama. Oleh karena itu pada bagian ini akan dicoba untuk dibandingkan antara backpropagation dengan metode yang telah dikembangkan sebelumnya yang memiliki tingkat pengenalan paling baik, dalam hal ini adalah LVQ Fuzzy.

Tabel 4.3. Perbandingan Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy, LVQ Fuzzy dan Backpropagation

Uji ke-	SOM Fuzzy				LVQ Fuzzy				Backpropagation			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	71.67	28.53	90.56	35.91	81.67	29.47	86.67	37.83	0.00	22.11	71.17	30.41
2	80.56	28.41	85.00	37.41	82.78	28.98	85.56	38.88	0.00	24.28	71.17	28.89
3	72.22	28.44	86.11	37.06	79.44	28.92	84.44	37.95	0.00	26.72	70.83	31.41
4	72.78	28.41	82.22	35.61	80.00	28.97	87.78	37.98	0.00	27.38	72.44	30.77
5	68.89	28.41	86.67	35.50	80.00	28.96	86.67	36.97	0.00	26.88	70.00	30.08
6	71.67	28.44	88.33	35.53	82.22	29.08	91.67	42.81	0.00	26.30	72.56	32.98
7	77.78	29.45	87.22	35.39	85.56	30.09	91.11	37.22	0.00	29.09	70.44	35.63
8	72.22	29.50	85.56	36.23	81.67	30.34	86.67	38.23	0.00	30.39	72.72	28.42
9	80.00	30.08	85.00	35.39	83.89	30.74	79.44	36.17	0.00	31.33	70.11	32.70
10	74.44	29.56	86.67	34.14	78.33	30.81	80.56	34.64	0.00	28.64	70.94	30.63
Rerata	74.22	28.92	86.33	35.82	81.56	29.64	86.06	37.87	0.00	27.31	71.24	31.19

Dari tabel 4.3 terlihat bahwa pada backpropagation dengan waktu pembelajaran yang sama tingkat pengenalannya masih di bawah SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy.

BAB 5

PENGUJIAN DAN ANALISA METODE SOM FUZZY DAN LVQ FUZZY DENGAN MENGGUNAKAN VARIASI DATA

Bab ini menerangkan tentang pengujian dan analisa metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan menggunakan beberapa variasi data. Hal ini dilakukan guna mengetahui kinerja metode yang telah dikembangkan jika dihadapkan pada beberapa model data yang memiliki karakteristik yang berlainan.

5.1 Data Variasi

Tiga data variasi akan digunakan dalam pengujian pada bab ini, ketiga variasi data itu adalah :

1. Data odor 2 campuran 8 dimensi
2. Data odor 3 campuran 8 dimensi
3. Data odor 2 campuran 16 dimensi

Data odor 2 campuran 8 dimensi

Data ini sama dengan data yang digunakan dalam data eksperimen dalam tahap pengembangan. Hasil eksperimen pada saat menggunakan data ini akan digunakan sebagai acuan, karena data ini selain telah digunakan sebagai data pengembangan data ini juga memiliki pola yang paling mudah dikenali (2 campuran) dengan waktu iterasi yang relatif cepat (8dimensi). Sebagai perbandingan ketika menggunakan cara manual, pendeteksian aroma dari campuran ini masih bisa dengan mudah dilakukan dengan indera penciuman manusia.

Data odor 3 campuran 8 dimensi

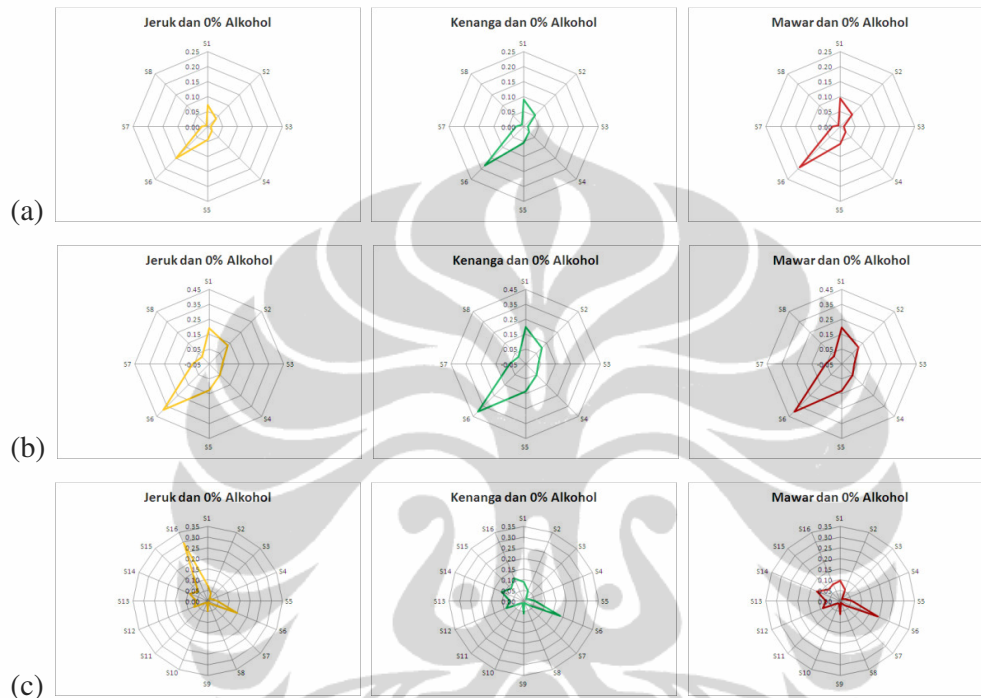
Campuran ini lebih sulit diidentifikasi ketika menggunakan cara manual, pendeteksian aroma dari campuran ini lebih susah dilakukan dengan indera penciuman manusia.

Data odor 2 campuran 16 dimensi

Penggunaan data ini dimaksudkan untuk menguji metode ketika dihadapkan pada data dengan dimensi yang lebih banyak. Kemudian karena data ini menggunakan 2 campuran maka secara umum memiliki karakteristik yang sama

dengan campuran pertama, masih relatif mudah ketika dideteksi menggunakan indera penciuman manusia.

Contoh perbandingan ketiga jenis data dapat dilihat dari grafik 5.1 dan untuk contoh lebih detail dapat dilihat pada bagian lampiran



Grafik 5.1 Grafik Radar Perbandingan Variasi Data Original Eksperimen; a. 2 Campuran 8 Dimensi, b. 3 Campuran 8 Dimensi, c. 2 Campuran 16 Dimensi

5.2 Hasil Pengujian

Pengujian dilakukan terhadap metode yang sudah dikembangkan sebelumnya yaitu SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy. Hasil pengujian dengan menggunakan ketiga variasi data di atas dapat dilihat pada tabel 5.1, tabel 5.2 dan tabel 5.3.

Selain itu variasi data juga diujikan pada metode SOM dan LVQ biasa, hal ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar perbaikan yang mampu dilakukan oleh metode Fuzzy jika dibandingkan dengan metode non-fuzzy untuk masing-masing variasi data yang diujikan. Adapun hasil penujiannya bisa dilihat di tabel 5.3, tabel 5.4 dan tabel 5.6

Tabel 5.1 Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor
2 Campuran 8 Dimensi

Uji ke-	SOM FUZZY				LVQ FUZZY			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	71.67	28.53	90.56	35.91	81.67	29.47	86.67	37.83
2	80.56	28.41	85.00	37.41	82.78	28.98	85.56	38.88
3	72.22	28.44	86.11	37.06	79.44	28.92	84.44	37.95
4	72.78	28.41	82.22	35.61	80.00	28.97	87.78	37.98
5	68.89	28.41	86.67	35.50	80.00	28.96	86.67	36.97
6	71.67	28.44	88.33	35.53	82.22	29.08	91.67	42.81
7	77.78	29.45	87.22	35.39	85.56	30.09	91.11	37.22
8	72.22	29.50	85.56	36.23	81.67	30.34	86.67	38.23
9	80.00	30.08	85.00	35.39	83.89	30.74	79.44	36.17
10	74.44	29.56	86.67	34.14	78.33	30.81	80.56	34.64
Rerata	74.22	28.92	86.33	35.82	81.56	29.64	86.06	37.87

Tabel 5.2 Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor
3 Campuran 8 Dimensi

Uji ke-	SOM FUZZY				LVQ FUZZY			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	25.00	24.95	60.00	37.58	48.33	26.05	90.00	37.89
2	31.67	24.97	55.56	39.45	45.00	26.00	78.33	37.61
3	35.56	25.13	51.67	37.47	43.89	25.89	78.89	38.59
4	35.00	24.73	57.22	37.16	43.33	25.88	73.89	38.36
5	31.67	24.75	40.00	37.59	47.22	26.36	83.33	38.59
6	30.00	25.88	48.33	35.19	46.67	26.38	75.56	35.94
7	25.56	25.80	68.89	36.83	42.78	26.80	79.44	37.72
8	21.67	24.72	61.11	36.88	41.11	26.03	67.78	37.66
9	33.89	24.73	62.78	36.91	48.89	25.94	73.33	37.75
10	24.44	24.75	46.67	35.13	33.33	25.75	59.44	35.88
Rerata	29.45	25.04	55.22	37.02	44.06	26.11	76.00	37.60

Tabel 5.3 Hasil Pengujian Metode SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy dengan Data Odor
2 Campuran 16 Dimensi

Uji ke-	SOM FUZZY				LVQ FUZZY			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	57.78	74.00	93.33	108.94	76.67	60.44	94.44	69.03
2	60.56	69.25	89.44	70.39	68.33	70.67	89.44	67.80
3	82.78	70.83	90.00	79.20	86.67	91.02	92.78	68.77
4	56.67	69.59	92.78	71.06	68.89	74.56	87.78	67.50
5	58.33	107.41	93.33	70.70	68.33	75.55	93.33	67.39
6	55.56	68.06	95.00	69.97	72.22	58.75	95.00	67.47
7	58.33	105.66	92.22	69.61	66.11	57.92	86.67	67.39
8	52.22	91.14	91.67	69.47	61.67	58.84	90.56	75.70
9	47.78	98.72	79.44	71.69	63.33	58.16	88.89	71.36
10	58.89	102.63	87.22	72.75	74.44	58.83	91.67	72.50
Rerata	58.89	85.73	90.44	75.38	70.67	66.47	91.06	69.49

Tabel 5.4 Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 2 Campuran
8 Dimensi

Uji ke-	SOM				LVQ			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	41.72	3.00	58.22	4.58	68.94	2.86	87.89	4.00
2	34.33	3.27	56.33	4.58	53.11	7.47	87.11	4.00
3	40.22	3.30	46.17	4.95	52.50	4.45	84.72	4.09
4	37.72	3.30	59.06	4.53	70.22	3.22	87.50	3.97
5	29.33	3.28	50.61	4.73	62.56	3.49	87.83	3.95
6	30.39	3.27	42.89	4.73	50.61	10.84	74.50	4.94
7	30.11	3.23	53.00	4.69	60.33	8.88	83.89	5.63
8	40.06	3.27	47.00	4.58	66.61	3.42	83.94	5.84
9	39.33	2.94	58.44	4.53	68.22	3.42	87.72	5.11
10	31.72	3.22	58.11	4.53	67.94	2.89	87.78	6.19
Rerata	35.49	3.21	52.98	4.64	62.10	5.09	85.29	4.77

Tabel 5.5 Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 3 Campuran
8 Dimensi

Uji ke-	SOM				LVQ			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	18.06	3.24	35.61	4.80	42.94	10.73	52.83	14.74
2	12.72	3.27	32.89	4.42	39.50	11.08	52.33	14.89
3	13.33	3.91	15.22	5.05	39.61	11.33	44.89	15.78
4	21.22	3.20	38.28	4.45	45.94	9.98	50.94	13.17
5	13.89	2.92	26.39	4.44	44.00	9.91	49.22	11.81
6	12.56	3.91	14.22	5.05	47.28	11.02	47.17	15.73
7	19.00	2.92	38.61	4.47	45.44	9.94	52.94	8.88
8	19.72	3.19	34.72	4.72	48.50	9.95	49.83	9.16
9	21.50	2.91	32.94	4.69	43.39	10.16	52.00	15.58
10	23.89	3.20	40.72	4.47	40.89	10.39	53.22	10.05
Rerata	17.59	3.27	30.96	4.65	43.75	10.45	50.54	12.98

Tabel 5.6 Hasil Pengujian Metode SOM dan LVQ dengan Data Odor 2 Campuran
16 Dimensi

Uji ke-	SOM				LVQ			
	Original		Normalisasi		Original		Normalisasi	
	50/50		50/50		50/50		50/50	
	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)	RR (%)	Learn time (s)
1	34.22	3.69	49.72	4.86	60.39	5.16	89.50	4.66
2	31.11	3.36	44.28	4.98	59.89	5.20	91.00	4.58
3	31.50	3.06	40.00	4.58	54.22	7.22	91.50	4.53
4	30.44	3.38	40.06	4.67	51.89	6.67	92.72	4.58
5	24.94	3.33	37.11	4.59	52.56	8.41	87.39	4.52
6	23.44	3.31	37.22	5.19	51.89	8.58	83.00	4.80
7	24.22	3.34	33.61	4.91	54.28	8.28	83.06	4.61
8	18.56	3.22	41.50	4.94	51.72	6.22	87.11	4.50
9	32.06	4.27	44.83	4.63	56.17	8.11	92.06	4.84
10	33.33	3.34	44.06	4.58	51.50	8.39	90.72	5.42
Rerata	28.38	3.43	41.24	4.79	54.45	7.22	88.81	4.70

5.3 Analisa Hasil Pengujian

Analisa akan dilakukan bertahap, pertama akan dilakukan analisa seberapa besar perbaikan yang dilakukan metode fuzzy dari hasil metode non-fuzzy untuk masing – masing variasi data, terutama untuk data original. Kemudian analisa berikutnya adalah korelasi bentuk/karakter data dengan metode yang digunakan.

5.3.1. Analisa Perbaikan Tingkat Pengenalan Untuk Setiap Variasi Data

Untuk melakukan analisa ini, hasil uji pada tabel sebelumnya diolah lebih lanjut untuk mendapatkan seberapa besar perbaikan yang berhasil dilakukan dari metode non-Fuzzy ke metode Fuzzy yang dikembangkan. Rangkuman hasil olah data yang dimaksud ditunjukkan pada tabel 5.7

Tabel 5.7 Data Perbandingan RR Metode non Fuzzy dan Metode Fuzy

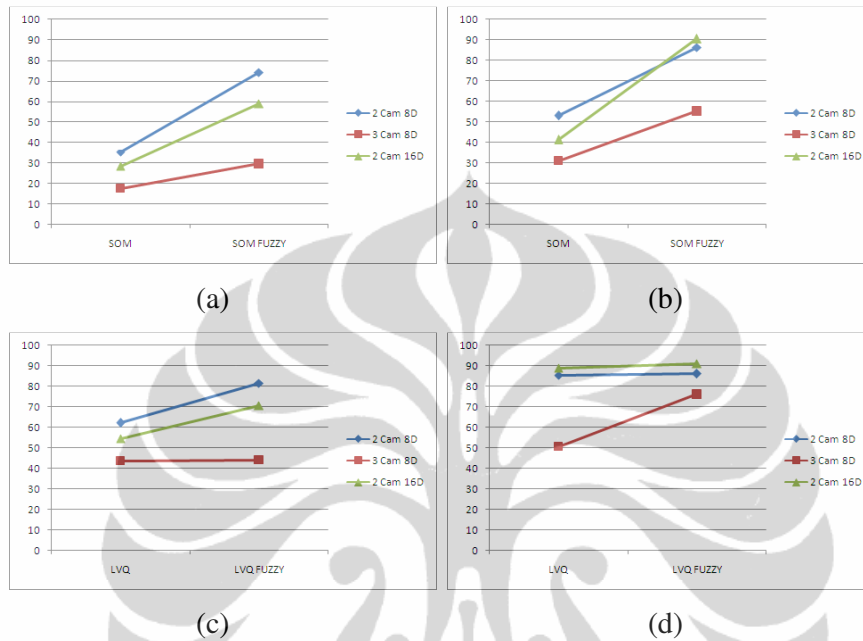
Data Uji	SOM		SOM FUZZY		Perbaikan metode Fuzzy terhadap non Fuzy (%)	
	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi
	50/50	50/50	50/50	50/50		
	RR (%)	RR (%)	RR (%)	RR (%)		
2 Cam 8D	35.49	52.98	74.22	86.33	38.73	33.35
3 Cam 8D	17.59	30.96	29.45	55.22	11.86	24.26
2 Cam 16D	28.38	41.24	58.89	90.44	30.51	49.20
Data Uji	LVQ		LVQ FUZZY		Perbaikan metode Fuzzy terhadap non Fuzy (%)	
	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi
	50/50	50/50	50/50	50/50		
	RR (%)	RR (%)	RR (%)	RR (%)		
2 Cam 8D	62.10	85.29	81.56	86.06	19.45	0.77
3 Cam 8D	43.75	50.54	44.06	76.00	0.31	25.46
2 Cam 16D	54.45	88.81	70.67	91.06	16.22	2.25

Tabel 5.7 menunjukkan bagaimana metode fuzzy secara umum bisa meningkatkan performa pengenalan. Terutama dari metode SOM ke SOM Fuzzy, perbaikan peningkatan pengenalan untuk data original bisa mencapai 38 %. Hal ini bagus mengingat metode SOM adalah salah satu model JST tak terbimbing.

5.3.2. Analisa Korelasi Jenis Data Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan

Masih berdasarkan tabel 5.7, dan terlihat pula pada grafik 5.2 bahwa hasil pengenalan pada data uji 2 campuran 8 dimensi dan 2 campuran 16 dimensi relatif

sama persentase perbaikan datanya baik dari metode SOM ke SOM Fuzzy maupun dari metode LVQ ke LVQ Fuzzy. Hal ini disebabkan oleh kesamaan sumber yang dimiliki kedua data ini.



Grafik 5.2 Grafik Perbandingan Perbaikan Recognition Rate dari metode non Fuzzy (SOM dan LVQ) ke metode Fuzzy (SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy) untuk data original (a) dan (c) dan data normalisasi (b) dan (d)

Kemudian hal yang bisa dilihat lagi adalah dalam hal waktu pembelajaran, seperti yang terangkum pada tabel 5.8 penambahan dimensi akan cenderung mempengaruhi bertambahnya waktu pembelajaran. Hal ini sejalan dengan kenyataan bahwa semakin banyak dimensi maka semakin banyak data yang diproses oleh sistem. Hal tersebut terutama akan pasti berlaku bagi metode SOM dan terlebih lagi pada SOM Fuzzy.

Tabel 5.8 Data Perbandingan Waktu Pembelajaran Variasi Data Uji

Data Uji	SOM		SOM FUZZY		Kenaikan waktu (kali)	
	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi	Data original	Data normalisasi
	50/50	50/50	50/50	50/50		
	Time	Time	Time	Time		
2 Cam 8D	3.21	4.64	28.92	35.82	8.02	6.71
3 Cam 8D	3.27	4.65	25.04	37.02	6.67	6.95
2 Cam 16D	3.43	4.79	85.73	75.38	23.99	14.73
Data Uji	LVQ		LVQ FUZZY		Kenaikan waktu (kali)	
	Original	Normalisasi	Original	Normalisasi	Data original	Data normalisasi
	50/50	50/50	50/50	50/50		
	Time	Time	Time	Time		
2 Cam 8D	5.09	4.77	29.64	37.87	4.82	6.94
3 Cam 8D	10.45	12.98	26.11	37.60	1.50	1.90
2 Cam 16D	7.22	4.70	66.47	69.49	8.20	13.77

Pada LVQ dan LVQ Fuzzy bertambahnya dimensi belum tentu menambah waktu pembelajaran, jika bertambahnya dimensi menyebabkan aksi koreksi yang lebih baik maka bisa jadi peningkatan dimensi akan mempercepat proses pembelajaran, namun sebaliknya jika penambahan dimensi akan menyebabkan meningkatnya kesalahan identifikasi terhadap informasi kelas maka dapat dipastikan waktu pembelajarannya akan lebih lama.

BAB 6

KESIMPULAN

Setelah melakukan serangkaian penelitian yang dimulai dari studi literatur, pengembangan program dan pengujian serta analisa hasil pengujian maka ada beberapa hal yang dapat disimpulkan yaitu :

1. Jika dibandingkan dengan data asli, data ternormalisasi terbukti memiliki karakteristik yang lebih bagus ketika diaplikasikan ke dalam sebuah jaringan syaraf tiruan.
2. Metode aritmatika pada bilangan fuzzy segitiga terbukti bisa diaplikasikan dalam jaringan syaraf tiruan SOM Fuzzy dan LVQ Fuzzy, dan mampu memberikan hasil yang lebih baik daripada metode SOM dan LVQ biasa. Bahkan untuk data asli, LVQ fuzzy memiliki tingkat pengenalan yang lebih baik jika dibandingkan dengan Backpropagation.
3. Pada metode SOM dan SOM Fuzzy penambahan dimensi data berarti akan menambah waktu pembelajaran, namun pada LVQ dan LVQ Fuzzy penambahan dimensi data belum tentu akan menambah waktu pembelajaran. Jika penambahan dimensi mampu meminimalkan kesalahan identifikasi saat pembelajaran maka waktu pembelajarannya boleh jadi semakin cepat, namun jika penambahan dimensi semakin memperbanyak kesalahan pengenalan pada saat pembelajaran maka waktu pembelajarannya akan semakin lama.
4. Sifat dan karakteristik data mempengaruhi hasil pengenalan dari metode jaringan syaraf tiruan SOM FUZZY dan LVQ FUZZY. Untuk data dengan tingkat kemiripan yang sama maka nilai pengenalannya akan semakin rendah.

DAFTAR PUSTAKA

Benyamin Kusumoputro, Wisnu Jatmiko, Toshio Fukuda, and Fumihito Arai (2006); Artificial Odor Discrimination System Using Multiple Quartz Resonator Sensors and Various Neural Networks for Recognizing Fragrance Mixtures; IEEE Journal

Benyamin Kusumoputro, Jaringan Neural Network, (Depok: Universitas Indonesia)

Jong Jek Siang, (2005), Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab, ANDI, Yogyakarta

Kwang H. Lee (2005), First Course On Fuzzy Theory And Applications, Springer-Verlag in Berlin, New York

Mauridhi Hery Purnomo (2002), Dasar Algoritma Cerdas, PENS-ITS

R. Lipsman, B. Hunt, J. Rosenberg, K. Coombes, J. Osborn, G. Stuck (2007), "A Guide to MATLAB For Beginners and Experienced Users, 2nd edition" Cambridge University Press, New York

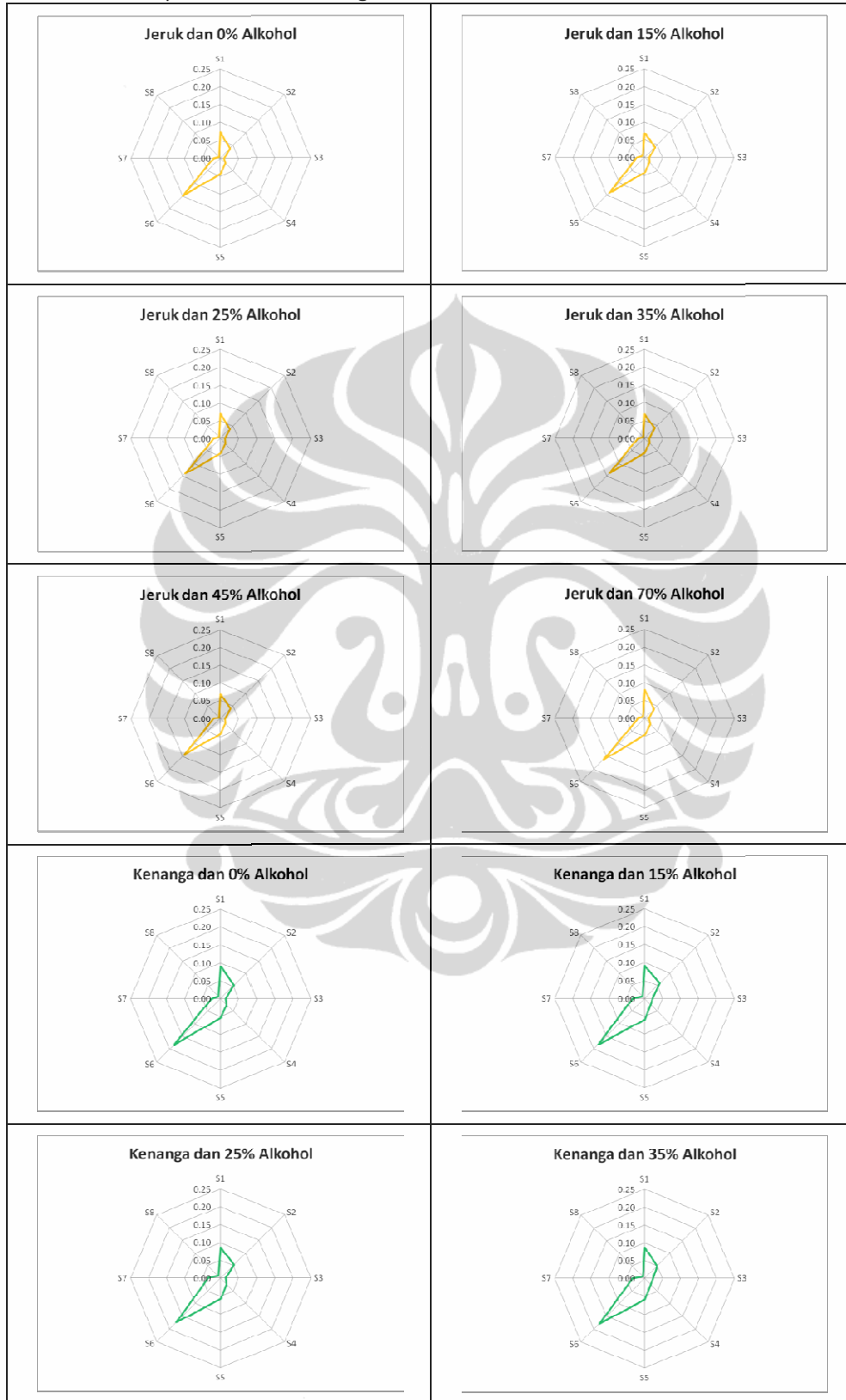
P. Wallisch, M. Lusignan, M. Benayoun, T.I. Baker, A.S. Dickey, N.G. Hatsopoulos (2009), MATLAB for Neuroscientists An Introduction to Scientific Computing in MATLAB, Elsevier Inc, Oxford

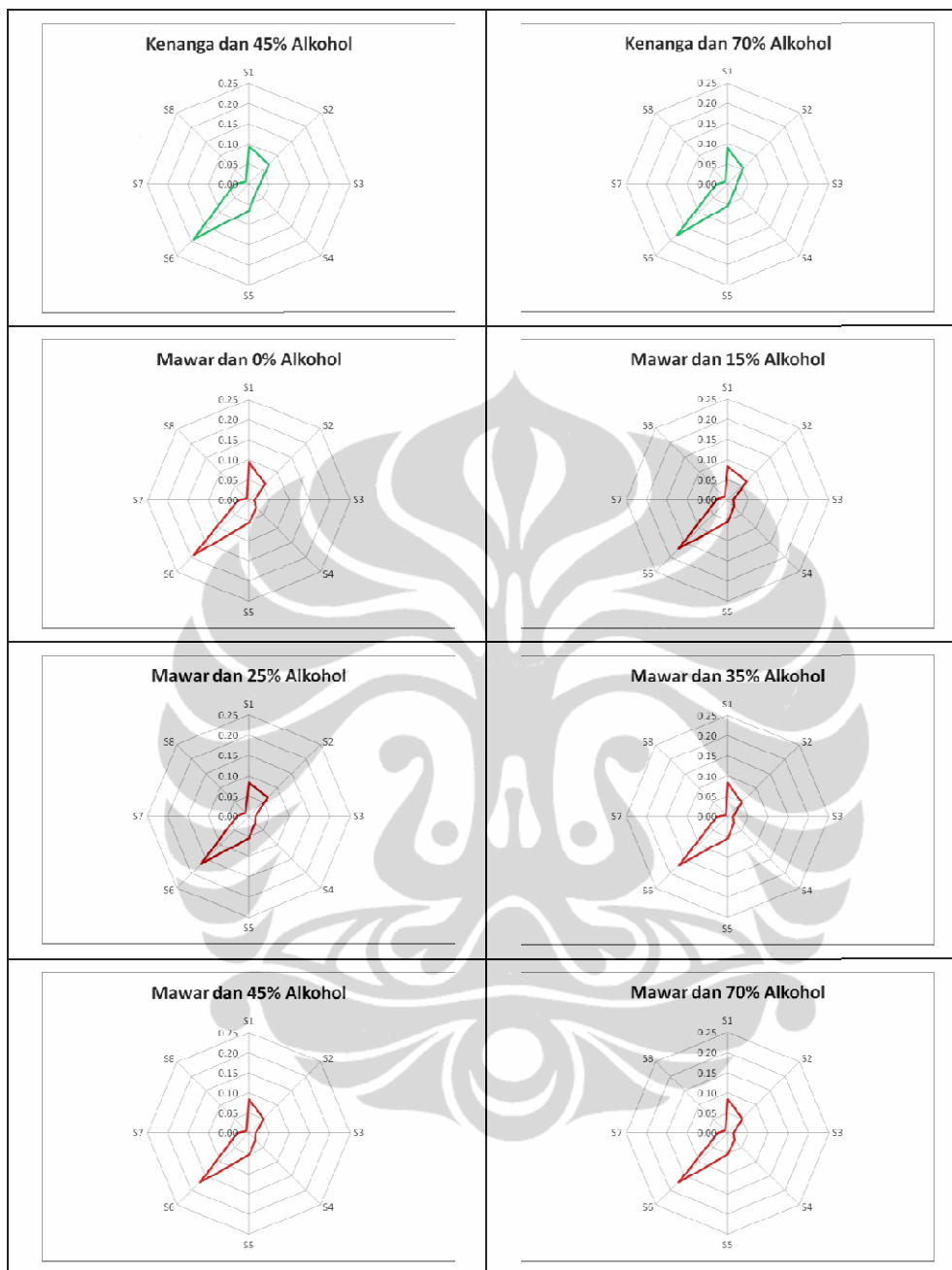
Setiawan Kuswara (2003), Paradigma Sistem Cerdas, Bayumedia Publishing, Malang

LAMPIRAN

- Lampiran Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Original
- Lampiran Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Normalisasi
- Lampiran Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Original Fuzzy
- Lampiran Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Normalisasi Fuzzy
- Lampiran Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Original
- Lampiran Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Normalisasi
- Lampiran Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Original Fuzzy
- Lampiran Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Normalisasi Fuzzy
- Lampiran Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Original
- Lampiran Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Normalisasi
- Lampiran Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Original Fuzzy
- Lampiran Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Normalisasi Fuzzy

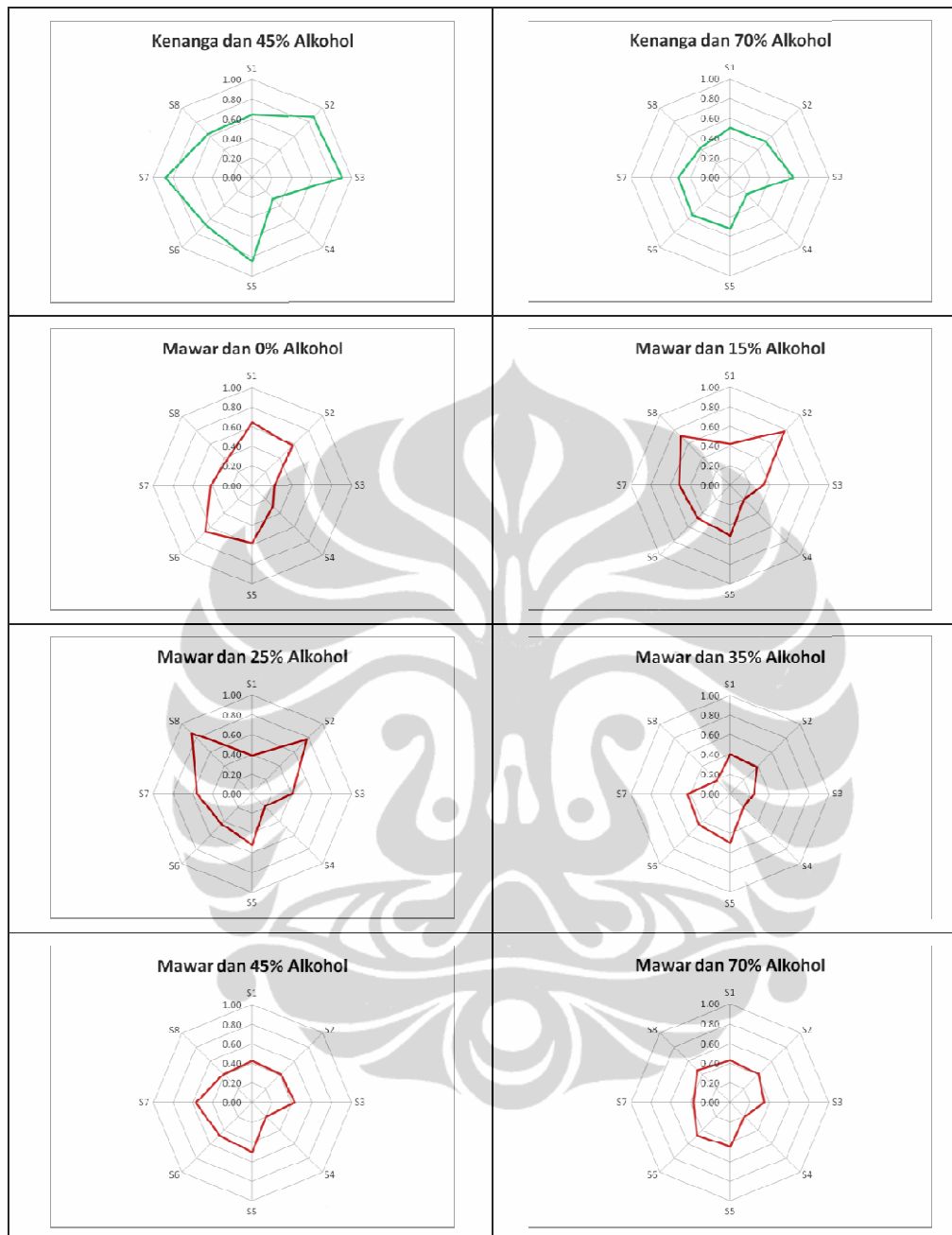
Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Original



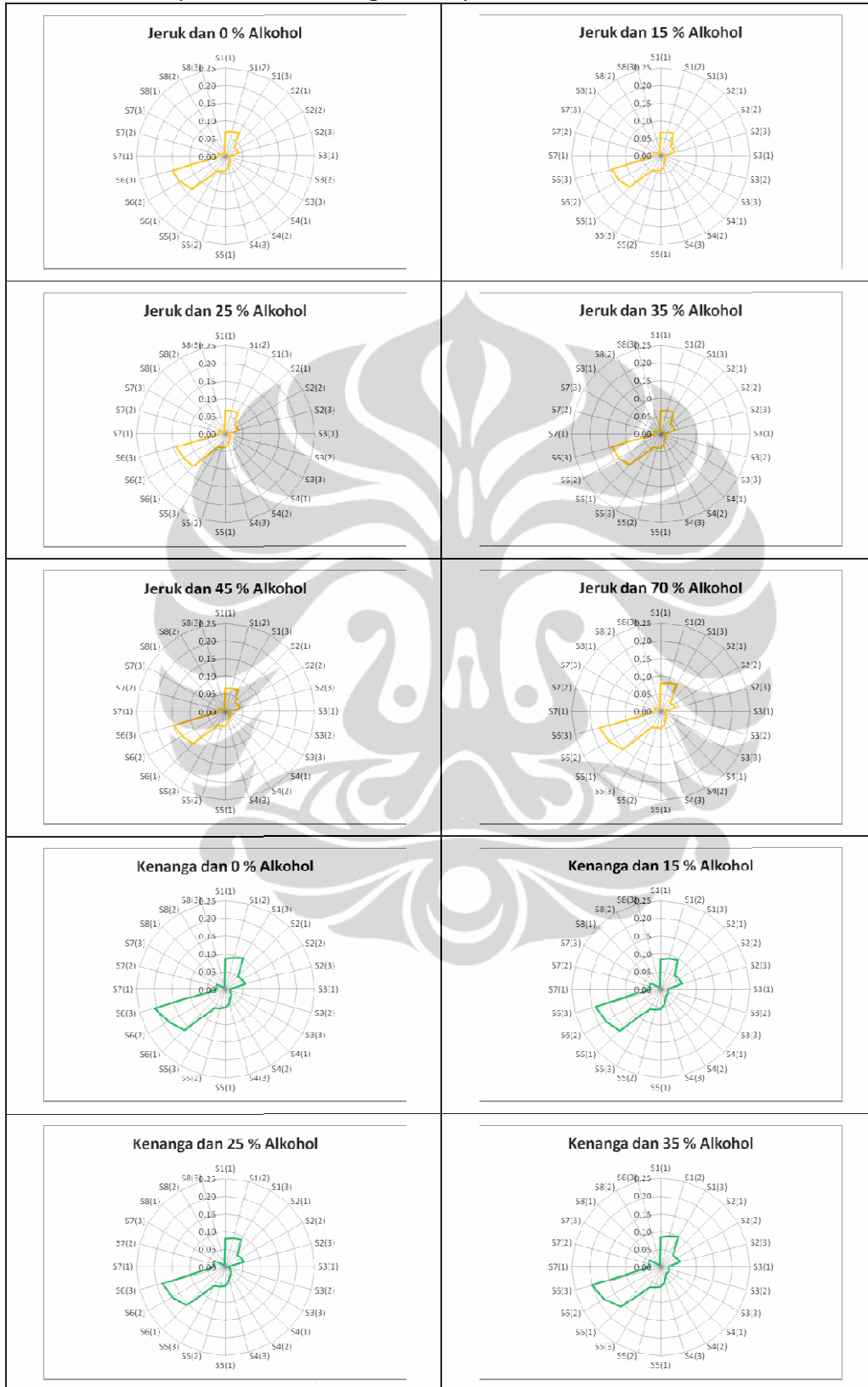


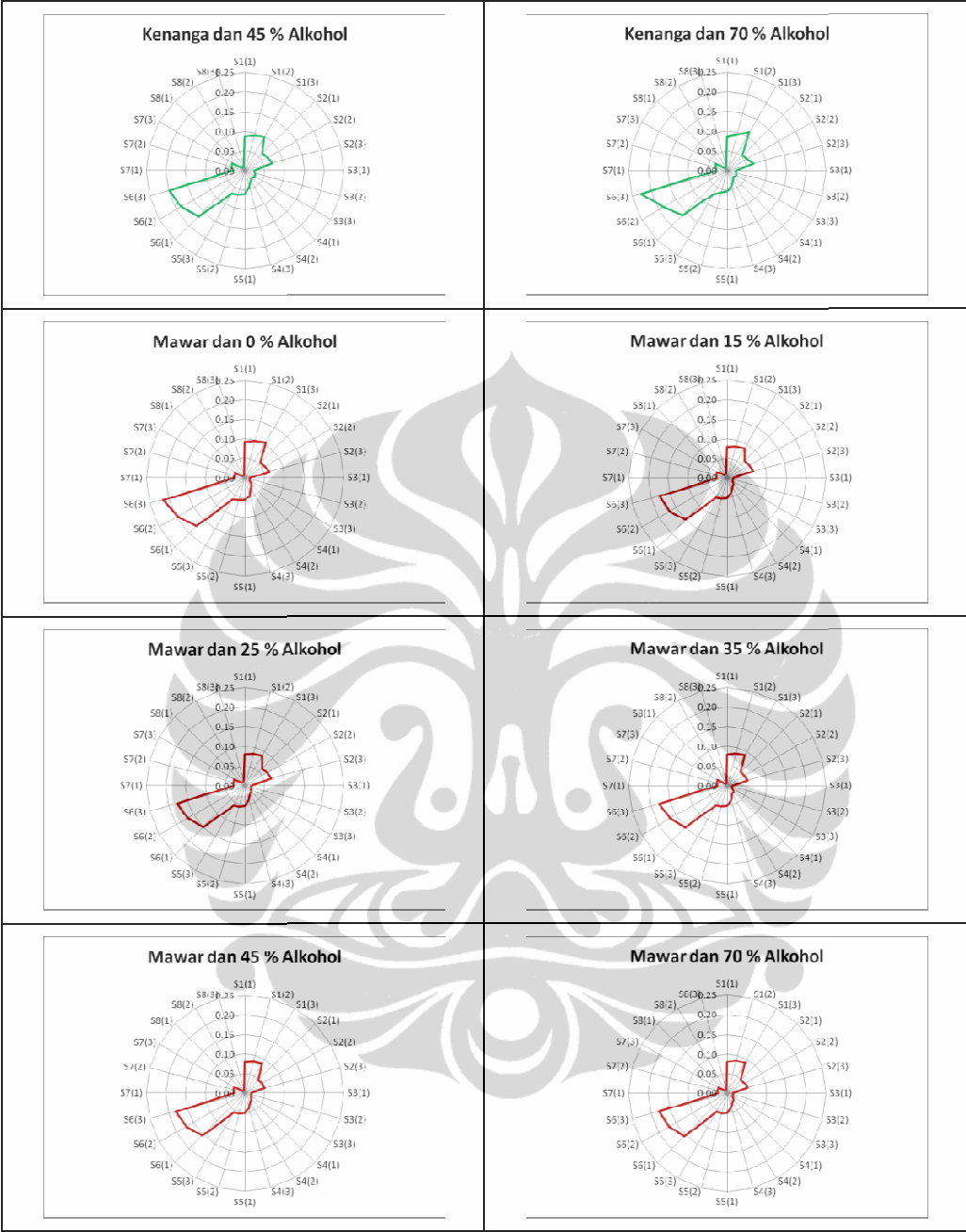
Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Normalisasi



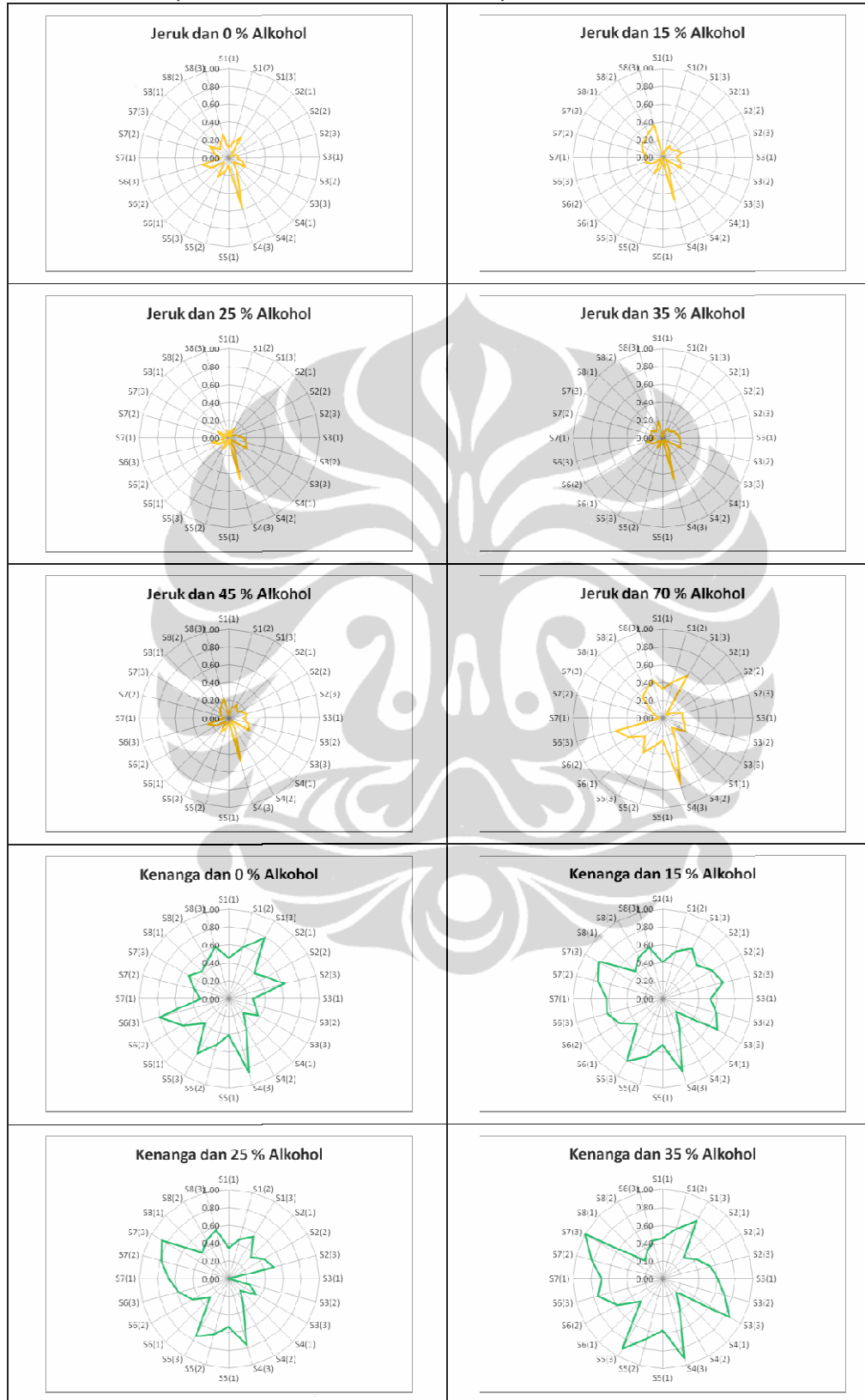


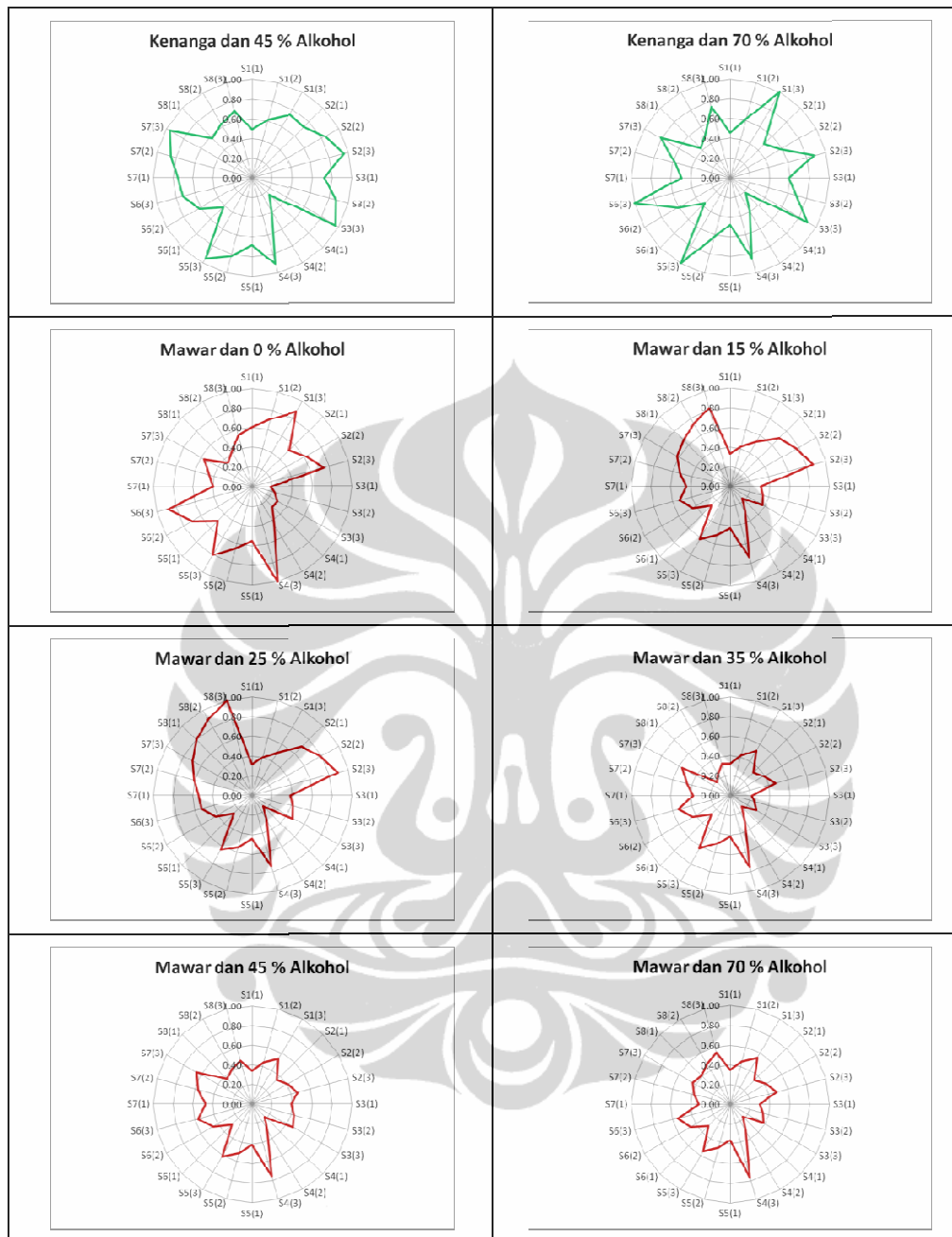
Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Original Fuzzy



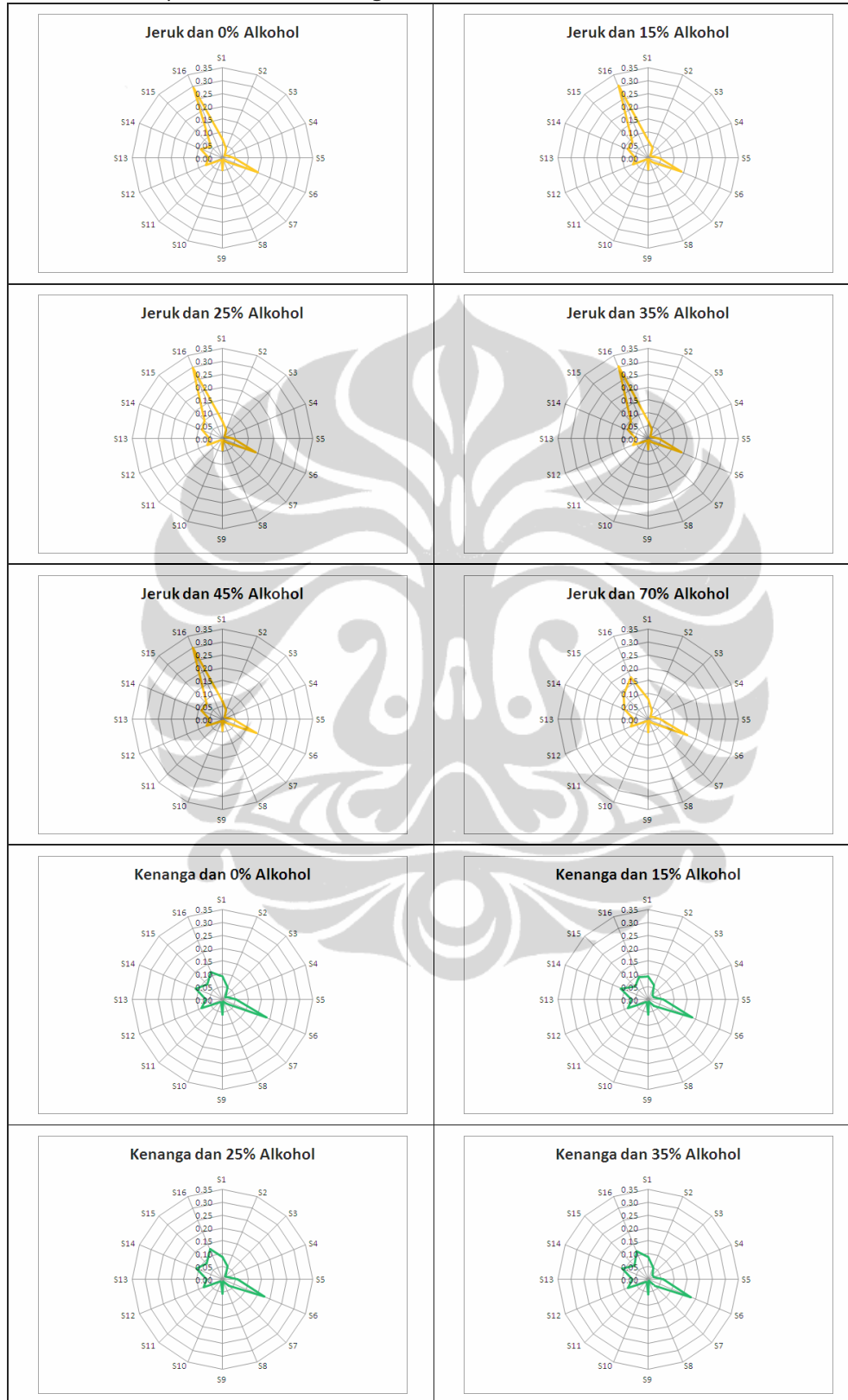


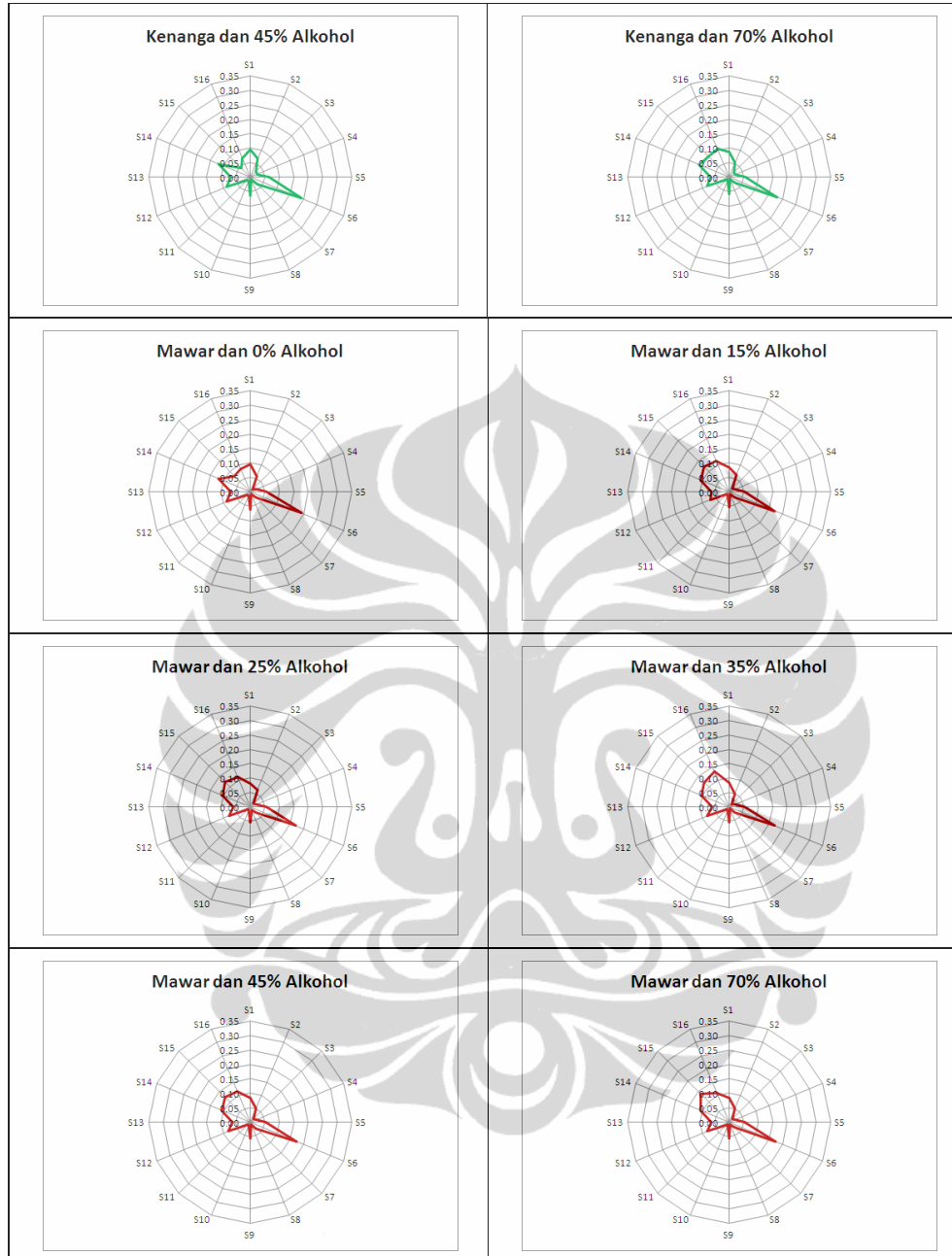
Data odor 2 Campuran 8 Dimensi Normalisasi Fuzzy



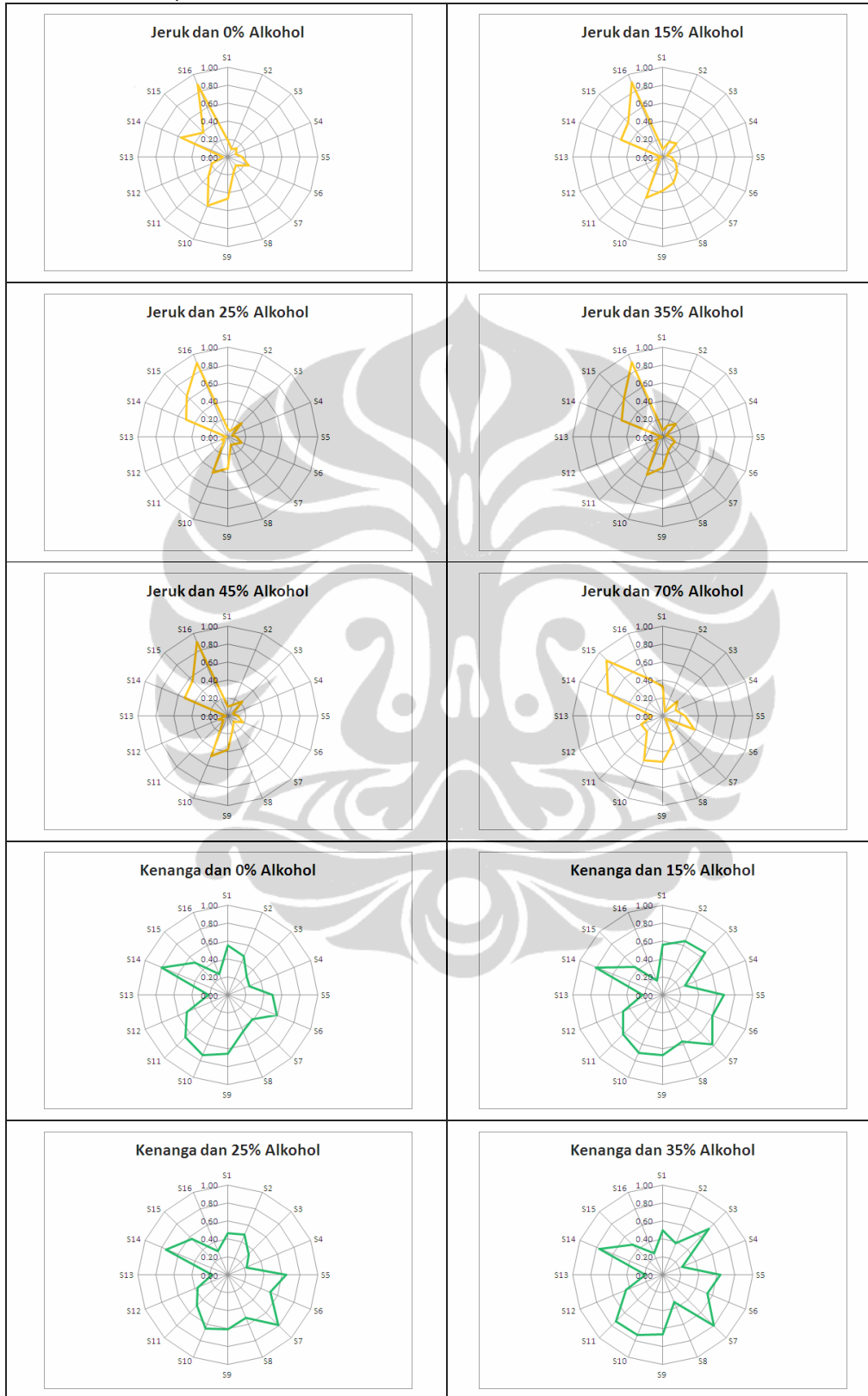


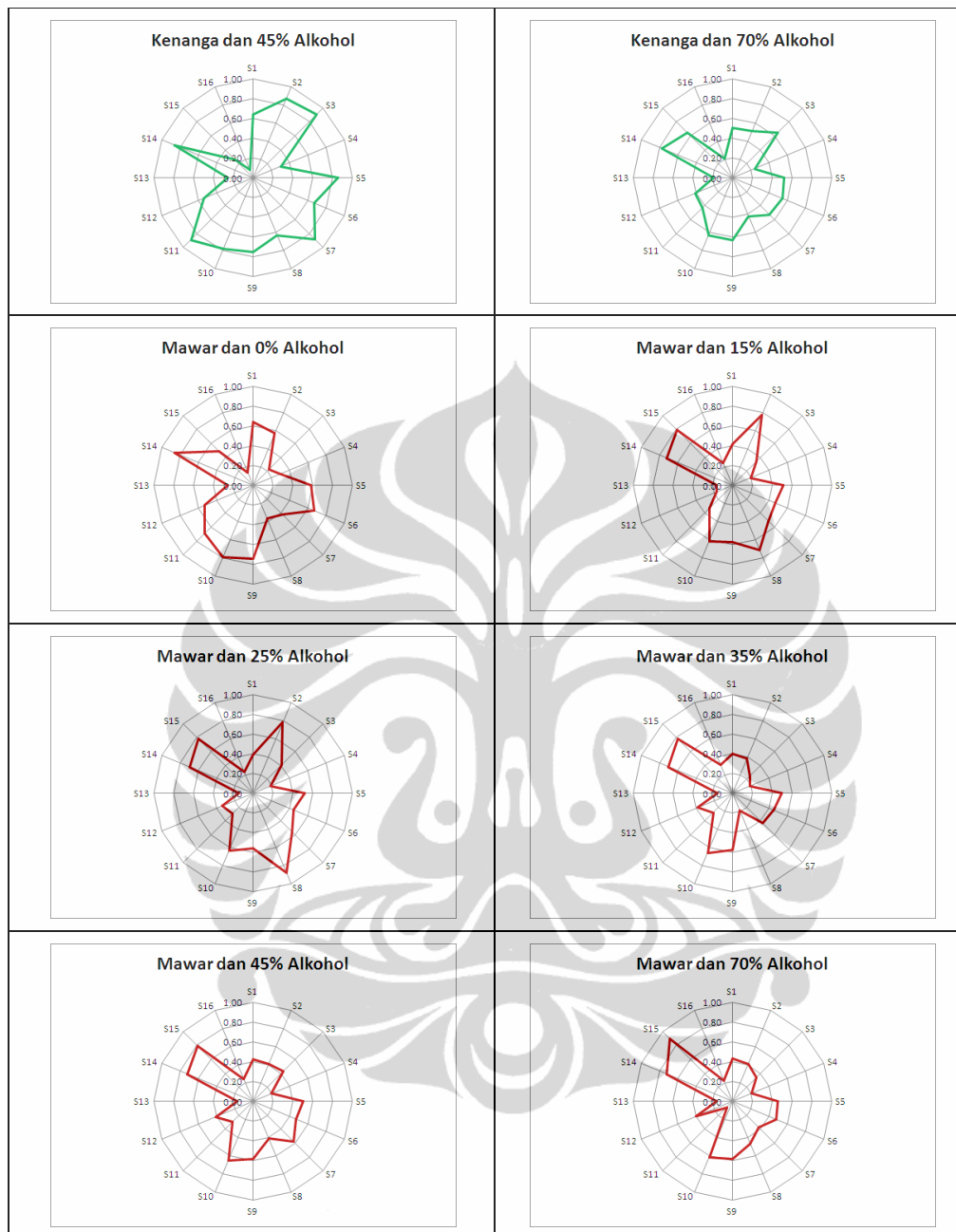
Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Original



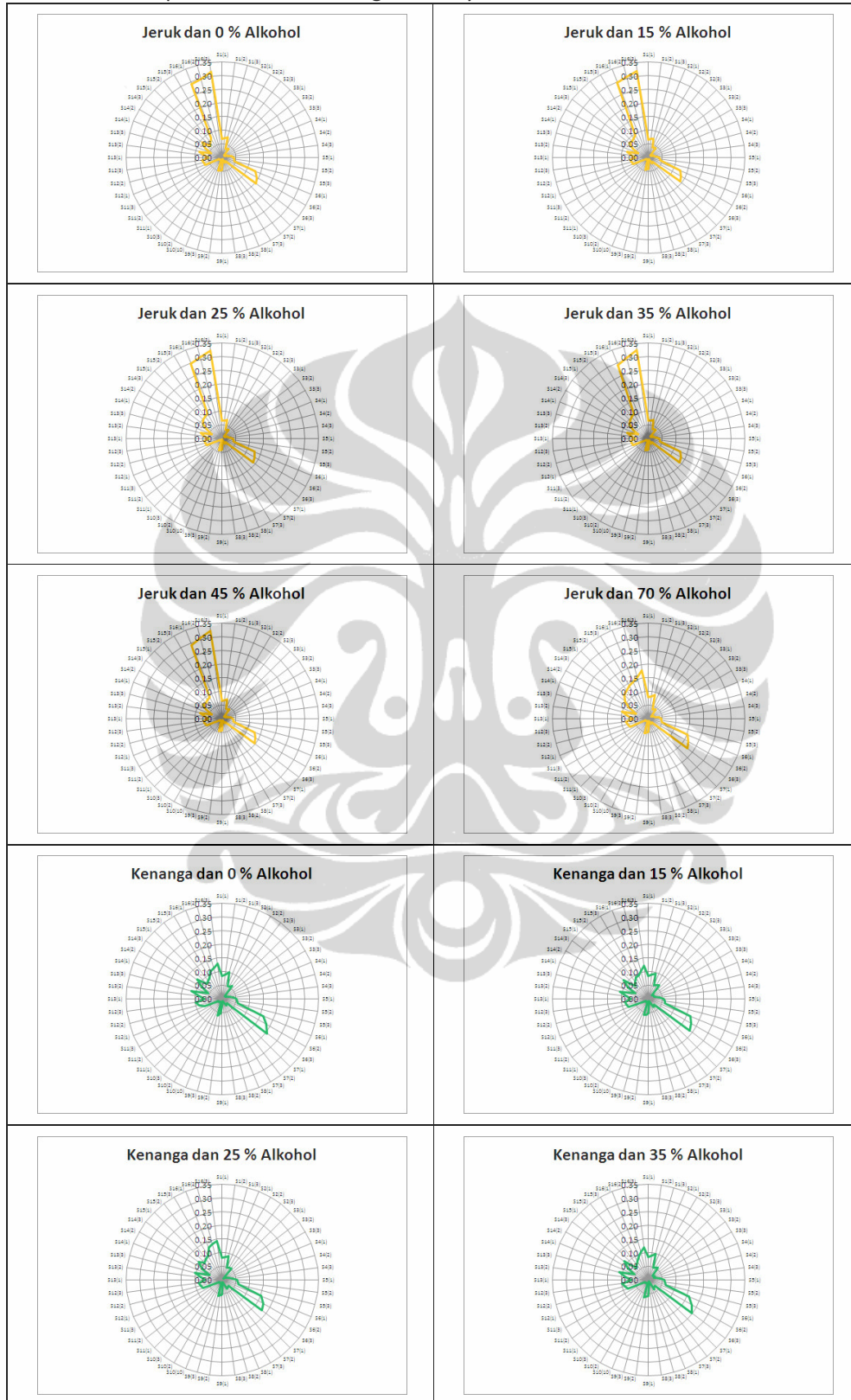


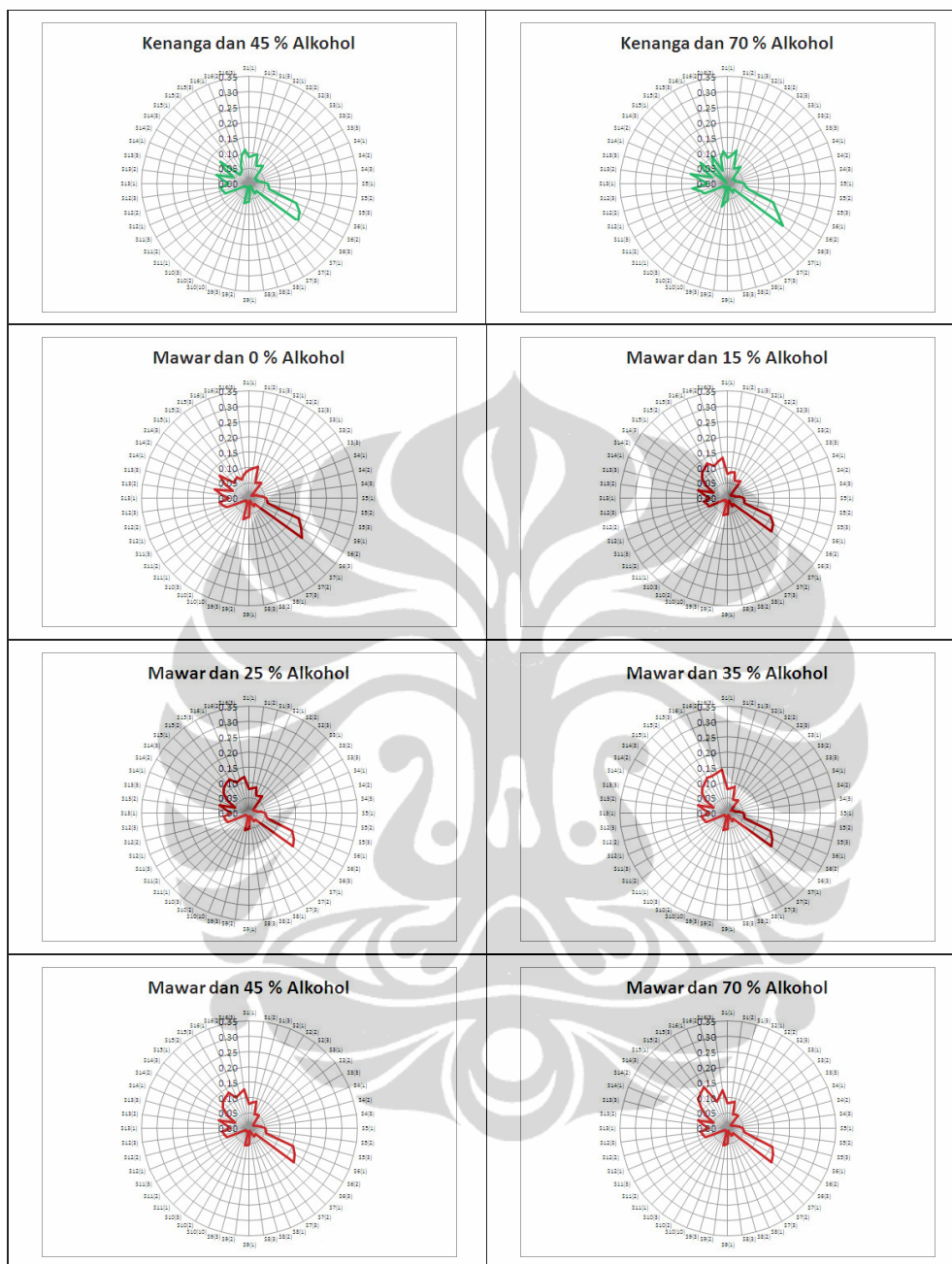
Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Normalisasi



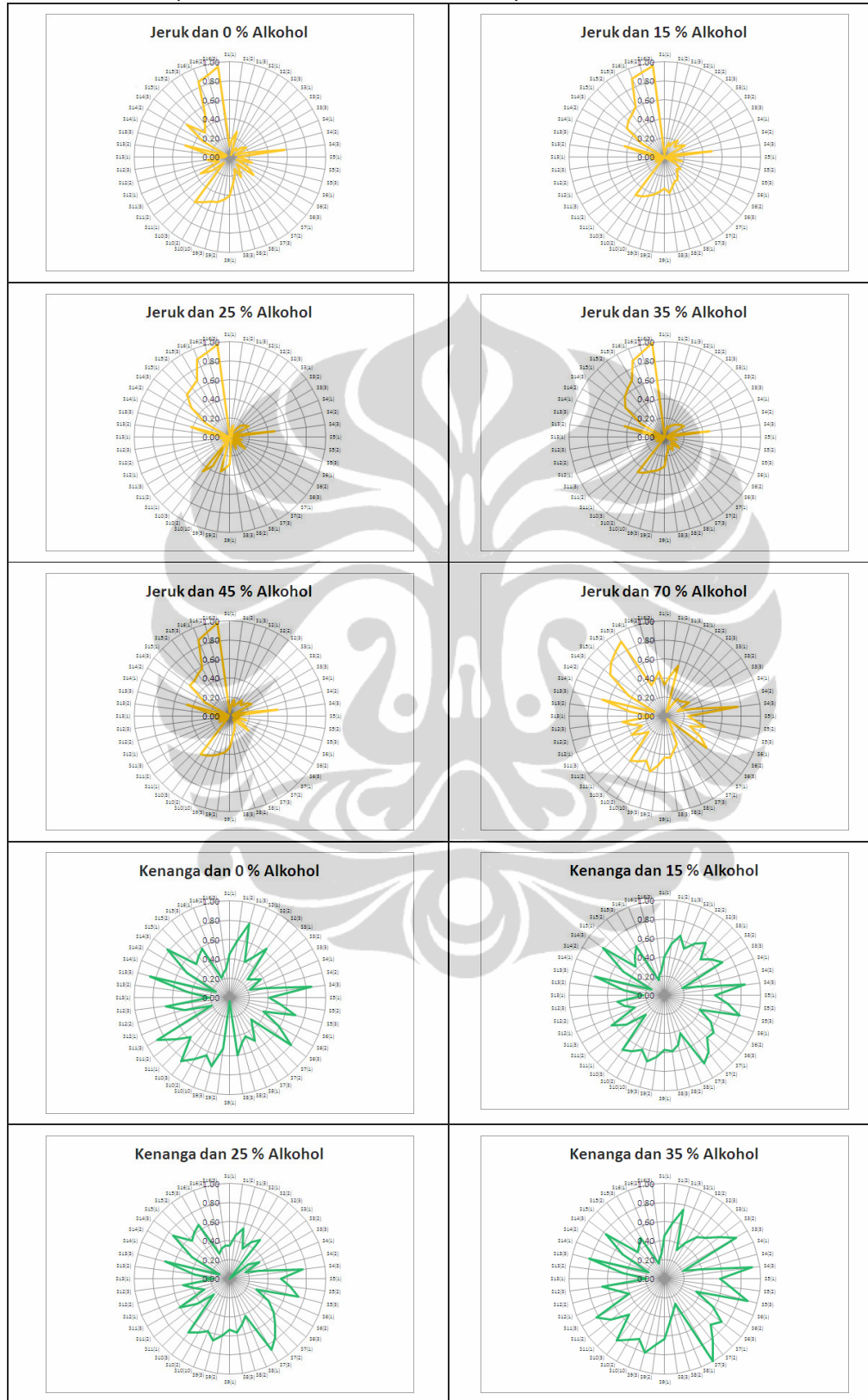


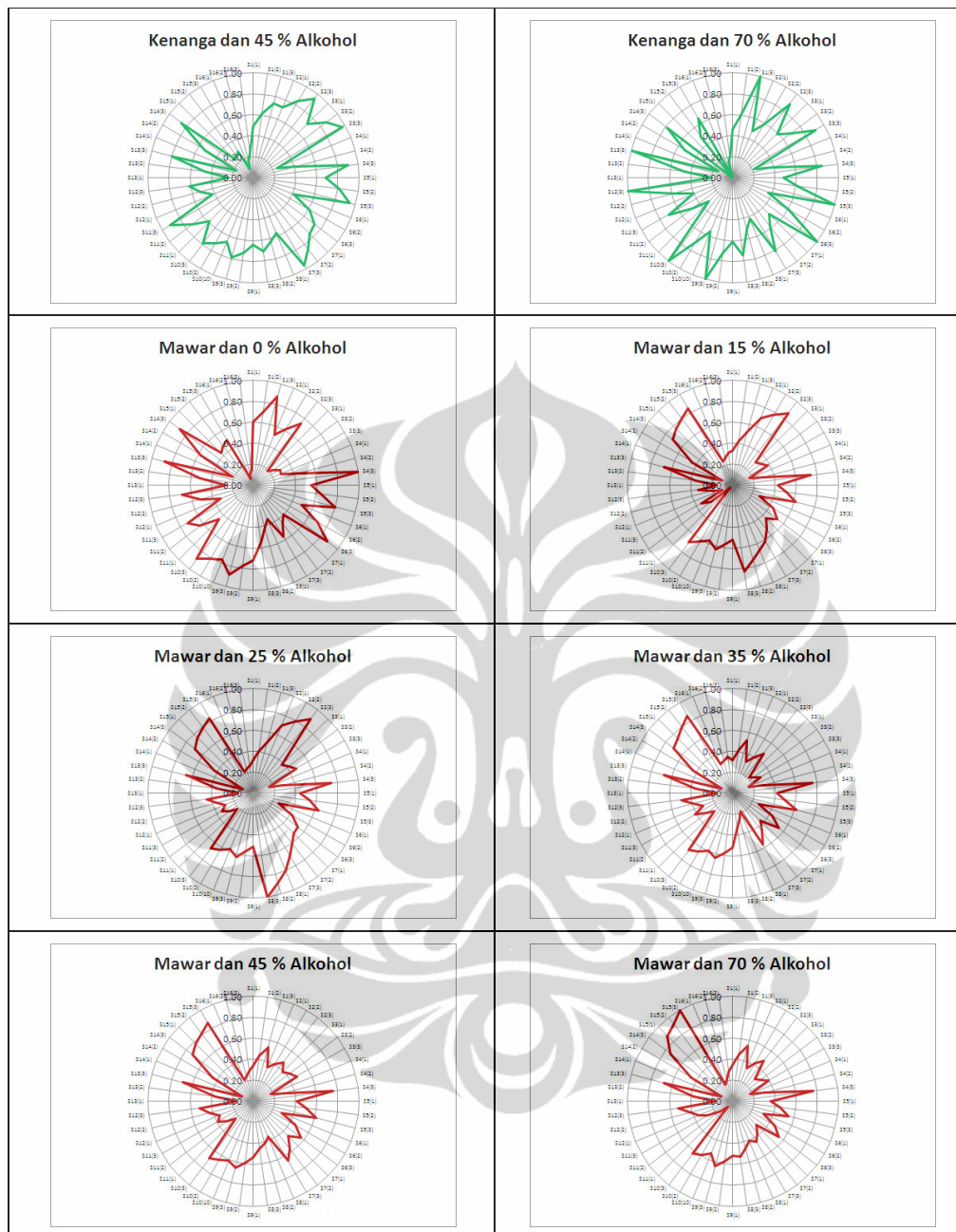
Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Original Fuzzy



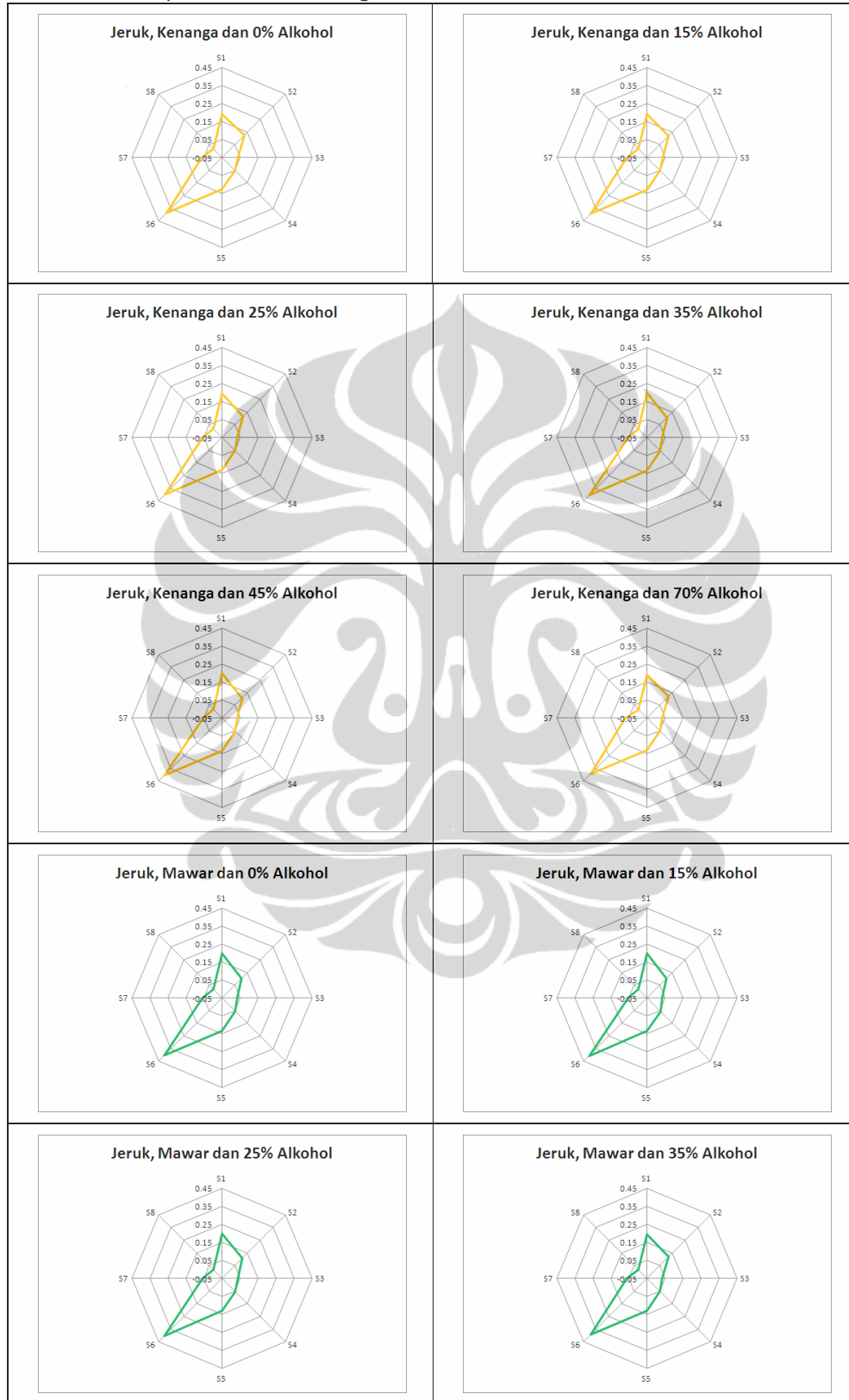


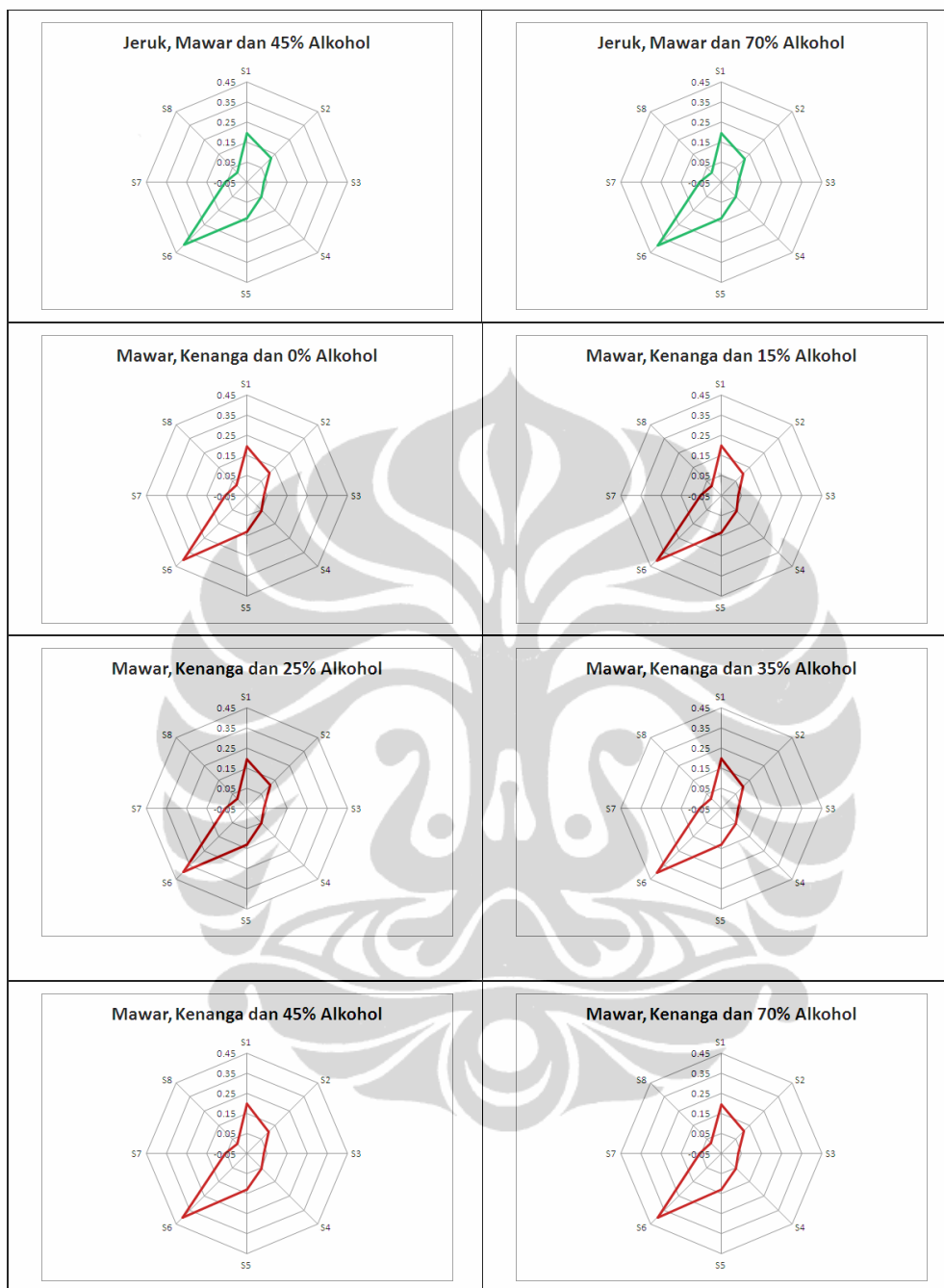
Data odor 2 Campuran 16 Dimensi Normalisasi Fuzzy





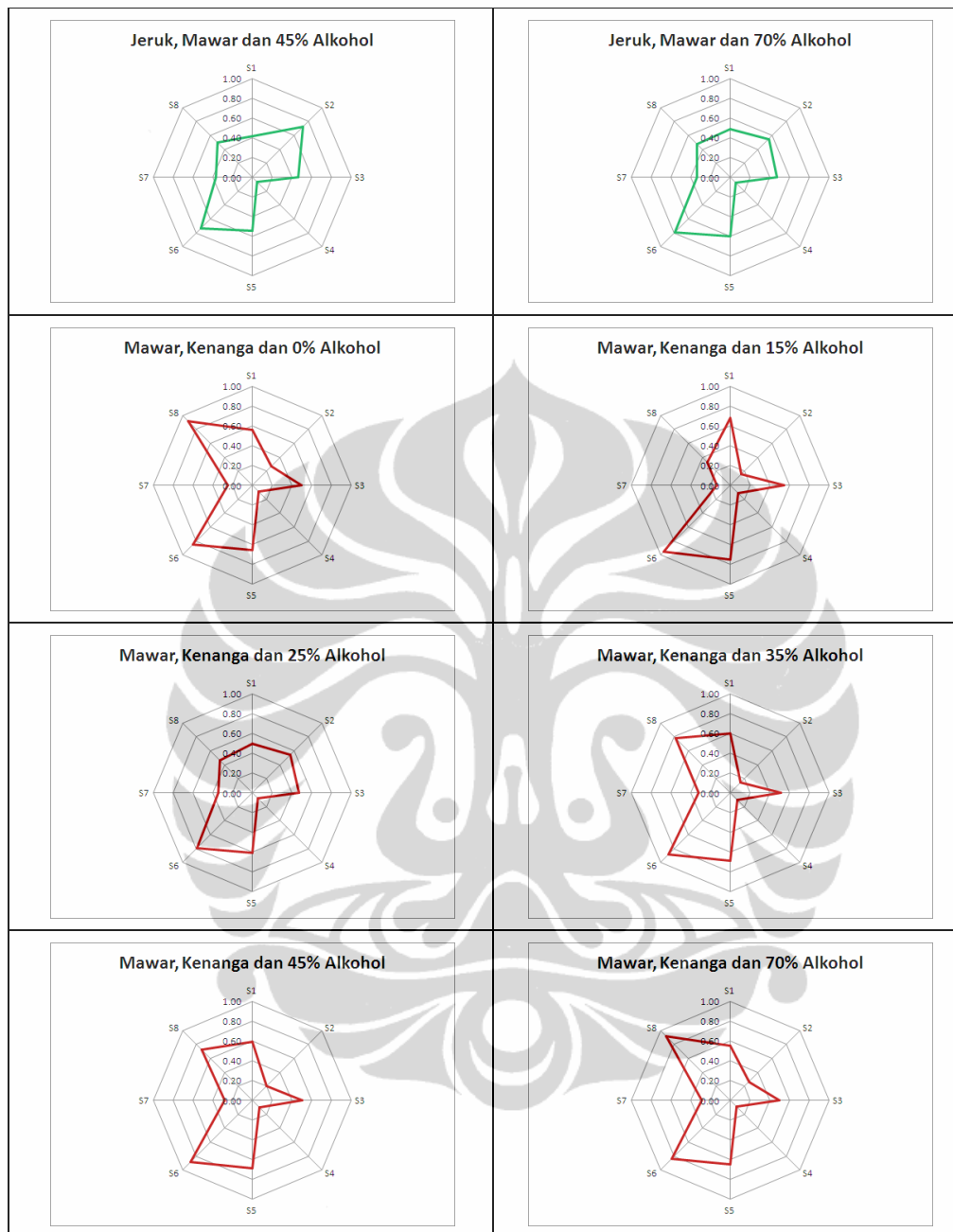
Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Original



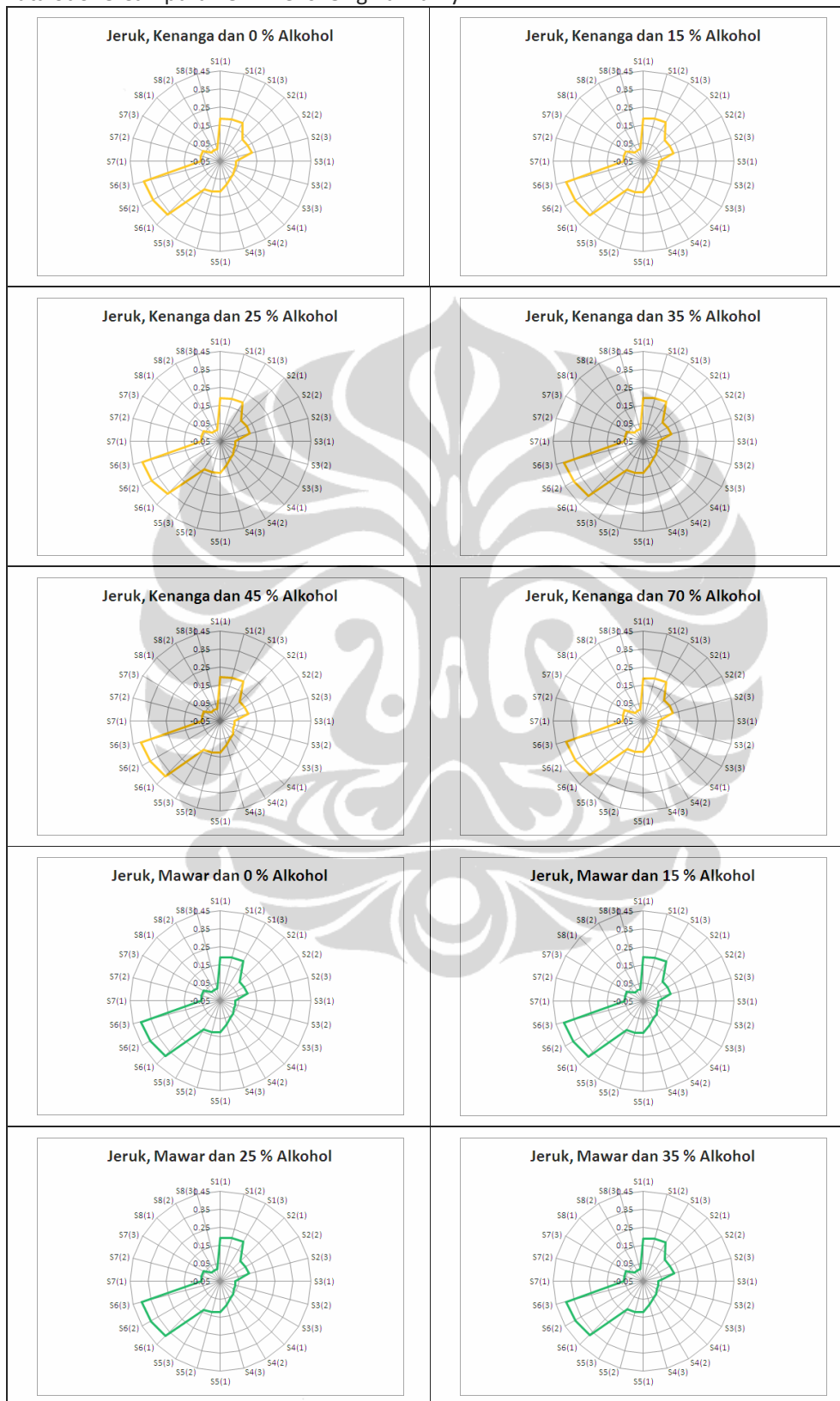


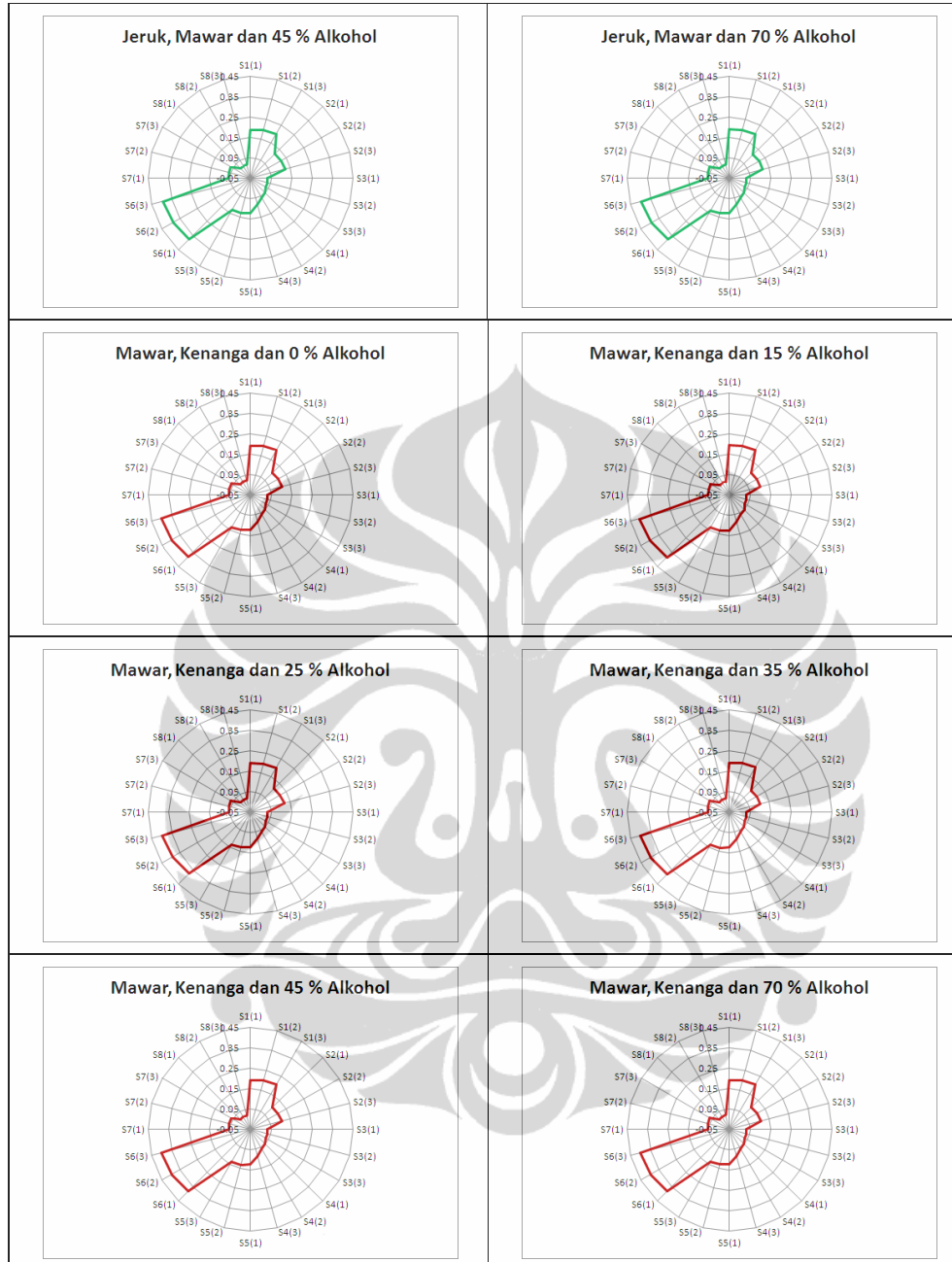
Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Normalisasi





Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Original Fuzzy





Data odor 3 Campuran 8 Dimensi Normalisasi Fuzzy

