

# PENGEMBANGAN METODE PENENTUAN BOBOT AWAL JARINGAN NEURAL FUZZY-LVQ DALAM RUANG EIGEN UNTUK PENINGKATAN DERAJAT PENGENALAN AROMA 3 CAMPURAN

Teguh Pribadi Arsyad

Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Kampus Baru UI Depok  
email: [teguh96@yahoo.com](mailto:teguh96@yahoo.com)

## ABSTRAK

Sistem Penciuman Elektronik dikembangkan untuk mengatasi ketergantungan terhadap penciuman manusia. Sistem Penciuman Elektronik ini dibangun dengan memanfaatkan algoritma Fuzzy Learning Vector Quantization (FLVQ) untuk proses klasifikasinya. Penelitian ini akan mencoba dua metode baru yang dikembangkan yaitu pemilihan bobot awal jaringan dari vektor rata-rata setiap kelas aroma dan melakukan pengenalan di ruang eigen. Berdasarkan percobaan yang dilakukan, ternyata bahwa kedua metode baru tersebut mampu meningkatkan derajat pengenalan aroma. Pada pengenalan terhadap aroma yang terdiri dari campuran 2 zat (aroma 2 campuran) dengan sistem 8 maupun 16 sensor akurasi mencapai lebih dari 98%. Sedangkan pada pengenalan aroma yang terdiri dari campuran 3 zat (aroma 3 campuran), akurasi sistem 8 sensor sekitar 80% dan sistem 16 sensor mencapai lebih dari 94%.

**Kata kunci:** *Fuzzy Learning Vector Quantization, K-L Transformation Technique, Sistem Penciuman Elektronik*

Makalah diterima [20 Februari 2004]. Revisi akhir [20 Maret 2004].

## 1. PENDAHULUAN

Secara tradisional sistem sensor manusia dapat digunakan untuk menguji suatu aroma tertentu, tetapi sistem tersebut memiliki beberapa kekurangan seperti subyektifitas, produktifitas yang tidak stabil baik secara kualitas maupun kuantitas, waktu dan biaya yang cukup mahal. Oleh karena itu dikembangkan Sistem Penciuman Elektronik sehingga mampu mengatasi kekurangan-kekurangan diatas. Dengan sistem penciuman elektronik maka pengenalan suatu aroma dapat dilakukan secara obyektif, produktif dan biaya yang rendah. Oleh sebab itu sistem penciuman elektronik ini dapat menggantikan pekerjaan manusia dalam mengenali suatu aroma tertentu yang akan digunakan pada berbagai bidang industri seperti makanan, kosmetik, farmasi atau parfum [3].

Sistem penciuman elektronik tersebut menggunakan 8 sensor dan sebagai pengklasifikasi kelas aromanya digunakan algoritma FLVQ. Pada pengenalan aroma yang terdiri dari 2 campuran, sistem telah mencapai tingkat yang optimal. Rata-rata tingkat pengenalan untuk jumlah kelas 6, 12 dan 18 aroma 2 campuran diatas 95%. Tetapi pada aroma yang terdiri dari 3 campuran, FLVQ belum mencapai tingkat pengenalan yang baik. Pada pengenalan terhadap 18 kelas aroma 3 campuran, tingkat pengenalan sistem sangat buruk yaitu sekitar 46% [3].

Untuk meningkatkan tingkat pengenalan sistem terhadap aroma 3 campuran ini, dibuat beberapa percobaan sebagai berikut:

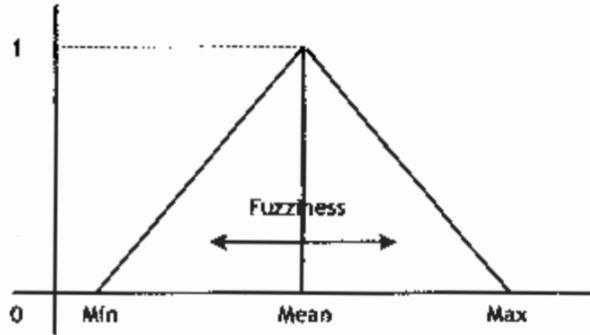
1. Memilih data inisialisasi bobot awal JNB tiap kelas aroma yang lebih mewakili data masing-masing kelas aroma sehingga diharapkan FLVQ cenderung selalu mencapai konvergensi pada saat pelatihan.
2. Melakukan pengenalan aroma di ruang eigen dengan mentransformasikan data kelas aroma ke ruang eigen sehingga fitur-fitur penting dari tiap kelas aroma dapat di ekstraksi dan digunakan untuk klasifikasi.

## 2. FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Fuzzy Learning Vector Quantization (FLVQ) adalah Learning Vector Quantization (LVQ) yang memanfaatkan teori fuzzy pada vektor masukan, proses pembelajaran dan penentuan kategori vektor masukan [3]. Sedangkan LVQ sendiri adalah salah satu metode Jaringan Neural Buatan (JNB) yang berbasis kompetisi dengan mekanisme *squared euclidian distance* dalam memilih vektor perwakilan pemenang untuk menentukan kategori vektor masukan [4].

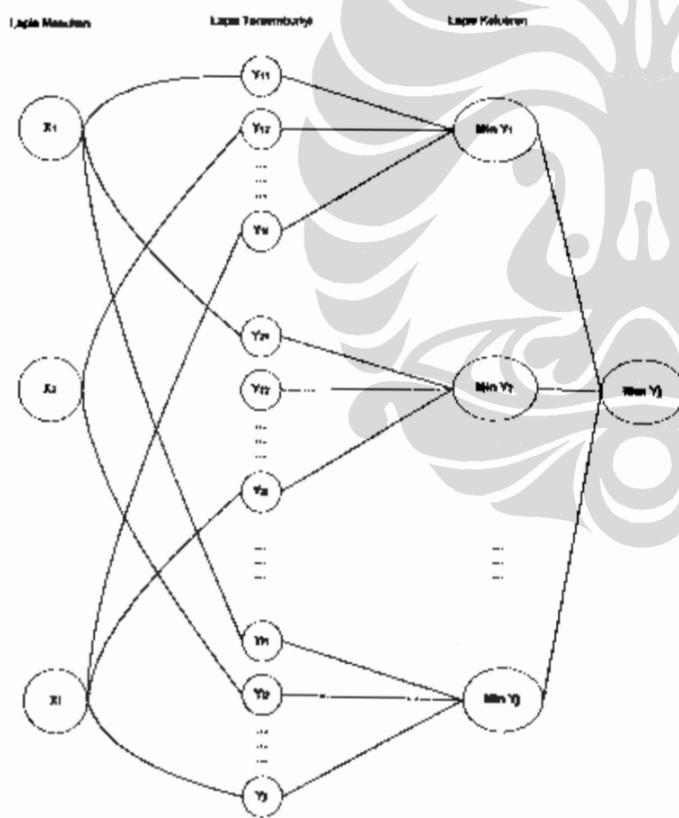
Penggunaan himpunan fuzzy pada FLVQ bertujuan agar distribusi frekuensi data pengukuran dapat direpresentasikan. Pada awal proses pembelajaran, data hasil pengukuran sensor elektronik dinormalisasikan ke dalam bentuk vektor fuzzy. Bentuk vektor fuzzy yang sudah dinormalisasi tersebut dinamakan bilangan fuzzy segitiga [5]. Bilangan fuzzy segitiga ini merupakan pernyataan fungsi keanggotaan fuzzy untuk data hasil pengukuran dengan nilai rata-rata (mean) mempunyai fungsi

keanggotaan 1, sedangkan nilai terkecil (min) dan nilai terbesar (max) mempunyai fungsi keanggotaan 0. Fuzziness atau karakteristik fuzzy menyatakan batas kelebaran dari fungsi keanggotaan fuzzy yang bernilai antara [0,1]. Semakin lebar nilai fuzziness berarti semakin bervariasi data yang diolah.



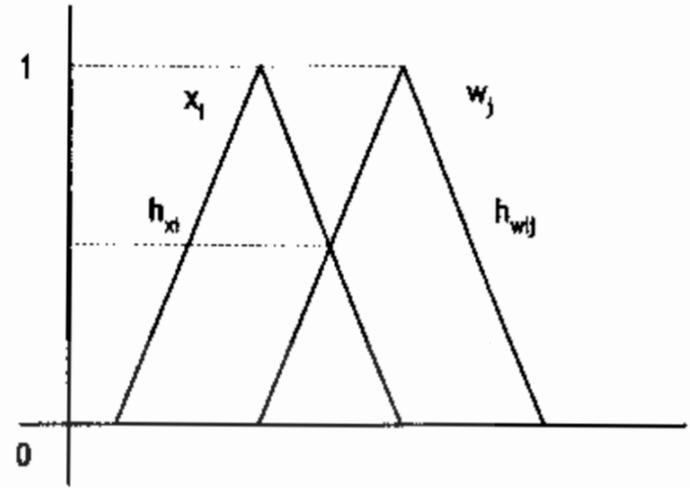
Gambar 1. Vektor Fuzzy

Aturan pembelajaran FLVQ merupakan adaptasi dari LVQ, yaitu mekanisme kompetisi. Hanya ada satu vektor yang paling mendekati vektor masukan. Arsitektur JNB FLVQ memiliki 3 lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi yang berfungsi menghitung nilai similaritas vektor masukan dan vektor perwakilan dan lapisan keluaran.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Neuro-Fuzzy LVQ

Algoritma FLVQ menggunakan nilai similaritas untuk menentukan nilai kemiripan antara vektor masukan dengan vektor perwakilan. Nilai similaritas digunakan untuk menentukan vektor perwakilan yang paling mendekati (*closest vector*) vektor masukan. Nilai similaritas tersebut diperoleh dengan menggunakan prinsip operasi fuzzy.



Gambar 3. Nilai similaritas vektor perwakilan dengan vektor training

Nilai similaritas dari dua vektor fuzzy adalah nilai maksimum dari irisan fungsi keanggotaan fuzzy, yaitu:

$$\mu_{ij} = \max(h_{x_j} \wedge h_{w_{ij}}) \quad (1)$$

dengan  $i$  adalah jenis kategori keluaran dari jaringan FLVQ dan  $j$  adalah jenis sensor yang menjadi masukan FLVQ. Nilai similaritas ini dihitung untuk semua vektor perwakilan yang ada dengan vektor masukan.

Pada lapisan keluaran, akan dicari nilai similaritas minimumnya,

$$U_i = \min(\mu_{ij}) \quad (2)$$

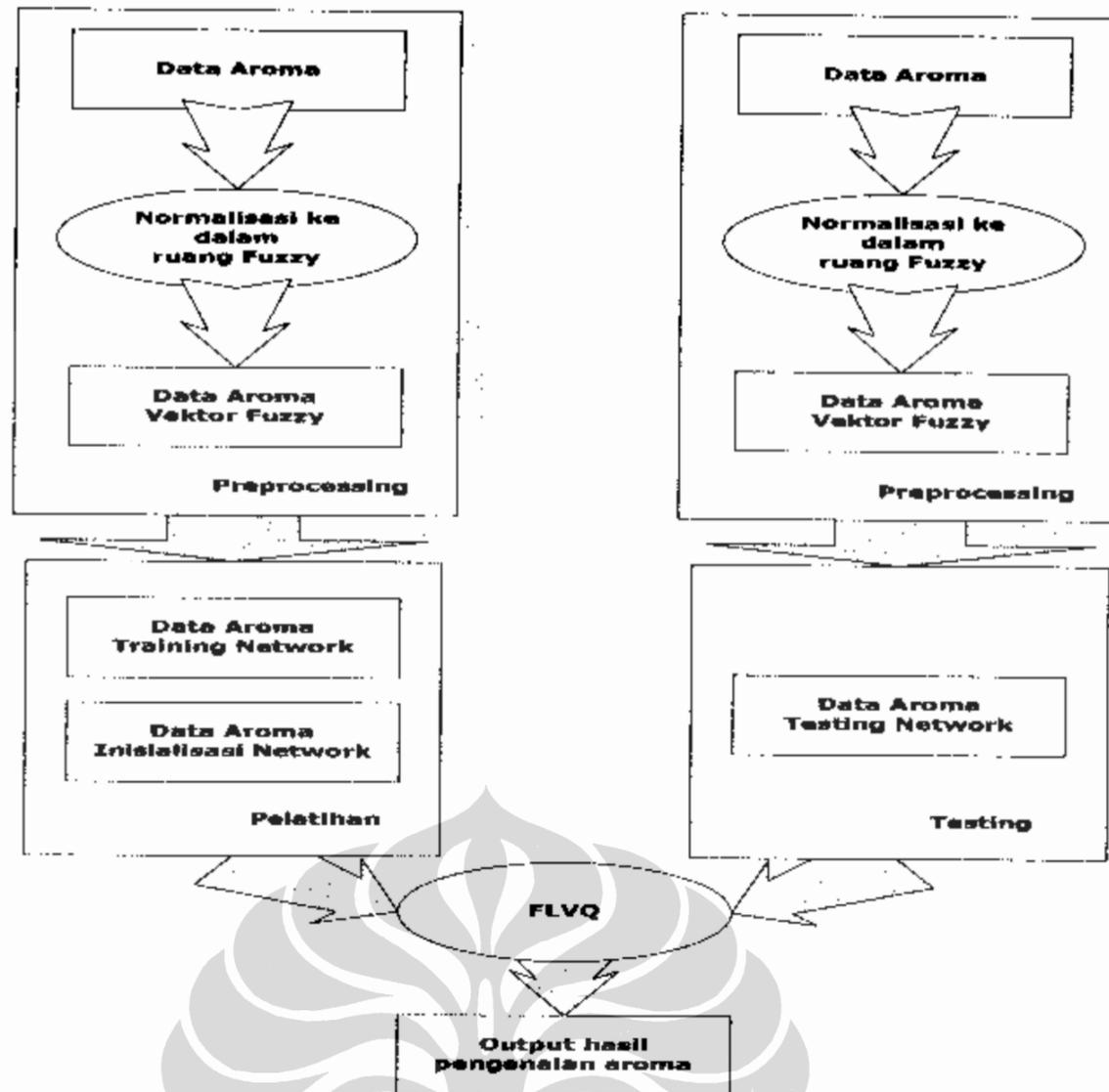
dengan  $i$  adalah jenis kategori keluaran dan  $j$  adalah sensor pada FLVQ. Penentuan vektor perwakilan pemenang dilakukan dengan mencari nilai similaritas terbesar yang ada pada tiap lapisan keluaran.

Sebelum JNB FLVQ dapat melakukan klasifikasi aroma, JNB tersebut harus melakukan proses pembelajaran. Pada prinsipnya proses pembelajaran tersebut adalah melakukan modifikasi berulang-ulang terhadap vektor perwakilan untuk setiap kategori keluaran sehingga vektor perwakilan tersebut cukup representatif untuk mewakili setiap kelas aroma.

Dua proses modifikasi vektor perwakilan pada proses pembelajaran yang dilakukan adalah dengan melakukan pergeseran posisi vektor perwakilan yang dilanjutkan dengan melakukan perubahan kelebaran *fuzziness* dari vektor perwakilan.

### 3. EKSPERIMEN DAN ANALISIS

Eksperimen menggunakan 3 campuran dengan sistem penciuman elektronik menggunakan 8 sensor. Aroma yang digunakan adalah aroma parfum yang diproduksi oleh Martha Tilaar. Aroma 3 campuran adalah campuran antara 2 campuran aroma dasar dengan alkohol yaitu jeruk-kenanga (JK), jeruk-mawar (JM) dan kenanga-mawar (KM) dengan alkohol. Kadar alkohol yang digunakan terdiri dari



Gambar 4. Skema Pengenalan Aroma dengan FLVQ

6 jenis, yaitu 0%, 15%, 25%, 35%, 45% dan 70%. Skema eksperimen dapat dilihat pada Gambar 4.

Setelah melalui tahap *preprocessing*, yaitu membuat vektor-vektor fuzzy untuk tiap kelas aroma yang akan diklasifikasikan. Kemudian sebelum tahap pelatihan dan testing, dilakukan inisialisasi bobot awal JNB (vektor perwakilan) dan pengambilan secara acak vektor-vektor untuk training dan testing JNB.

Komposisi data yang digunakan adalah 1 berbanding 4, artinya 25% data untuk proses pelatihan dan 75% sisanya digunakan untuk testing atau pengujian. Pengujian dilakukan terhadap 6, 12 dan 18 kelas aroma untuk masing-masing aroma 3 campuran.

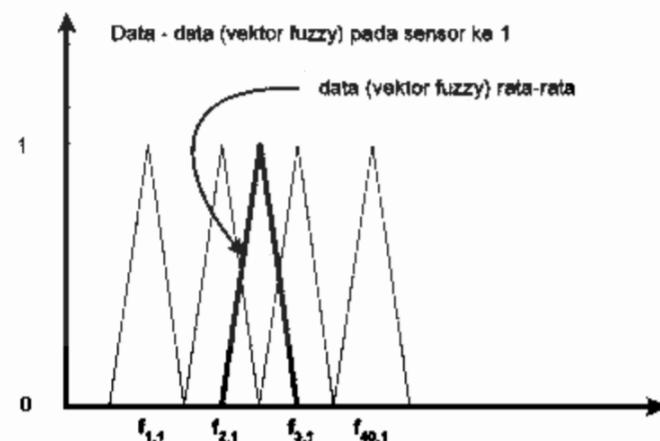
#### 4. INISIALISASI VEKTOR PEWAKIL DARI VEKTOR RATA-RATA

Langkah pertama sistem JNB FLVQ bekerja adalah melakukan inisialisasi. Selain menentukan laju pembelajaran ( $\alpha$ ), inisialisasi juga dilakukan untuk menentukan bobot awal jaringan atau vektor-vektor perwakilan dari kelas-kelas aroma yang akan diklasifikasikan.

Inisialisasi vektor perwakilan dengan menggunakan vektor rata-rata dilakukan dengan mengambil vektor fuzzy rata-rata dari tiap kelas aroma.

$$I_j = \text{average}(a_j) \quad (3)$$

$j$  adalah kelas aroma (1,2,3,....,18) dan  $I_j$  adalah vektor fuzzy rata-rata dari vektor-vektor fuzzy aroma  $j$ . Ilustrasinya dapat terlihat seperti dalam Gambar 5.



Gambar 5. Ilustrasi penentuan vektor fuzzy rata-rata dari vektor-vektor fuzzy suatu kelas aroma pada satu sensor

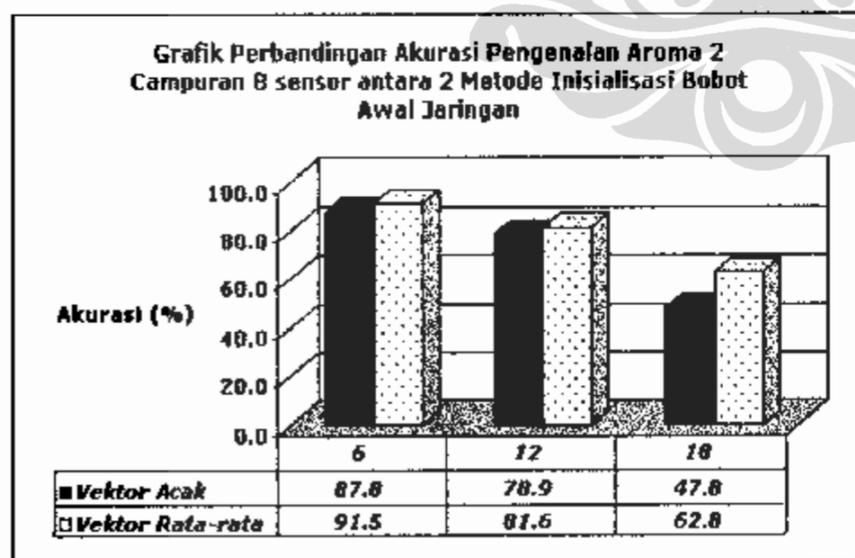
**Tabel 1. Hasil eksperimen pengenalan aroma 3 campuran dengan inisialisasi bobot awal jaringan dari vektor kelas aroma yang diambil secara acak**

JUMLAH KELAS AROMA	AKURASI PENGENALAN KELAS AROMA PADA EKSPERIMEN KE: (%)										RATA-RATA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
6	84.0	77.5	92.8	89.4	86.0	94.6	90.5	84.4	83.1	95.2	87.8
12	76.9	71.3	89.5	82.6	75.4	79.8	83.7	78.2	73.3	78.3	78.9
18	57.0	34.5	5.0	53.5	30.8	54.5	68.3	58.0	66.0	50.0	47.8

**Tabel 2. Hasil eksperimen pengenalan aroma 3 campuran dengan metode inisialisasi bobot awal jaringan dari vektor rata-rata kelas aroma**

JUMLAH KELAS AROMA	AKURASI PENGENALAN KELAS AROMA PADA EKSPERIMEN KE: (%)										RATA-RATA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
6	93.1	84.9	95.8	98.0	82.3	87.3	91.6	95.5	90.3	96.1	91.5
12	72.3	81.4	92.8	84.2	72.9	84.8	82.1	84.7	79.0	81.9	81.6
18	58.8	64.0	10.8	65.3	70.0	73.5	71.5	60.3	77.0	77.0	62.8

Pengenalan aroma dengan inisialisasi vektor perwakilan awal dengan mengambil vektor rata-rata memberikan hasil yang sangat baik. Bahkan pada pengenalan terhadap aroma 3 campuran terjadi peningkatan yang signifikan dibandingkan dengan pengenalan aroma dengan metode inisialisasi dari vektor kelas aroma yang diambil secara acak. Berdasarkan hasil percobaan yang direpresentasikan pada Tabel 1 dan Tabel 2 di atas, maka perbandingan tingkat akurasi pengenalan aroma 3 campuran antara kedua metode inisialisasi bobot awal jaringan dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6. Grafik Perbandingan Akurasi Pengenalan Aroma 3 Campuran antara 2 Metode Inisialisasi Bobot Awal Jaringan**

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi pengenalan aroma 3 campuran antara kedua metode inisialisasi bobot awal jaringan ini, terlihat bahwa pengenalan terhadap aroma 3 campuran dengan metode inisialisasi menggunakan vektor rata-rata memberikan peningkatan akurasi pengenalan yang cukup signifikan, terutama pada klasifikasi terhadap 18 kelas aroma.

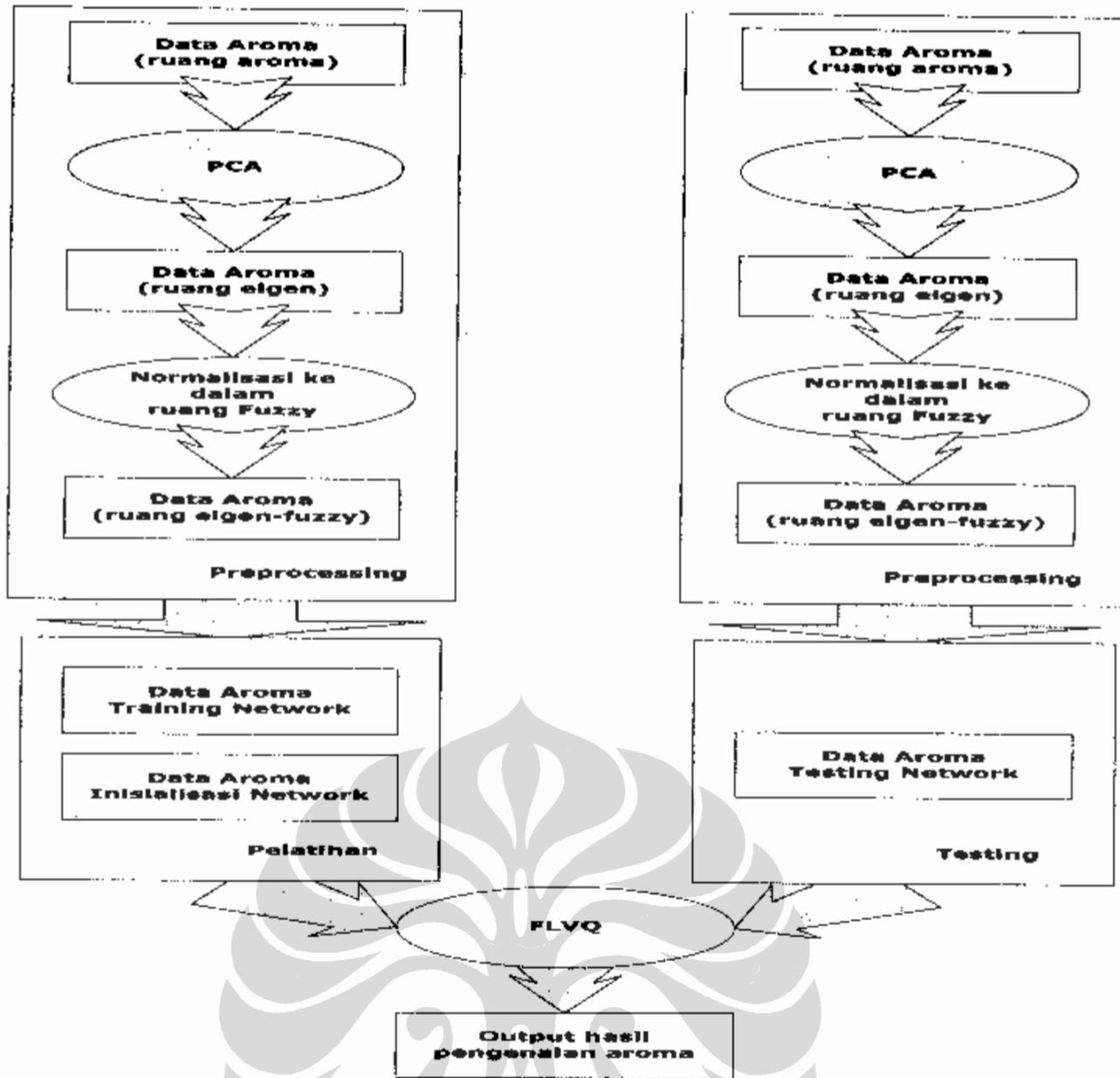
### 5. PENGENALAN AROMA DI RUANG EIGEN

Aroma diukur dengan menggunakan alat yang terdiri dari 8 sensor. Pengukuran dilakukan pada waktu (*time stamp*) yang berbeda-beda. Pada pengukuran aroma dalam percobaan ini dilakukan sebanyak 200 kali untuk tiap kelas aroma. Data aroma tersebut direpresentasikan ke dalam matriks dimana kolomnya menunjukkan variabel atau jenis sensornya, sedangkan barisnya adalah periode pengukuran aroma.

Dengan demikian data aroma bisa dikatakan data yang *multivariate*. Kita bisa mencari fitur-fitur penting dari data aroma yang tidak berkorelasi antara fitur satu dengan lainnya (*orthogonal*) dengan menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*. Diharapkan dengan hanya memperhitungkan fitur-fitur penting tersebut akurasi pengenalan aroma bisa meningkat.

Pengenalan Aroma di ruang Eigen dengan JNB FLVQ initynya adalah kita akan membentuk ciri-ciri (sensor) yang *orthogonal* terhadap ciri-ciri yang lainnya, pada tahap *preprocessing* data aroma ditransformasikan dengan menggunakan PCA ke ruang Eigen untuk mendapatkan fitur-fitur penting.

PERPUSTAKAAN PUSAT  
INFORMATIKA



Gambar 7. Skema Pengenalan Aroma di Ruang Eigen

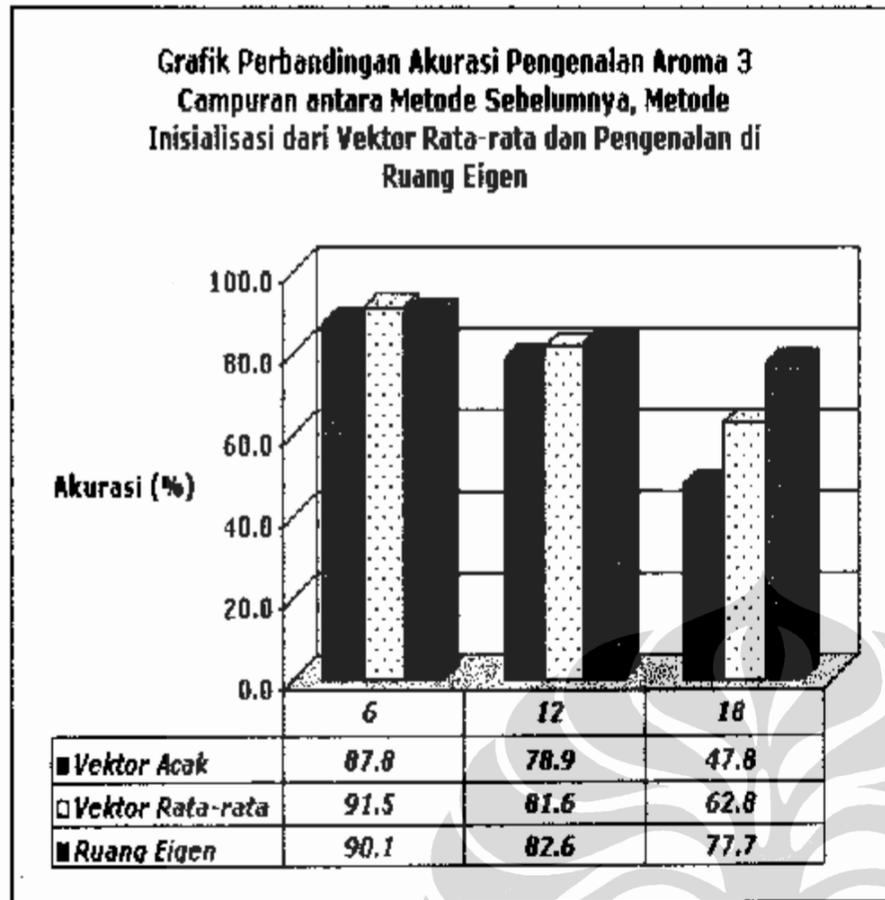
Tabel 3. Hasil eksperimen pengenalan aroma 3 campuran di ruang eigen

JUMLAH KELAS AROMA	AKURASI PENGENALAN KELAS AROMA PADA EKSPERIMEN KE: (%)										RATA-RATA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
6	87.3	90.7	89.3	91.1	90.8	91.2	89.8	91.1	89.9	89.8	90.1
12	81.7	84.3	80.6	82.3	82.4	83.4	84.1	80.5	86.1	80.8	82.6
18	78.8	73.5	81.0	79.5	77.8	76.3	78.3	80.0	74.0	78.3	77.7

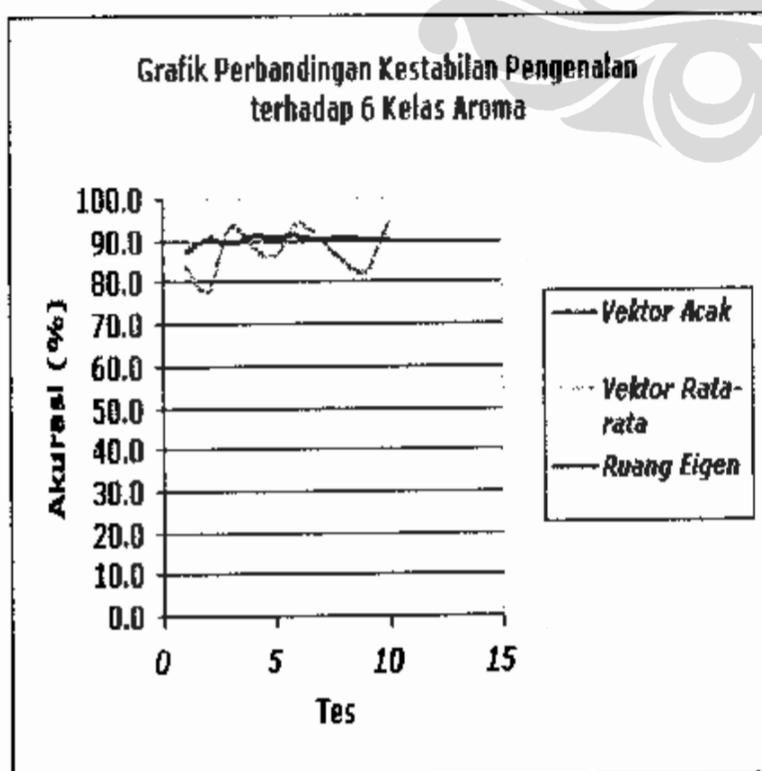
Kemudian data hasil transformasi tersebut dinormalisasi ke ruang fuzzy dengan membentuk vektor fuzzy. Berikut ini skema pengenalan aroma dengan FLVQ di ruang Eigen. Pada tahap *preprocessing* data aroma ditransformasikan dahulu ke ruang eigen dengan menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*. Setelah tahap *preprocessing* selesai yaitu dengan terbentuknya vektor-vektor fuzzy, maka dilakukan proses pelatihan dan testing. Hasil pengenalan aroma 3 campuran di ruang eigen dapat dilihat pada Tabel 3.

Dari hasil ketiga percobaan yang dapat dilihat pada Tabel 1, Tabel 2 dan Tabel 3, maka perbandingan tingkat akurasi ketiga metode tersebut dapat dilihat pada Gambar 7. Sedangkan tingkat kestabilan ketiga metode tersebut dapat dilihat masing-masing pada Gambar 8 untuk aroma 6 kelas, Gambar 9 untuk aroma 12 kelas, dan Gambar 10 untuk aroma 18 kelas. Seperti terlihat pada Gambar 8, Gambar 9, dan Gambar 10, terlihat bahwa terjadi peningkatan yang sangat signifikan pada pengenalan aroma 3 campuran di ruang eigen. Terutama pada pengenalan terhadap 18 kelas

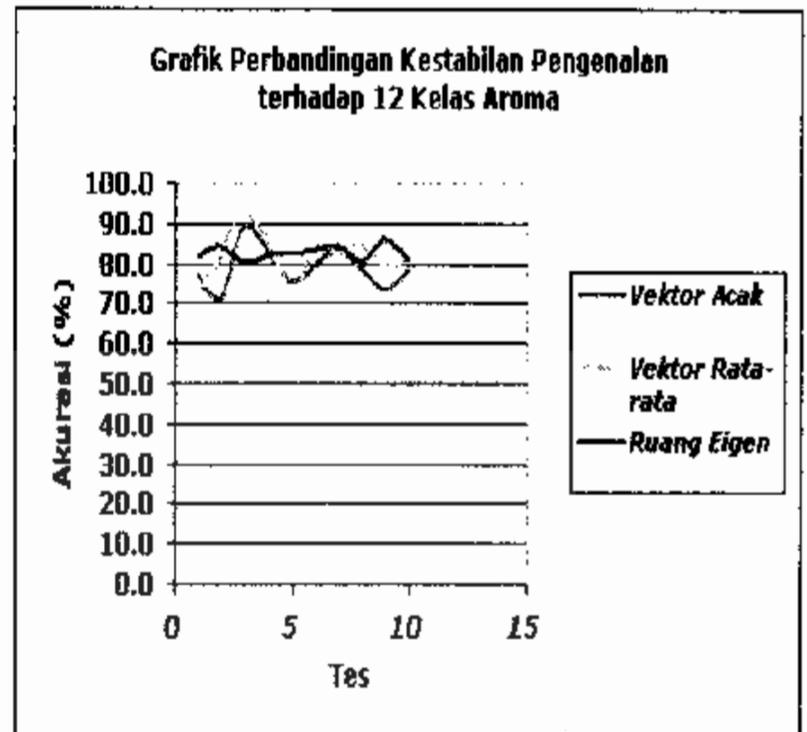
aroma dimana dengan metode sebelumnya sangat sulit dikenali. Selain itu pengenalan di ruang eigen juga memberikan tingkat kestabilan akurasi pengenalan yang lebih baik dibandingkan dengan kedua metode lainnya.



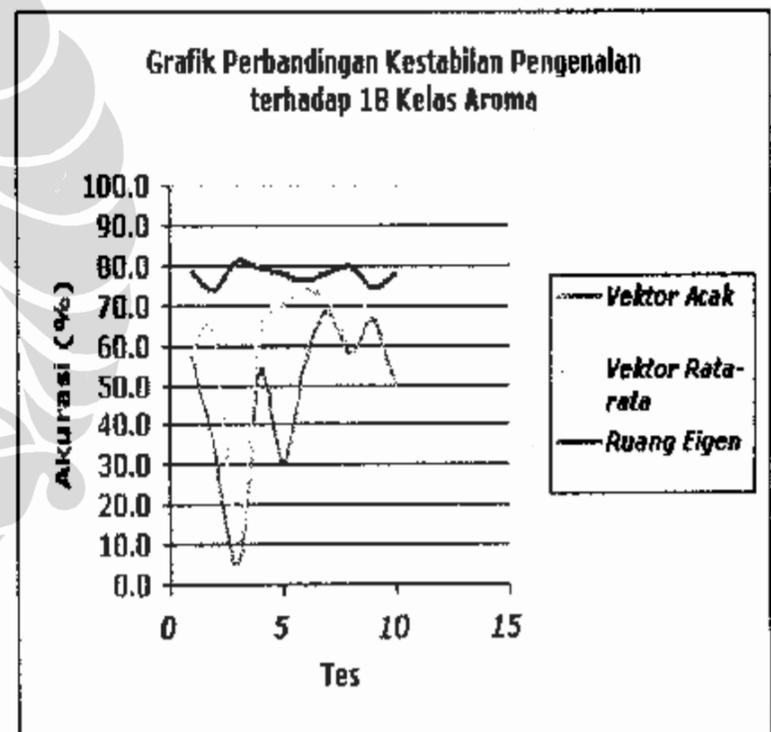
Gambar 7. Grafik Perbandingan Akurasi Pengenalan Aroma 3 Campuran antara Metode Inisialisasi Vektor Acak, Metode Inisialisasi Vektor Rata-rata, dan Metode Ruang Eigen



Gambar 8. Grafik Perbandingan Stabilitas Pengenalan Aroma 3 Campuran 6 Kelas Aroma



Gambar 9. Grafik Perbandingan Stabilitas Pengenalan Aroma 3 Campuran 12 Kelas Aroma



Gambar 10. Grafik Perbandingan Stabilitas Pengenalan Aroma 3 Campuran 18 Kelas Aroma

## 6. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen di atas, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut. Pada pengenalan aroma 3 campuran, penentuan inisialisasi bobot awal (vektor perwakilan) JNB menggunakan vektor rata-rata dan transformasi ke ruang eigen mampu meningkatkan akurasi pengenalan, terutama pada pengenalan terhadap 18 kelas

aroma yang dengan metode lama sangat sulit untuk dikenali.

Sedangkan pada pengenalan aroma 3 campuran di ruang eigen, sistem Neuro-Fuzzy LVQ yang diusulkan menghasilkan akurasi yang lebih baik, terutama pada klasifikasi terhadap 18 kelas aroma dimana dengan metode lama akurasinya sekitar 47%, metode vektor rata-rata akurasinya sekitar 62%, tetapi dengan metode pengenalan di ruang eigen akurasinya meningkat menjadi sekitar 77%.

Selain menghasilkan tingkat pengenalan yang lebih tinggi, pengenalan aroma 3 campuran dalam representasi ruang eigen memberikan tingkat kestabilan yang paling baik bila dibandingkan dengan kedua metode lainnya. Sehingga dengan melakukan pengenalan di ruang eigen lebih sedikit testing yang dilakukan untuk memastikan dikenalnya suatu aroma.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada Dr. Benyamin Kusumoputro, dari Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia atas bimbingannya.

### REFERENSI

- [1] Wisnu Jatmiko, "Pengembangan Sistem Penciuman Elektronik Menggunakan 16 Sensor: Karakteristik Sistem dan Aplikasinya", Tesis Magister, UI 2000
- [2] Khrisnamurti B.W., Leon I., Rahmat A., "Pengenalan Aroma 2 Campuran dan Aroma 3 Campuran dengan Menggunakan Jaringan Neural Buatan Berbasis Logika Fuzzy: Metode Propagasi Balik dan FLVQ Fuzzy", 2001
- [3] Komara Hidayat, "Pengenalan Aroma Baru yang Tidak Diketahui (Unknown) 2 Campuran dan 3 Campuran 16 Sensor dengan Menggunakan FLVQ dan Analisa Matriks Similaritas", 2002
- [4] B. Kusumoputro dan W. Jatmiko, "Optimasi Vektor Codebooks menggunakan Analisa Matriks Similaritas pada FLVQ", Komputasi dalam Sains dan Teknologi Nuklir X, BATAN, Jakarta, 1999.
- [5] Karayianis, N.B. "A Methodology for Construction Fuzzy Algorithm for Learning Vector Quantization", IEEE Trans. On Neural Networks vol. 8, No. 3, May 1997, 505-517.
- [6] Jose C. Principe, Neil R. Euliano, W. Curt Lefebvre, "Neural and Adaptive Systems: Fundamentals Through Simulations", John Wiley & Sons, Inc. 2000

