

OPTIMASI FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION UNTUK SISTEM PENGENALAN AROMA CAMPURAN

H. R. Sanabila, Rochmatullah, dan W.Jatmiko

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok, Indonesia
hrs40@ui.ac.id, wisnuj@cs.ui.ac.id

Abstrak

Kehandalan dari sebuah sistem pengenalan aroma tidak hanya tergantung pada kemampuan perangkat sensor melainkan juga tergantung pada sistem pengenalan pola yang menggunakan jaringan syaraf tiruan. Struktur jaringan syaraf yang sederhana memiliki performa yang buruk untuk memisahkan berbagai campuran aroma. Kombinasi antara teori *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan digunakan karena teori *fuzzy* dapat menangani masalah data yang samar-samar sedangkan jaringan syaraf tiruan mempunyai kemampuan untuk pembelajaran yang bagus. Algoritma LVQ digunakan sebagai proses pembelajaran dalam sistem karena algoritma ini mempunyai kecepatan pembelajaran dan keakuratan yang cukup tinggi. Namun penggunaan LVQ dengan teori *fuzzy* masih menemui kendala utama yaitu pemilihan inisialisasi vektor referensi. Dalam *paper* ini kami mengusulkan metode baru dalam tahap inisialisasi vektor referensi, yaitu memilih vektor referensi awal yang terbaik dengan menggunakan fungsi *fitness*. Selanjutnya kami juga telah mengembangkan aplikasi berbasis GUI untuk menampilkan hasil dari klasifikasi aroma. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penggunaan fungsi *fitness* dalam pemilihan vektor referensi mampu meningkatkan tingkat pengenalan aroma dalam sistem.

Kata kunci : teori fuzzy, algoritma, LVQ, jaringan syaraf tiruan

1. Pendahuluan

Sistem penciuman memegang peran penting dalam kehidupan spesies di bumi. Banyak makhluk hidup yang menggantungkan kehidupannya dengan indera penciuman untuk mencari makanan, pasangan, maupun mengenali musuh dari jarak jauh. Begitu pula dengan manusia yang membutuhkan indera penciuman dalam berbagai industri komersial, di antaranya untuk industri makanan [1,2,3], minuman [4,5], perminyakan [6], kesehatan [7,8], dan komestik. Dengan kemajuan teknologi dewasa ini, terdapat peluang untuk mengembangkan sistem penciuman elektronik sebagai pengganti indera penciuman manusia yang masih terpengaruh dengan kondisi emosi dan psikisnya. Salah satu industri yang cukup berpotensi menggunakan indera penciuman adalah industri parfum [9].

Pengembangan sistem pemilah aroma ini digunakan untuk mengetahui komposisi aroma homogen dari sebuah campuran aroma yang tak diketahui. Sekarang penelitian lebih terfokus pada pengembangan struktur jaringan syaraf dan paradigma pembelajarannya. Pada awal pengembangan sistem ini, algoritma pembelajaran yang sedang terkenal adalah *back propagation*.

Namun algoritma ini memiliki tingkat pengenalan yang rendah ketika digunakan untuk memilah aroma campuran dari beberapa aroma homogen dengan kelas aroma yang meningkat.

Kombinasi antara *neural network* dengan teori *fuzzy* diharapkan mampu meningkatkan kemampuan dari sistem [10,11,12]. Teori *fuzzy* sesuai untuk menangani yang buruk dan sistem yang berubah-ubah sedangkan *neural network* digunakan sebagai paradigma pembelajaran karena kemampuan belajar dan mentoleransi kesalahan sebagai alat diagnosa yang handal. Kombinasi keduanya diharapkan mampu meningkatkan kemampuan sistem cerdas ini untuk belajar dan beradaptasi dengan lingkungan dengan variasi data yang kurang lengkap dan tepat.

Hasil uji coba menunjukkan, untuk problem dengan data yang hampir mirip seperti pemilah aroma campuran, *Learning Vector Quantization* memiliki kemampuan yang lebih bagus dibandingkan dengan *neural network* yang lain karena proses pembelajaran LVQ tidak linier dan membutuhkan waktu yang tidak lama untuk konvergen. Ini dapat dibuktikan dengan beberapa uji coba bahwa FLVQ (*Fuzzy Learning Vector Quantization*) yang merupakan kombinasi teori *fuzzy* dengan LVQ memiliki tingkat pengenalan

yang lebih tinggi. Namun FLVQ masih mempunyai kelemahan dalam pemilihan inisialisasi vektor perwakilan awal yang sangat berpengaruh terhadap hasil pengenalan. Masalah ini akan ditangani dengan memberikan fungsi *fitness* untuk memilih vektor perwakilan awal terbaik.

Paper ini tersusun sebagai berikut: bagian 2 berisi Sistem Pemilah Aroma, bagian 3 menjelaskan mengenai *neural network* dan teori *fuzzy* sebagai *clasifier*. Bagian 4 menjelaskan mengenai pemilihan vektor perwakilan terbaik, dan bagian 5 akan membicarakan *Experimental Design* dan hasil dari sistem. Terakhir, pada bagian 6 akan berisi kesimpulan.

2. Sistem Pemilah Aroma

Sistem pemilah aroma ini terdiri dari tiga bagian yaitu sistem sensor, sistem elektronis, dan sistem *neural network*. Sistem sensor dan elektronis digunakan untuk mencacah frekuensi sedangkan sistem *neural network* digunakan sebagai pemilah dan pengklasifikasi aroma yang akan dideteksi. Dalam *paper* ini kami menggunakan sensor QCM 20 MHz yang pada tiap-tiap sensor dilapisi membran tipis yang berbeda untuk membentuk 16 sensor *array* dengan frekuensi resonansi 20 MHz. Skema diagram dari sistem dapat dilihat Gambar 1. Untuk lebih jelasnya mengenai hal ini dapat dilihat pada Kusumo Putro [13].

Sensor yang dipakai adalah sensor resonator kwarsa yang dilapisi membran sensitif. Sensor ini diletakkan di dalam osilator yang bertindak sebagai resonator pada frekuensi tertentu. Prinsip kerja dari sensor hidung elektronik tersebut adalah menghitung nilai/besar penurunan frekuensi. Frekuensi sensor resonator akan menurun saat molekul gas teradsorpsi oleh membran, dan akan kembali normal setelah molekul tersebut

mengalami proses deadsorpsi. Fenomena ini disebut efek pembebanan massa (*mass loading effect*). Perubahan frekuensi ΔF (hz) sebanding dengan massa total molekul gas yang teradsorpsi, diberikan oleh persamaan Sauerbrey :

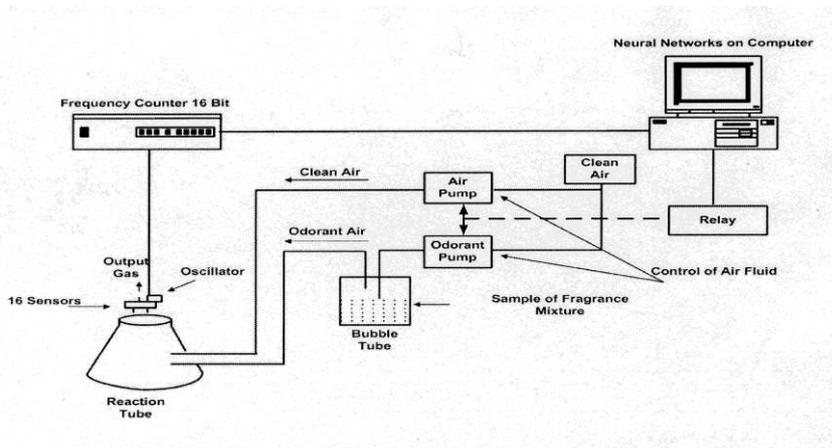
$$\Delta F = -2,3 \times 10^6 \times F^2 \times \frac{\Delta M}{A} \quad (1)$$

di mana F adalah frekuensi resonansi dasar (Mhz), ΔM adalah massa total molekul gas yang terserap (g). dan A adalah luas elektroda (cm²).

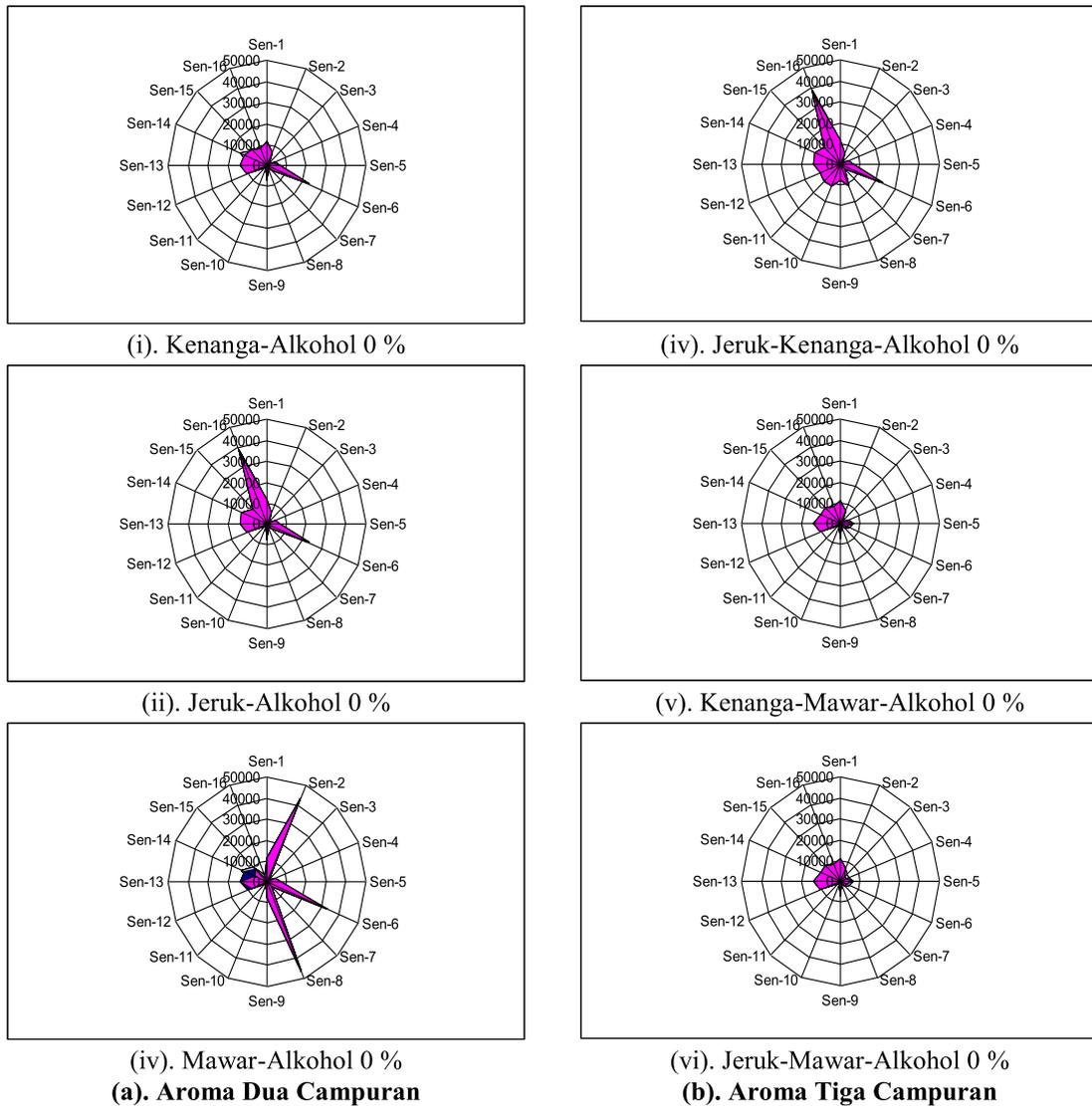
Semua sensor yang berjumlah 16 buah tersebut dilapisi oleh membran-membran sensitif yang mempunyai karakteristik yang berbeda. Perubahan frekuensi masing-masing sensor akan membentuk pola karakteristik tertentu bagi setiap aroma yang berbeda sehingga gas tersebut dapat dibedakan berdasarkan pola yang didapat.

Berikut jenis sensor yang digunakan dalam Sistem Penciuman Elektronik:

- Phosphaticid
- Lecithin
- Cholesterol
- Phospatidyl Inositol
- Phospatidyl Serine
- Phospatidyl Ethanol amine
- Phospatidy Chorine
- Sphingomyelin
- Lecithin 63% Cholesterol 37%
- Sphingomyelin
- Lecithin 63% Cholesterol 37%
- Cardioliin
- Ethyl Cellulose
- Phospatidy Choline 63% Sphingomyelin 37%
- Silicone OV101
- Silicone OV17
- Silicone 50MB/2.000
- Silicone 75MB/90.000



Gambar 1. Skema Diagram Sistem Pemilah Aroma



Gambar 2. Pola Karakteristik Aroma Campuran

Enam belas bahan kimia yang digunakan sebagai sensor pada sistem penciuman elektronik menghasilkan *signature* atau karakteristik pola dari aroma. Dengan menggunakan bermacam bahan kimia ke dalam sensor, dari sini dibentuk *database signature* yang selanjutnya digunakan sebagai data pelatihan dari sistem pemilahan aroma secara otomatis.

3. Jaringan Syaraf dengan Teori Fuzzy

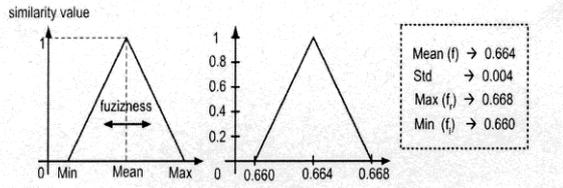
FLVQ merupakan kombinasi antara paradigma pembelajaran dengan menggunakan LVQ dan teori fuzzy. Dalam FLVQ, aktivasi neuron menggunakan angka fuzzy untuk menanggulangi gangguan yang disebabkan oleh penghitungan statistik yang *error*. Vektor input dan vektor referensi difuzifikasi ke

dalam bentuk segitiga fuzzy yang telah ternormalisasi dengan nilai keanggotaan maksimum sama dengan satu [14].

Berikut ini adalah bentuk angka segitiga fuzzy F

$$F = (f, fl, fr) \tag{2}$$

di mana f adalah posisi tengah dari puncak segitiga F , fl adalah sisi kiri, dan fr adalah sisi kanan. Gambar 3 menunjukkan segitiga fuzzy yang telah ternormalisasi yang berasal dari frekuensi *output* sensor 1 untuk aroma jeruk+alkohol 0%; dengan f (0.674 Hz) sebagai posisi tengah yang merupakan nilai rata-rata dari data frekuensi yang ternormalisasi. Nilai keanggotaan dari posisi tengah adalah satu dengan fl (0.670 Hz) dan fr (0.678 Hz) yang merupakan nilai minimum dan maksimum dari data frekuensi yang ternormalisasi dengan nilai fungsi keanggotaan nol [15,16].



Gambar 3. Fuzziness dari aroma CiA0% yang diambil dari sensor 1

Arsitektur jaringan FLVQ seperti tergambar dalam Gambar 4 terdiri dari 3 layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Jumlah neuron dalam *input layer* adalah sebanyak sensor yang digunakan, sedangkan jumlah neuron pada *output layer* sebanyak jumlah kelas aroma yang akan dikenali. Neuron pada *hidden layer* dihubungkan pada setiap *cluster* pada *hidden layer* yang telah dikelompokkan berdasarkan kategori aroma.

Untuk setiap vektor *input* yang masuk ke dalam lapisan *input* dihitung nilai kemiripannya dengan vektor referensi dengan menggunakan *max operation*. Kemudian *output* dari setiap *cluster* diteruskan ke lapisan *output* dengan melakukan *min operation*. Kemudian pada lapisan *output* dipilih vektor referensi yang mempunyai nilai kemiripan tertinggi sebagai vektor referensi pemenang.

Misalkan $x(t)$ sebagai vektor *input* yang telah dinormalisasi dalam dimensi n . Maka, $x(t)$ dapat dinyatakan dalam:

$$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)) \quad (3)$$

di mana n adalah jumlah sensor dan t adalah waktu. Fungsi keanggotaan dari *fuzzy* $x(t)$ dapat dinyatakan dalam:

$$hx(t) = (hx_1(t), hx_2(t), \dots, hx_n(t)) \quad (4)$$

Misalkan vektor referensi *fuzzy* untuk kategori i adalah w_i . Maka, w_i dapat dinyatakan dalam

$$w_i(t) = (w_{i1}(t), w_{i2}(t), \dots, w_{in}(t)) \quad (5)$$

dan fungsi keanggotaan *fuzzy* vektor referensi w_i dapat dinyatakan dalam

$$hw_i(t) = (hw_{i1}(t), hw_{i2}(t), \dots, hw_{in}(t)) \quad (6)$$

Kemudian setiap *cluster* pada *hidden layer* menentukan kemiripan dari dua vektor tersebut dengan menghitung *fuzzy similarity* $\mu_i(t)$ antara $x(t)$ and $w_i(t)$ untuk semua komponen dengan operasi *max* yang dinyatakan dalam

$$\mu_i(t) = \max(h_x(t), hw_{wi}(t)) \quad (7)$$

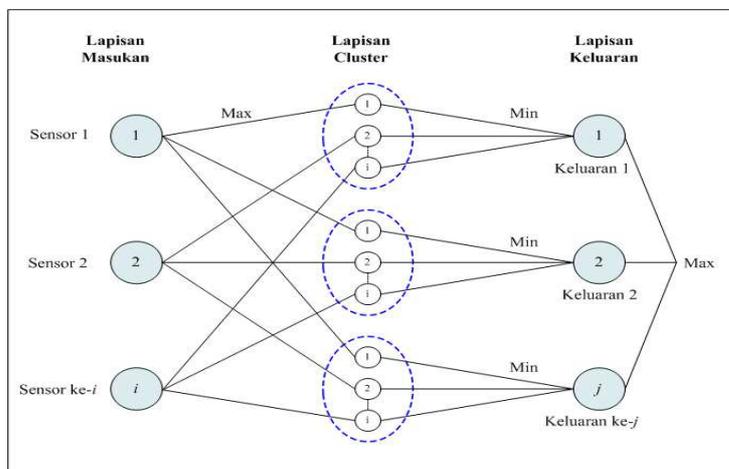
di mana $i = 1, 2, 3, \dots, m$ adalah jumlah kategori aroma.

Output layer akan menerima nilai kemiripan minimum dari masing-masing *cluster* yang merupakan *output* dari neuron ke i

$$\mu(t) = \min(\mu_i(t)) \quad (8)$$

Vektor referensi pemenang pada lapisan *output* ditentukan dengan mencari neuron pada lapisan *output* yang mempunyai nilai similaritas tertinggi. Ketika neuron *output* pemenang pada lapisan *output* mempunyai nilai kemiripan 1, vektor referensi dan vektor *input* adalah serupa. Akan tetapi, ketika nilai similaritasnya sama dengan 0, vektor referensi dan vektor *input* tidak serupa sama sekali.

Pembelajaran dalam FNLVQ dilakukan dengan melakukan serangkaian pebelajaran vektor dengan menghitung nilai similaritas antara vektor *fuzzy* yang telah diketahui kategorinya dengan vektor *fuzzy* yang masih belum jelas kategorinya. Dengan menggunakan penghitungan nilai kemiripan dan pemilihan kategori yang telah dijelaskan di atas, neuron pemenang beserta nilai similaritasnya dapat ditentukan. Kemudian vektor pemenang dan non



Gambar 4. Arsitektur FNLVQ yang digunakan sebagai sistem pemilah pada aplikasi *electronic nose*

pemenang di-update secara berulang untuk mengurangi perbedaan antara *output* dan kategori target.

Untuk meningkatkan nilai kemiripan antara vektor referensi pemenang dengan vektor *input* maka dilakukan prosedur perubahan vektor. Prosedur ini terbagi menjadi dua bagian yaitu menggeser nilai tengah segitiga *fuzzy* mendekati atau menjauhi vektor input dan menambah atau mengurangi lebar segitiga *fuzzy* vektor referensi.

Penambahan dan pengurangan *fuzziness* vektor referensi dimaksudkan dapat meningkatkan kemungkinan adanya perpotongan antara vektor input dengan vektor referensi. Selain itu juga dapat meningkatkan nilai kemiripan antara vektor referensi dengan vektor input. Kami menggunakan dua buah tipe modifikasi *fuzziness* yaitu dengan menggunakan faktor konstan dan faktor *variable* [15,16].

Dengan menggunakan prosedur di atas, akan terdapat tiga kemungkinan yaitu vektor *output* merupakan jawaban yang benar, vektor *output* merupakan jawaban yang salah, dan tidak adanya perpotongan antara vektor *output* dengan vektor referensi.

4. Pemilihan Vektor Perwakilan Terbaik

Kombinasi antara FLVQ dengan fungsi *fitness* digunakan karena FLVQ mempunyai kecepatan belajar nonlinier dan tingkat konvergensi yang tinggi. Sedangkan fungsi *fitness* digunakan untuk memilih vektor perwakilan awal terbaik pada inialisasi proses pembelajaran sistem.

Proses pembelajaran FLVQ teroptimasi dilakukan dengan mencari nilai *fitness* terbaik pada

tiap-tiap *cluster* vektor *input*. *Cluster* vektor *input* terbaik akan digunakan sebagai vektor perwakilan awal yang selanjutnya akan dihitung nilai similaritasnya dengan vektor input. Vektor perwakilan awal yang baik akan memberikan hasil pemilahan aroma yang optimal. Ilustrasi pelatihan FLVQ teroptimasi dapat dilihat pada Gambar 5.

Metode pelatihan menggunakan FLVQ teroptimasi adalah sebagai berikut:

1. Pertama kali metode ini membentuk kumpulan partikel, yang berisi kumpulan lapisan *cluster* yang dibentuk dari vektor masukan secara acak, dalam hal ini lapisan *cluster* dianggap sebagai sebuah partikel.
2. Pada epoch pelatihan pertama, setiap partikel ini dilatih dengan metode pelatihan FNLVQ konvensional, selanjutnya nilai *fitness* didapatkan melalui penjumlahan nilai similaritas keluaran FNLVQ perpartikel dengan rumus:

$$fitness_k = \sum_{i=1}^n \mu_i \tag{9}$$

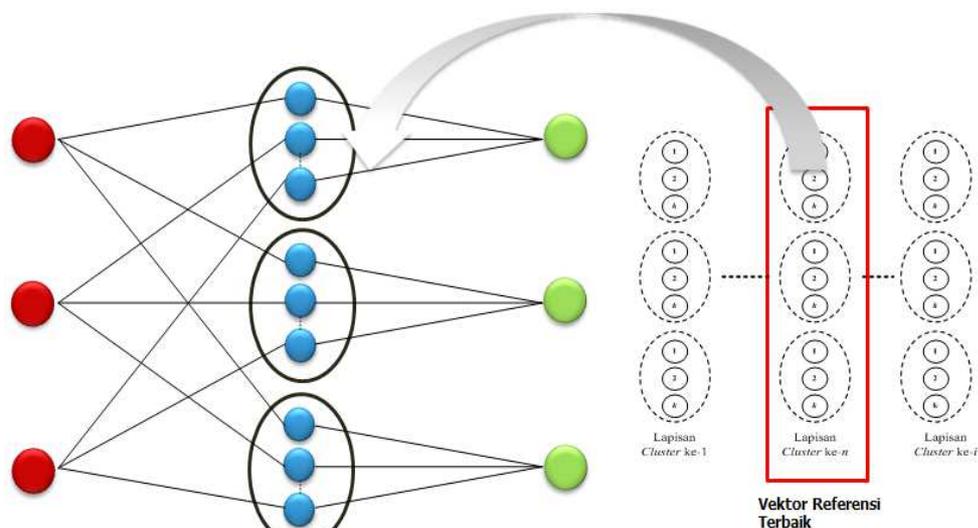
$fitness_k$ = nilai *fitness* partikel ke- k
 μ_i = nilai similaritas keluaran dari FNLVQ
 n = banyaknya vektor masukan pada kelas aroma

3. Partikel yang memiliki nilai *fitness* yang terbaik, diasumsikan sebagai partikel pemenang dengan rumus:

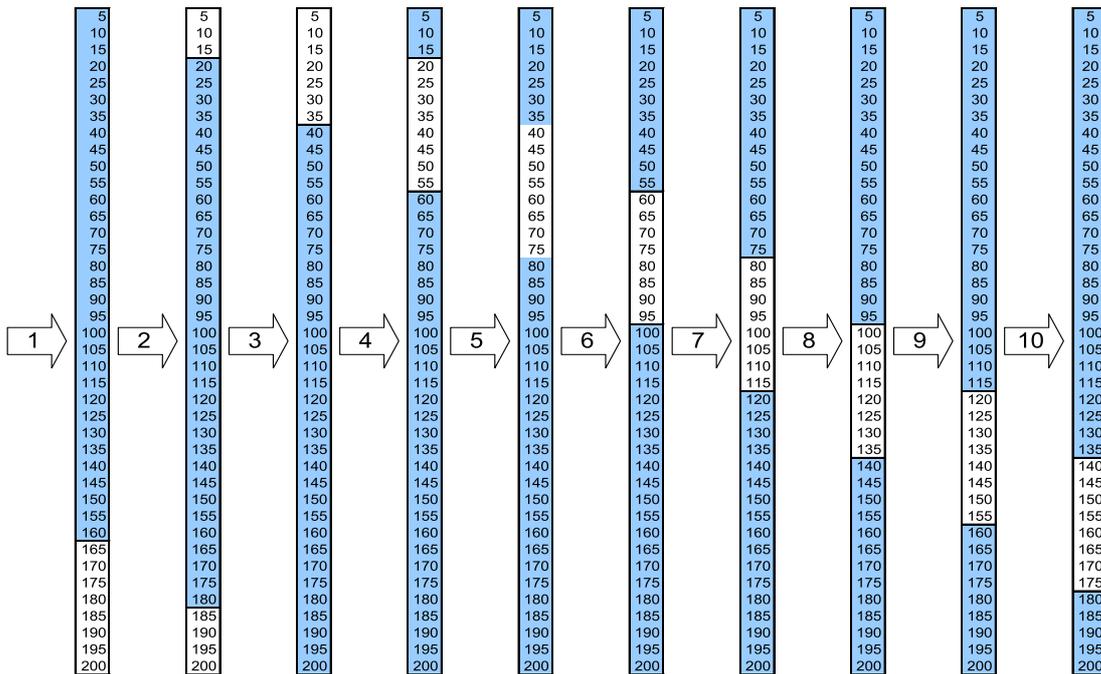
$$p_{win} = \max(fitness) \tag{10}$$

p_{win} = partikel pemenang

4. Dan selanjutnya partikel/lapisan *cluster* ini yang digunakan untuk pelatihan FNLVQ pada epoch selanjutnya.



Gambar 5. Ilustrasi Pelatihan FLVQ teroptimasi



Gambar 6. Ilustrasi Cross Validation

5. Hasil Eksperimen

Dalam penelitian ini kami menggunakan 200 data untuk setiap aroma. Setiap tipe campuran aroma terdiri dari 6 dan 12 kelas aroma. Data campuran aroma terdiri dari tiga aroma dasar yaitu aroma #1, aroma #2, dan alkohol dengan konsentrasi antara 0-70%. Data campuran aroma selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 1 .

Validasi silang merupakan suatu metode statistik yang digunakan menganalisa dan mengukur keakuratan hasil percobaan pada data yang independen. Metode ini membagi sebuah data menjadi beberapa subdata yang selanjutnya subdata satu digunakan untuk mengkonfirmasi kebenaran subdata yang lain.

K-fold cross validation adalah salah satu metode *cross validation* yang membagi data menjadi k subdata. Salah satu subbagian data dijadikan sebagai validator dan testing sedangkan K-1 data digunakan sebagai data pelatihan. Proses diatas dilakukan berulang sebanyak K kali untuk setiap subbagian data. Hasil dari pengujian adalah rata-rata dari K kali pengujian pada data tersebut. Dalam penelitian ini kami menggunakan *K-10 fold cross validation*.

Ilustrasi pada Gambar 6, menunjukkan validasi silang untuk proses pelatihan menggunakan 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.

Sebagai contoh, ada 200 data awal. Kemudian, dengan menggunakan *K-10 fold cross validation* kami akan membuat 10 subkelompok data untuk pelatihan dan proses pengujian. Dari masing-masing kelompok tingkat pengenalan dihitung dan setelah semua tingkat pengenalan dihitung maka tingkat pengenalan dari *cross validation* didapat dari nilai rata-rata dari semua kelompok subdata.

Hasil pengujian dengan menggunakan *cross validation* menunjukkan bahwa tingkat pengenalan untuk setiap subdata berbeda-beda. Dengan menggunakan FLVQ tingkat pengenalan tertinggi terdapat pada subdata #2 (88,8%) dan tingkat pengenalan terendah terdapat pada subdata #10 (68.3%) untuk 6 kelas aroma. Untuk 12 kelas aroma diperoleh tingkat pengenalan tertinggi pada subdata #1 (79.5%) dan terendah pada subdata # (61.3%).

Dari percobaan dengan menggunakan *cross validation* dapat ditarik kesimpulan bahwa tingkat pengenalan FLVQ tergantung pada beberapa faktor yaitu inisialisasi vektor perwakilan awal. Perbedaan tingkat pengenalan pada FLVQ disebabkan berbedanya inisialisasi vektor perwakilan awal pada setiap pengujian. Semakin baik inisialisasi vektor perwakilan awal, akan semakin baik pula tingkat pengenalan yang dihasilkan. Faktor lain yang berpengaruh adalah penataan data yang digunakan. Apabila data yang digunakan untuk pembelajaran kurang tersusun dengan baik maka akan sulit untuk mendapatkan inisialisasi vektor referensi yang baik.

Pengujian dengan menggunakan FLVQ teroptimasi menunjukkan tingkat pengenalan yang lebih baik daripada FLVQ. FLVQ teroptimasi mempunyai tingkat pengenalan rata-rata 94% dengan hasil terendah pada subdata #4 (88.8%) dan tertinggi pada subdata #9 (98.6%) untuk 6 kelas aroma. Untuk 12 kelas aroma tingkat pengenalan terbaik terdapat pada subdata # 2 (100.0%) dan terendah pada subdata # 7 (86.7%). Hal ini menunjukkan fungsi *fitness* pada pemilihan vektor perwakilan awal sangat berpengaruh terhadap performa dari sistem. Perbandingan hasil pengenalan antara FLVQ dengan FLVQ teroptimasi dapat dilihat pada Gambar 7-10. Berdasarkan grafik yang terdapat pada Gambar 7-10, dapat dilihat bahwa metode FLVQ teroptimasi cenderung lebih bagus dan stabil. Walaupun data pembelajaran yang digunakan sedikit, metode FLVQ teroptimasi mampu membedakan campuran aroma dengan lebih baik.

6. Kesimpulan

Dalam penelitian ini telah dikembangkan metode baru dalam sistem pemilahan aroma yaitu dengan melakukan pemilihan vektor perwakilan terbaik pada saat inialisasi vektor perwakilan awal dalam proses pembelajaran FLVQ. Dari percobaan dapat diketahui bahwa FLVQ teroptimasi mempunyai performa yang lebih meyakinkan bila dibandingkan dengan FLVQ biasa.

Pada FLVQ inialisasi vektor perwakilan awal dilakukan secara acak sehingga mengakibatkan proses pembelajaran dan pengenalan kurang optimal. Inialisasi vektor perwakilan awal memegang peran yang penting karena merupakan awal dari proses pembelajaran dari FNLVQ. Awal pembelajaran yang baik akan memberikan proses pembelajaran dan pengenalan yang lebih akurat dan

cepat menuju konvergen.

Sistem penciuman elektronis akan menjadi topik riset yang cukup penting dalam beberapa tahun kedepan. Dengan semakin berkembangnya teknologi, banyak sektor industri potensial yang dapat mengambil keuntungan dari aplikasi ini. Beberapa aplikasi yang berpotensi untuk dikembangkan pada waktu yang akan datang antara lain adalah:

- Pengawasan Lingkungan

Sampah berbahaya yang dihasilkan di bumi pada 40 tahun terakhir sangat luar biasa banyaknya. Kita dapat menggunakan kecanggihan teknologi dengan mengembangkan aplikasi *electronic nose*. Aplikasi *electronic nose* dapat digunakan untuk menganalisa campuran bahan bakar, pendeteksian kebocoran minyak dan gas, identifikasi kualitas air tanah, dan identifikasi aroma dalam lingkungan rumah tangga.

- Bidang Medis

Indera penciuman merupakan indera yang cukup penting untuk seorang dokter sehingga aplikasi *electronic nose* sangat cocok sebagai alat pendiagnosa. *Electronic nose* dapat menguji aroma yang dihasilkan tubuh (misalnya, nafas, luka, dan cairan tubuh) dan menentukan kemungkinan masalah yang timbul. Bau nafas dapat menunjukkan masalah gastrointestinal & sinus, infeksi, diabetes, dan masalah hati. Jaringan luka yang terinfeksi dan mengeluarkan bau yang khas yang dapat dideteksi oleh *electronic nose*. Bau yang berasal dari cairan tubuh dapat menunjukkan masalah hati dan kandung kemih.

Studi yang lebih ketat terkait integrasi *electronic nose* dengan robot sedang dalam pertimbangan.

Tabel 1. Data Aroma Campuran

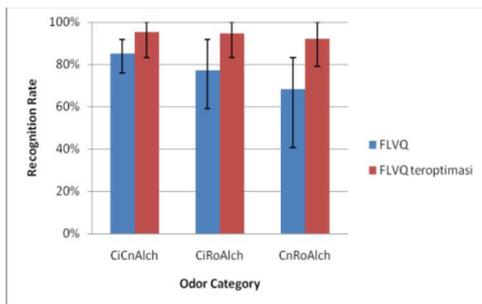
No	Type Campuran Aroma	Campuran aroma dengan beraneka konsentrasi alkohol
1	CiCnAlch Citrus-Cannagga based Alcohol	CiCnA0%, CiCnA15%, CiCnA25%, CiCnA35%, CiCnA45%, CiCnA70%,
2	CiRoAlch Citrus-Rose based Alcohol	CiRoA0%, CiRo15%, CiRoA25%, CiRoA35%, CiRoA45%, CiRoA70%
3	CnRoAlch Cannagga-Rose based Alcohol	CnRoA0%, CnRoA15%, CnRoA25%, CnRoA35%, CnRoA45%, CnRoA70%
4	CiCnAlch + CiRoAlch Citrus-Cannagga based Alcohol + Citrus-Rose based Alcohol	CiCnA0%, CiCnA15%, CiCnA25%, CiCnA35%, CiCnA45%, CiCnA70%, CiRoA0%, CiRo15%, CiRoA25%, CiRoA35%, CiRoA45%, CiRoA70%
5	CiCnAlch + CnRoAlch Citrus-Cannagga based Alcohol + Citrus-Rose based Alcohol	CiCnA0%, CiCnA15%, CiCnA25%, CiCnA35%, CiCnA45%, CiCnA70%, CnRoA0%, CnRoA15%, CnRoA25%, CnRoA35%, CnRoA45%, CnRoA70%
6	CiRoAlch + CnRoAlch Citrus-Rose based Alcohol + Cannagga-Rose based Alcohol	CiRoA0%, CiRo15%, CiRoA25%, CiRoA35%, CiRoA45%, CiRoA70%, CnRoA0%, CnRoA15%, CnRoA25%, CnRoA35%, CnRoA45%, CnRoA70%

Tabel 2. Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode FLVQ dengan menggunakan *Cross Validation* untuk setiap subdata

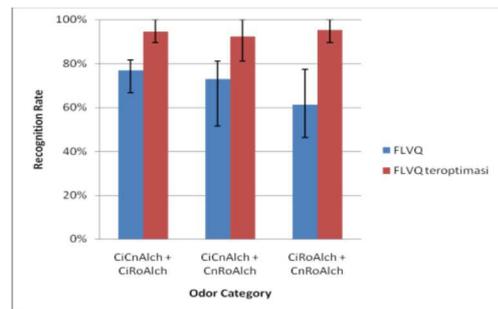
Aroma\CV	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Average
CiCnAlch	89.1%	91.6%	89.1%	83.3%	85.8%	75.8%	80.0%	86.6%	90.0%	79.1%	85.1%
CiRoAlch	80.8%	91.6%	80.0%	81.6%	74.1%	89.1%	77.5%	67.5%	71.6%	59.1%	77.3%
CnRoAlch	77.5%	83.3%	80.0%	40.8%	80.8%	60.8%	64.1%	58.3%	71.7%	66.6%	68.4%
CiCnAlch+CiRoAlch	80.0%	75.2%	81.6%	66.6%	81.6%	81.2%	75.4%	78.3%	79.1%	69.1%	76.8%
CiCnAlch+CnRoAlch	81.2%	68.7%	80.8%	67.9%	71.6%	67.4%	80.8%	51.6%	80.8%	77.9%	72.9%
CiRoAlch+CnRoAlch	77.5%	70.8%	57.9%	58.7%	67.4%	46.2%	6.4%	54.1%	62.9%	51.2%	61.2%

Tabel 3. Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode FLVQ Teroptimasi dengan menggunakan *Cross Validation* untuk setiap subdata

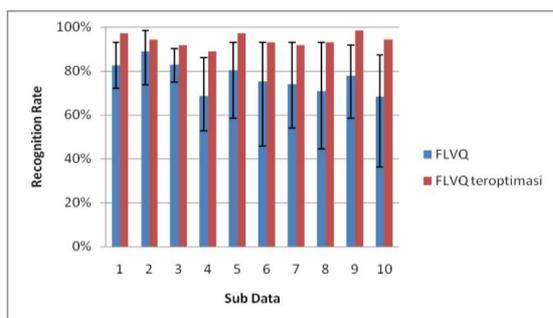
Aroma\CV	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Average
CiCnAlch	95.8%	95.8%	100.0%	91.6%	95.8%	100.0%	100.0%	100.0%	83.3%	95.4%	95.4%
CiRoAlch	100.0%	87.5%	91.6%	83.3%	95.8%	95.8%	95.8%	95.8%	100.0%	100.0%	94.6%
CnRoAlch	95.8%	100.0%	83.3%	91.6%	100.0%	91.6%	79.1%	83.3%	95.8%	100.0%	92.1%
CiCnAlch+CiRoAlch	95.8%	91.2%	97.9%	95.8%	93.7%	89.5%	89.5%	91.6%	100.0%	97.9%	94.6%
CiCnAlch+CnRoAlch	95.8%	100.0%	93.7%	87.5%	100.0%	95.8%	81.2%	83.3%	100.0%	89.5%	92.7%
CiRoAlch+CnRoAlch	100.0%	100.0%	95.8%	89.5%	97.9%	97.9%	89.5%	93.7%	97.9%	95.8%	95.8%



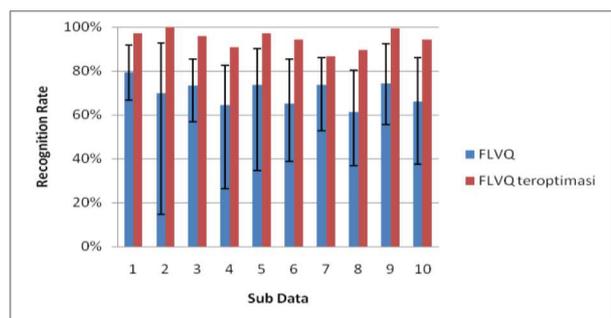
Gambar 7. Perbandingan tingkat pengenalan antara FLVQ dan FLVQ teroptimasi dengan *cross validation* untuk 6 *output*



Gambar 8. Perbandingan tingkat pengenalan antara FLVQ dan FLVQ teroptimasi dengan *cross validation* untuk 12 *output*



Gambar 9. Perbandingan tingkat pengenalan antara FLVQ dan FLVQ teroptimasi untuk setiap subdata (6 *output*)



Gambar 10. Perbandingan tingkat pengenalan antara FLVQ dan FLVQ teroptimasi untuk setiap subdata (12 *output*)

REFERENSI

- [1] A.Z. Berna, J. Lammertyn, S. Saevels, C. Di Natale and B.M. Nicolai, Electronic nose systems to study shelf life and cultivar effect on tomato aroma profile, *Sens.Actuators B*, vol.97, Feb. 2004, 324-333
- [2] S. Oshita, K. Shima, T. Haruta, Y. Seo, Y. Kawagoe, S. Nakayama and S. Kawana, Discrimination of odours emanating from La France pear by semiconductor polymer sensors, *Comput.Electro.Agric.* vol 26, 209-216, 2000.
- [3] S. Saevels, J. Lammertyn, A.Z. Berna, E. Veraverberke, C. Di Natale, B.M. Nicolai, Electronic nose as a non destructive tool to evaluate the optimal harvest date of apples, *Postharvest Biol.Technol.*, Vol. 30, pp.3-14, 2003
- [4] C. Di Natale, F.A.M Davide, A.Damico, P.Nelli, s.Groppelli, G. Sberveglieri, An Electronic nose for the recognition of the vineyard of a red wine, *Sens.Actuators*, B33 (1-3), 83-86, 1996.
- [5] T. Nakamoto, K. Fukunishi and T. Moriizumi, Identification capability of odour sensors using quartz resonator array and neural network pattern recognition, *Sens.Actuators*, 1990, B1, 473-476.
- [6] T. Sobanski, A. Szczurek, K. Nitsch, B.W. Licznanski and W. Radwan, Electronic nose applied to automotive fuel qualification, *Sens.Actuators*, B116, 2006, 207-212.
- [7] K. Pope, "Technology Improves on the Nose As Science Tries to Imitate Smell," *Wall Street Journal*, pp. B1-2, 1 March 1995.
- [8] P.E. Keller, R.T. Kouzes, L.J. Kangas, and S.Hashem, "Transmission of Olfactory Information for Telemedicine," *Interactive Technology and the New Paradigm for Healthcare*, R.M. Satava, K. Morgan, H.B. Sieburg, R. Mattheus, and J.P. Christensen (ed.s), IOS Press, Amsterdam, 1995, pp. 168-172.
- [9] A. Carrasco, C. Saby and P. Bernadet, Discrimination of Yves Saint Laurent perfumes by an electronic nose, *Flav. and Fragr. Journal*, 13, 335-348, 1998.
- [10] W. Pedrycs, Fuzzy neural networks with reference neurons as pattern classifiers, *IEEE Trans. Neural Networks*, 3, pp. 770-775, 1992.
- [11] Karayiannis N. B. and Pai, P. I., A family of fuzzy algorithms for learning vector quantization, In *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks*, Dagli, C. H. et al. Eds. New York: ASME Press, 219-224, 1994.
- [12] Karayiannis, N. B. and Pai, P. I., Fuzzy algorithms for learning vector quantization, *IEEE Trans. Neural Networks*, 7, 1196-1211, 1996
- [13] B. Kusumoputro and M. Rivai, Discrimination of fragrance odor by arrayed quartz resonator and a neural networks, in *Computational Intelligence and Multimedia Applications*, H. Selvaraj and B. Verma (Eds), World Scientific Press Singapore, 264-269, 1998.
- [14] T. Masters, "Advanced algorithms for neural network", New York:Wiley, 1995.
- [15] Paul E. Keller, "Overview of electronic nose algorithms," *IJCNN99*, Washington, DC, USA.
- [16] Kohonen, T., "Improved vesion of learning vector quantization ," *Proc. of IEEE-IJCNN*,1990,I,545-550.