

MODIFIKASI FUZZY NEURO LEARNING VECTOR
QUANTIZATION MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION UNTUK SISTEM PENCIUMAN ELEKTRONIK

TESIS

ROCHMATULLAH

0706193510



UNIVERSITAS INDONESIA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER

DEPOK

JULI 2009

**MODIFIKASI FUZZY NEURO LEARNING VECTOR
QUANTIZATION MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION UNTUK SISTEM PENCIUMAN ELEKTRONIK**

TESIS

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Ilmu
Komputer

ROCHMATULLAH

0706193510



UNIVERSITAS INDONESIA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER

DEPOK

JULI 2009

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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

Nama : Rochmatullah

NPM : 0706193510

Tanda Tangan :

Tanggal : 1 Juli 2009



HALAMAN PENGESAHAN

Tesis ini diajukan oleh :

Nama : Rochmatullah
NPM : 0706193510
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul Tesis : Modifikasi Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization
menggunakan Particle Swarm Optimization untuk
Sistem Penciuman Elektronik

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

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Dr. Eng. Wisnu Jatmiko ()

Penguji : Dr. Petrus Mursanto ()

Penguji : Setiadi Yazid, Ph.D ()

Penguji : Bob Hardian, Ph.D ()

Ditetapkan di : Depok

Tanggal :

KATA PENGANTAR

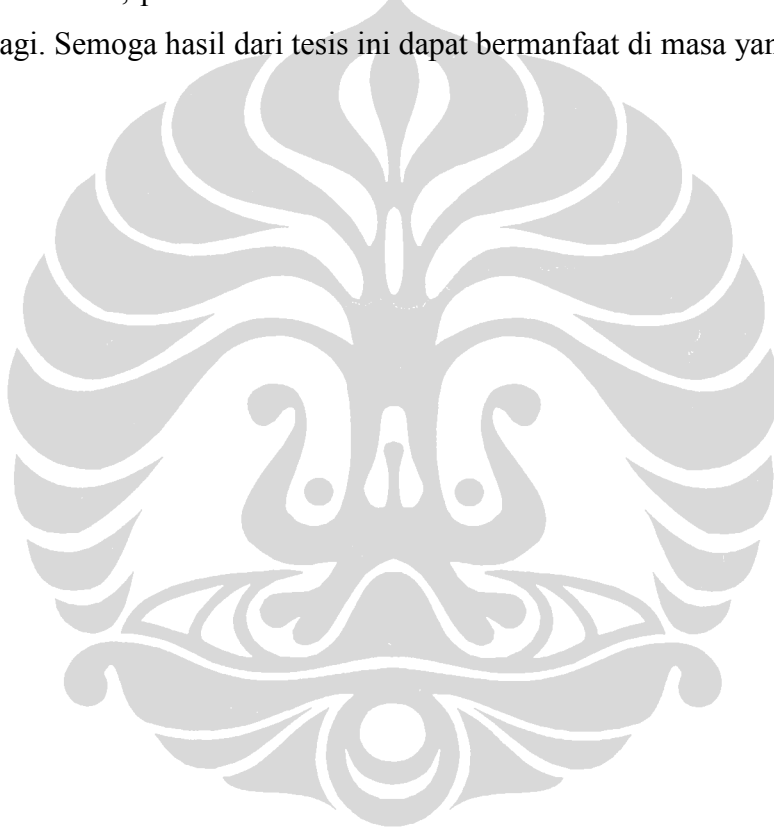
Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT. Atas berkat dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan pengerjaan tesis yang berjudul “Modifikasi Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization menggunakan Particle Swarm Optimization untuk Sistem Penciuman Elektronik”. Penulisan tesis ini dikerjakan guna memenuhi sebagian persyaratan dalam memperoleh gelar Master Ilmu Komputer pada Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia.

Dalam penyelesaian tesis ini banyak pihak yang telah membantu penulis, baik memberikan dukungan, bimbingan serta semangat, oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya. Ucapan terima kasih ingin penulis tujukan kepada pihak-pihak berikut:

1. Negara Republik Indonesia yang telah memberikan kepercayaan berupa beasiswa kepada penulis untuk meneruskan pendidikan di FASILKOM UI.
2. Bapak Wisnu Jatmiko sebagai pembimbing penulis, terima kasih atas kepercayaannya menerima penulis untuk meneliti di *Robotic Research* serta membimbing penulis dalam penyelesaian penelitian ini.
3. Kedua Orang tua, serta Mia Wijayanti istri penulis yang memberikan semangat untuk menyelesaikan tesis ini.
4. Adik-adik penulis, Doni Anshori dan Fajri Akbar yang senantiasa memberikan dukungan kepada penulis.
5. Rekan-rekan penghuni *Robotic Research*, Mas Rusdi, Mas Wulung, Andreas Febrian, Tony, Arfan, Nulad, Rizki mardian, Andre Tampubolon, Adit, Ferry, Candra, Dhimas, Riza serta Mas Hari.
6. Teman satu cluster penulis Mas Nino, Mas Andi, Mas Wawan, Mas Arif, Danil dengan canda-nya sehingga penulis dapat melewati masa-masa sulit perkuliahan di FASILKOM UI.
7. Bu Dwina, Mba Sukma, Mba Woro, Mba Dewi, Mba Meira, Ferdi, Mas Surya, Mas Dwi, teman Angkatan 2007 yang selalu kompak, terutama saat acara makan-makan.

8. Mas John, Mas Amri, Mas Sigit, Ogi, Wahid Rekan eks Angkatan 2007 yang telah berjuang FASILKOM UI, namun terhempas di lautan kerasnya perkuliahan semester awal, terima kasih atas bantuannya selama ini.
9. Mba Ifah, Irfan, Mba Nailly yang telah bersungguh-sungguh dengan penulis mengerjakan proyek JST pada perkuliahan semester III.
10. Serta para mahasiswa MIK angkatan 2006 maupun 2008 lainnya.

Penulis menyadari bahwa tesis ini memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis menerima semua saran dan kritik demi hasil yang lebih baik lagi. Semoga hasil dari tesis ini dapat bermanfaat di masa yang akan datang.



HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMISI

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertandatangan dibawah ini:

Nama : Rochmatullah
NPM : 0706193510
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Departemen : --
Fakultas : Ilmu Komputer
Jenis Karya : Tesis

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

“Modifikasi *Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization* menggunakan *Particle Swarm Optimization* untuk Sistem Penciuman Elektronik.”

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). 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 tanpa meminta izin dari 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 : 1 Juli 2009

Yang menyatakan

(Rochmatullah)

ABSTRAK

Nama : Rochmatullah
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul : Modifikasi *Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization* menggunakan *Particle Swarm Optimization* untuk Sistem Penciuman Elektronik

Tesis ini meneliti metode pengklasifikasian menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan untuk mengklasifikasikan data aroma. Data aroma adalah data keluaran dari Sistem Penciuman Elektronik. Penelitian ini merupakan lanjutan penelitian sebelumnya yaitu metode pengklasifikasian *Fuzzy-Neuro Learning Vector Quantization* (FNLVQ). Sebelumnya telah dikembangkan pula metode *Matrix Similarity Analysis* (MSA) guna menentukan kriteria pemberhentian algoritma FNLVQ. Dalam penelitian ini akan dikembangkan dua metode FNLVQ yang akan dioptimalkan dengan metode *Swarm Intelligence* yaitu FNLVQ-*Particle Swarm Optimization* (PSO) dan metode *Swarm-FNLVQ*.

Dengan menggunakan validasi silang, hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa rata-rata tingkat pengklasifikasian untuk aroma tiga campuran menggunakan FNLVQ-PSO sebesar 91% dan *Swarm-FNLVQ* sebesar 90% dimana kedua metode ini lebih baik daripada FNLVQ yang sebesar 79% dan FNLVQ-MSA sebesar 77%.

Kata kunci : Sistem Penciuman Elektronik, Jaringan Syaraf Tiruan, *Fuzzy-Neuro Learning Vector Quantization*, *Particle Swarm Optimization*, FNLVQ-PSO

ABSTRACT

Name : Rochmatullah
Study Program : Magister Ilmu Komputer
Title : Modified Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization based on Particle Swarm Optimization for The Electronic Nose System

This thesis examines a classification method based on Artificial Neural Networks to classifying various mixture of fragrance which is the output of The Electronic Nose System. This research is a continuation research of earlier Fuzzy-Neuro Learning Vector Quantization (FNLVQ) classification method. Previously a Matrix Similarity Analysis method is developed to determine a stopping criterion of FNLVQ algorithms. This research objective is to develops two modification FNLVQ method based on Swarm Intelligence method namely FNLVQ-Particle Swarm Optimization (PSO) and Swarm-FNLVQ methods.

By using cross validation, this research showed that the average classification rate of FNLVQ-PSO is 91% whether Swarm-FNLVQ is 90%, this two methods is better than conventional FNLVQ with 79% and FNLVQ-MSA at 77%.

Key words : Electronic Nose System, Artificial Neural Networks, Fuzzy-Neuro Learning Vector Quantization, Particle Swarm Optimization, FNLVQ-PSO

DAFTAR ISI

| | |
|--|------|
| HALAMAN JUDUL..... | i |
| HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS..... | ii |
| HALAMAN PENGESAHAN..... | iii |
| KATA PENGANTAR | iv |
| HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMISI..... | vi |
| ABSTRAK..... | vii |
| ABSTRACT..... | viii |
| DAFTAR ISI..... | ix |
| DAFTAR GAMBAR..... | xi |
| DAFTAR TABEL..... | xiii |
| BAB 1 PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang..... | 1 |
| 1.2 Perumusan Masalah..... | 2 |
| 1.3 Tujuan..... | 3 |
| 1.4 Ruang Lingkup..... | 3 |
| 1.5 Metodologi Penelitian..... | 3 |
| 1.6 Sistematika Penulisan..... | 4 |
| BAB 2 STUDI LITERATUR..... | 5 |
| 2.1 Sistem Penciuman Elektronik..... | 5 |
| 2.1.1 Sistem Sensor dan Peralatan Penciuman Elektronik..... | 5 |
| 2.2 Jaringan Syaraf Tiruan..... | 9 |
| 2.2.1 Paradigma Pembelajaran JST..... | 9 |
| 2.2.2 Pembelajaran Berbasis Kompetisi..... | 10 |
| 2.3 Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization (FNLVQ)..... | 10 |
| 2.3.1 Arsitektur Jaringan FNLVQ..... | 11 |
| 2.3.2 Penentuan Vektor Perwakilan Awal..... | 12 |
| 2.3.3 Proses Fuzzifikasi..... | 12 |
| 2.3.4 Nilai Similaritas..... | 13 |
| 2.3.5 Pembelajaran FNLVQ..... | 14 |

| | | |
|-------|--|----|
| 2.3.6 | Pengujian FNLVQ | 19 |
| 2.4 | Matriks Similarity Analysis (MSA) | 19 |
| 2.4.1 | FNLVQ dengan MSA | 19 |
| 2.4.2 | Penyesuaian Vektor Perwakilan dengan MSA | 21 |
| 2.5 | Validasi Silang | 22 |
| 2.6 | Particle Swarm Optimization (PSO) | 24 |
| 2.7 | Modifikasi PSO untuk masalah dengan banyak solusi | 28 |
| 2.7.1 | Sequential PSO Niching | 29 |
| 2.7.2 | Parallel PSO Niching | 30 |
| 2.7.3 | Quasi-Sequential Niching | 31 |
| BAB 3 | Modifikasi FNLVQ | 33 |
| 3.1 | Metode FNLVQ - PSO | 33 |
| 3.1.1 | Penentuan Ruang Pencarian PSO pada FNLVQ | 34 |
| 3.1.2 | Inisialisasi Awal Vektor Perwakilan FNLVQ-PSO | 35 |
| 3.1.3 | Fungsi Fitness | 36 |
| 3.1.4 | local best dan global best | 37 |
| 3.1.5 | Penggeseran Vektor Perwakilan menggunakan PSO | 38 |
| 3.1.6 | Pelatihan pada FNLVQ-PSO | 39 |
| 3.2 | Metode Swarm-FNLVQ | 42 |
| 3.3 | Implementasi FNLVQ – PSO | 45 |
| BAB 4 | Analisis Pengenalan Aroma | 49 |
| 4.1 | Hasil Pengenalan Aroma Menggunakan FNLVQ | 49 |
| 4.2 | Hasil Pengenalan Aroma Menggunakan FNLVQ-MSA | 56 |
| 4.3 | Hasil Pengenalan Aroma Menggunakan FNLVQ – PSO | 59 |
| 4.4 | Hasil Pengenalan Aroma Menggunakan Swarm-FNLVQ | 61 |
| 4.5 | Perbandingan Tingkat Pengenalan Aroma tanpa Validasi Silang | 64 |
| 4.6 | Perbandingan Tingkat Pengenalan Aroma dengan Validasi Silang | 68 |
| | KESIMPULAN | 71 |
| | DAFTAR PUSTAKA | 72 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 2.1 Peralatan sistem pengujian pengenalan aroma..... | 6 |
| Gambar 2.2 Karakteristik pola (a) aroma dua campuran dan (b) aroma tiga campuran | 8 |
| Gambar 2.3 Arsitektur Jaringan FNLVQ..... | 11 |
| Gambar 2.4 Ilustrasi Proses Fuzzifikasi..... | 13 |
| Gambar 2.5 Nilai similaritas vektor perwakilan dengan vektor training | 14 |
| Gambar 2.6 Vektor Pemenang Perwakilan didekatkan kepada Vektor Masukan..... | 15 |
| Gambar 2.7 Vektor Pemenang Perwakilan didekatkan kepada Vektor Masukan..... | 16 |
| Gambar 2.8 Vektor Pemenang Perwakilan dijauhkan terhadap Vektor Masukan..... | 17 |
| Gambar 2.9 Vektor Perwakilan baru diperkecil Fuzziness-nya..... | 18 |
| Gambar 2.10 Pembelajaran jika Output FNLVQ sama dengan Target namun Nilai Similaritas-nya nol..... | 19 |
| Gambar 2.11 Matriks Similaritas | 20 |
| Gambar 2.12 Kondisi Ideal MSA adalah mendekati matriks identitas..... | 21 |
| Gambar 2.13 Ilustrasi validasi silang..... | 23 |
| Gambar 3.1 Ilustrasi Penggunaan Koordinat FNLVQ untuk Pencarian dengan PSO..... | 34 |
| Gambar 3.2 Ilustrasi Pembentukan Kumpulan Vektor Perwakilan FNLVQ-PSO | 35 |
| Gambar 3.3 Ilustrasi Penentuan Partikel serta Niche pada FNLVQ-PSO | 36 |
| Gambar 3.4 Ilustrasi Proses Pelatihan FNLVQ dengan PSO | 39 |
| Gambar 3.5 Ilustrasi Proses Pelatihan FNLVQ dengan PSO | 40 |
| Gambar 3.6 Ilustrasi Pelatihan FNLVQ dengan PSO..... | 43 |
| Gambar 3.7 Tampilan Program Simulasi FNLVQ-PSO..... | 45 |
| Gambar 3.8 Visualisasi Data Aroma serta Pengenalannya dengan GUI..... | 46 |
| Gambar 3.9 Kontrol Parameter FNLVQ..... | 47 |
| Gambar 3.10 Kontrol Optimisasi Parameter FNLVQ..... | 47 |
| Gambar 3.11 Kontrol Program Utama | 48 |
| Gambar 3.12 Kontrol Simulasi Validasi Silang..... | 48 |
| Gambar 4.1 Tingkat Pengenalan FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan Nilai α Bervariasi | 50 |

| | |
|---|----|
| Gambar 4.2 Tingkat Pengenalan FNLVQ dengan Inisialisasi Vektor Masukan Acak..... | 52 |
| Gambar 4.3 Tingkat Pengenalan FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pengujian | 54 |
| Gambar 4.4 Tingkat Pengenalan FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan serta Validasi Silang | 55 |
| Gambar 4.5 Tingkat Pengenalan FNLVQ-MSA untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pengujian..... | 57 |
| Gambar 4.6 Tingkat Pengenalan FNLVQ-MSA untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi serta Validasi Silang..... | 58 |
| Gambar 4.7 Tingkat Pengenalan FNLVQ-PSO untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi..... | 60 |
| Gambar 4.8 Tingkat Pengenalan FNLVQ-PSO untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi serta Validasi Silang..... | 61 |
| Gambar 4.9 Tingkat Pengenalan Swarm-FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi..... | 62 |
| Gambar 4.10 Tingkat Pengenalan Swarm-FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi serta Validasi Silang..... | 64 |
| Gambar 4.11 Parameter yang digunakan dalam Percobaan..... | 64 |
| Gambar 4.12 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran per-Metode Pengklasifikasian | 65 |
| Gambar 4.13 Perbedaan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran per-Konfigurasi Pelatihan..... | 66 |
| Gambar 4.14 Perbandingan Kecepatan FNLVQ, FNLVQ-MSA, FNLVQ-PSO dan Swarm-FNLVQ pada Pelatihan dengan epoch = 100 (dalam detik) 67 | 67 |
| Gambar 4.15 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran dengan Validasi Silang per-Konfigurasi Pelatihan | 69 |
| Gambar 4.16 Perbedaan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran dengan Validasi Silang per-Metode Pengklasifikasian | 70 |

DAFTAR TABEL

| | |
|--|----|
| Tabel 2.1 Ilustrasi Penyesuaian Vektor Perwakilan dengan MSA..... | 22 |
| Tabel 4.1 Jenis Aroma Tiga Campuran yang Digunakan dalam Penelitian | 49 |
| Tabel 4.2 Tingkat Pengenalan Aroma Tiga Campuran menggunakan FNLVQ dengan berbagai tingkat α | 50 |
| Tabel 4.3 Perbandingan Tingkat Pengenalan FNLVQ antara Inisialisasi Vektor Masukan Acak dengan Vektor Masukan Awal | 52 |
| Tabel 4.4 Konfigurasi Pelatihan yang Digunakan dalam Penelitian..... | 53 |
| Tabel 4.5 Tingkat Pengenalan FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan | 53 |
| Tabel 4.6 Tingkat Pengenalan FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan serta Validasi Silang | 55 |
| Tabel 4.7 Tingkat Pengenalan FNLVQ-MSA untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan..... | 56 |
| Tabel 4.8 Tingkat Pengenalan FNLVQ-MSA untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan serta Validasi Silang..... | 58 |
| Tabel 4.9 Tingkat Pengenalan FNLVQ-PSO untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan | 59 |
| Tabel 4.10 Tingkat Pengenalan FNLVQ-PSO untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan serta Validasi Silang..... | 60 |
| Tabel 4.11 Tingkat Pengenalan Swarm-FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan..... | 62 |
| Tabel 4.12 Tingkat Pengenalan Swarm-FNLVQ untuk Aroma Tiga Campuran dengan berbagai Konfigurasi Pelatihan serta Validasi Silang..... | 63 |
| Tabel 4.13 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran per-Metode Pengklasifikasian | 64 |
| Tabel 4.14 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran per-Konfigurasi Pelatihan..... | 65 |
| Tabel 4.15 Perbandingan Tingkat Kecepatan FNLVQ, FNLVQ-MSA, FNLVQ-PSO dan Swarm-FNLVQ untuk Epoch 100 (dalam detik) | 67 |

Tabel 4.16 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran dengan Validasi Silang per-Konfigurasi Pelatihan 68

Tabel 4.17 Perbandingan Tingkat Pengenalan Metode yang diujicobakan untuk Aroma Tiga Campuran dengan Validasi Silang per-Metode Pengklasifikasian 69

