

PERBANDINGAN METODE KDDA MENGGUNAKAN KERNEL RBF, KERNEL POLINOMIAL DAN METODE PCA UNTUK PENGENALAN WAJAH AKIBAT VARIASI PENCAHAYAAN

**Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik
Universitas Kristen Maranatha
Jl. Prof. Drg. Suria Sumantri 65, Bandung 40164, Indonesia**

**Andreas Oloan Sihotang
NRP: 1022075
Email: andreas.o.sihotang@gmail.com**

ABSTRAK

Teknologi pengenalan wajah semakin berkembang seiring dengan bertambahnya problem di dalam bidang ini. Sudah menjadi pengetahuan umum citra yang dipengaruhi oleh variasi pencahayaan, pose ataupun faktor lainnya non-linier dan kompleks. Hal ini mendorong terciptanya sebuah metode yang mampu menjawab masalah non-linieritas pada citra. Metode Linier seperti PCA (*Principal Component Analysis*) tidak cukup handal untuk menjawab permasalahan ini. Karena itu, dalam Tugas Akhir ini diusulkan metode KDDA (*Kernel Direct Discriminant Analysis*) menggunakan *kernel* RBF / *kernel* Polinomial dan diharapkan metode ini mampu menjawab permasalahan non-linieritas. Simulasi dilakukan menggunakan *database* ORL dan Wiermann. Dalam simulasi ini, juga digabungkan dua *database* dan ditambahkan variasi pencahayaan dengan mengurangi piksel secara seragam menjadi 60 persen dari semula. Pada simulasi menggunakan *database* ORL, terjadi peningkatan persentase akurasi pengenalan sebesar 62,5 persen (KDDA-RBF) dan 52,5 persen (KDDA-Polinomial). Untuk *database* Wiermann, terjadi peningkatan sebesar 12,5 persen dan 40 persen.

Kata Kunci : *Kernel, Database, KDDA, PCA, Non-Linier, RBF, Polinomial.*

**THE COMPARISON OF KDDA METHOD USING
RBF KERNEL, POLYNOMIAL KERNEL AND PCA METHOD
FOR FACE RECOGNITION
UNDER ILLUMINATION VARIATION**

*Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering
Maranatha Christian University
Jl. Prof. Drg. Suria Sumantri 65, Bandung 40164, Indonesia*

Andreas Oloan Sihotang
NRP: 1022075
Email: andreas.o.sihotang@gmail.com

ABSTRACT

Face Recognition Technology is growing as steady as the problem in this subject. It is highly known that images that suffer under variations of illumination, pose and other factor is highly non-linear and complex. This encourage a creation of method that can answer the non-linearity problem of images. Linear method such as PCA (Principal Component Analysis) is not strong enough to tackle this problem. Thus, on this Final Project we proposed KDDA (Kernel Direct Discriminant Analysis) using RBF kernel / Polynomial kernel and it is hope that this method can answer the problem of non-linearity. The simulation runs by using two database, ORL dan Weizmann. The process of merging those database and giving the illumination variations by decreasing the image pixel into 60 percent from before , also happens in this simulation. There was an improvement about 62.5 percent (KDDA-RBF) and 52.5 percent (KDDA-Polynomial) when using ORL database. When using Weizmann database, there is an improvement about 12.5 percent and 40 percent.

Key Word : Kernel, Database, KDDA, PCA, Non-Linear, RBF, Polynom

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN

PERNYATAAN ORISINALITAS LAPORAN

PERNYATAAN PUBLIKASI LAPORAN TUGAS AKHIR

KATA PENGANTAR

ABSTRAK i

ABSTRACT ii

DAFTAR ISI iii

DAFTAR GAMBAR vi

DAFTAR TABEL vii

DAFTAR NOTASI viii

BAB I PENDAHULUAN 1

I.1. Latar Belakang 1

I.2. Hipotesis 2

I.3. Kontribusi dalam Tugas Akhir 2

I.4. Rumusan Masalah 2

I.5. Tujuan Tugas Akhir 3

I.6. Pembatasan Masalah 3

I.7. Sistematika Penulisan 3

BAB II LANDASAN TEORI 5

II.1. Pengenalan Wajah 5

II.1.1. Pengelompokan	5
II.1.2. Diagram Blok Proses Pengenalan Wajah.....	6
II.1.3. Ekstraksi Fitur	6
II.1.4. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Akurasi Pengenalan Wajah	7
II.2. <i>Kernel</i>	7
II.2.1. Permasalahan Linier dan Non Linier.....	7
II.2.2. Fungsi <i>kernel</i> dan Metode <i>kernel</i>	8
II.2.3. Contoh-contoh Fungsi <i>kernel</i>	9
II.3. <i>Principal Component Analysis</i>	12
II.4. Studi Literatur	14
II.5. KDDA (<i>Kernel Direct Discriminant Analysis</i>).....	16
II.6. <i>Recognition Rate</i> dan <i>Error Rate</i>	19
BAB III PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK	20
III.1. Penjelasan Singkat	20
III.2. Perancangan KDDA.....	20
III.2.1. Tampilan Diagram Alir KDDA secara Umum	20
III.2.2. Pre-Processing dan Deteksi Wajah	22
III.2.3. Menghitung Matriks <i>kernel discriminant subspace</i> KDDA.....	22

III.2.4. Menghitung Matriks proyeksi citra uji di <i>subspace</i>	
KDDA	29
III.2.5. Merancang Program Klasifikasi.....	30
III.2.6. Merancang Program <i>Kernel</i> RBF dan Polinomial	31
III.2.7. Penjelasan <i>Database</i> yang dipakai.....	31
III.2.8. Penggabungan Dua <i>Database</i> dan Variasi Pencahayaan..	32
BAB IV DATA PENGAMATAN DAN ANALISIS DATA.....	33
IV.1 Penjelasan tentang Simulasi	33
IV.2 Pengujian Metode KDDA ke dalam <i>database</i>	36
IV.3. Analisis Data hasil Pengujian	42
IV.3.1. Analisis Deskriptif.....	42
IV.3.2. Analisis Teoritis	46
BAB V SIMPULAN DAN SARAN.....	52
V.1. Kesimpulan	52
V.2. Saran.....	52
DAFTAR PUSTAKA.....	53
LAMPIRAN A	
LAMPIRAN B	

DAFTAR GAMBAR

Gambar II.1. Diagram Blok Proses Pengenalan Wajah.....	6
Gambar II.2. Penentuan batasan dan vektor pendukung saat menggunakan <i>kernel</i> <i>Gaussian</i>	10
Gambar III.2. Diagram Alir KDDA	21
Gambar III.2. Diagram Alir Pembentukan Matriks K.....	23
Gambar III.3. Diagram Alir Matriks <i>Scatter Between</i>	24
Gambar III.4. Diagram Alir Analisis Matriks <i>Scatter Within</i> di ruang Fitur	27
Gambar III.5. Diagram Alir Proses Menghitung Matriks <i>Kernel Discriminant</i> <i>Subspace</i> KDDA	28
Gambar III.6. Diagram Alir Perhitungan proyeksi citra uji di <i>subspace</i> KDDA.....	29
Gambar III.7. Contoh <i>Database</i> ORL	32
Gambar III.8. Contoh <i>Database</i> Wiezmann.....	32
Gambar IV.3. Contoh Citra latih ORL	33
Gambar IV.2. Contoh Citra latih Wiezmann	34
Gambar IV.3. Contoh Citra uji ORL	35
Gambar IV.4. Contoh Citra uji Wiezmann	35
Gambar IV.5. Grafik batang Perbandingan <i>Recog.Rate</i> Percobaan 1	43
Gambar IV.6. Grafik batang Perbandingan <i>Recog.Rate</i> Percobaan 2	45

DAFTAR TABEL

Tabel IV.1. Contoh Tabel tabulasi Pengujian Citra Uji ORL.....	36
Tabel IV.2. Contoh Tabel tabulasi Pengujian Citra Uji ORL (2).....	38
Tabel IV.3. Contoh Tabel tabulasi Pengujian Citra Uji ORL (3).....	40
Tabel IV.4. Tabel <i>Recognition Rate</i> Percobaan 1.....	42
Tabel IV.5. Tabel <i>Recognition Rate</i> Percobaan 2.....	44



DAFTAR NOTASI

K, k	Menyatakan sebuah fungsi kernel dari suatu sebaran data, misalnya $k(z_1, z_2)$
x, z	Menyatakan suatu sebaran data bisa berupa vektor ataupun matriks
$F, \mathbb{F}$	Ruang Fitur
$\phi(x)$	Pemetaan dari x , biasanya menggunakan fungsi tertentu
$\mathbb{R}^2, \mathbb{R}^3$	Menyatakan dimensi dari sebuah vektor, misalnya dimensi 2 atau 3
z_1, z_2	Vektor fitur
σ^2	Besar varians RBF
a, b, d	Besar koefisien Polinomial, sedangkan d derajat fungsi polinomial
Γ_n	Vektor Kolom
Ψ	Citra rata-rata dari semua citra latih
Φ_i	Selisih Citra dengan citra rata-rata
λ_n, u_n	Nilai eigen dan vektor eigen dari matriks kovarian
C	Matriks kovarians
Ω_i	Vektor bobot citra latih
Γ	Citra Uji
ε_i^2	Jarak <i>Euclidean</i>
S_{BTW}	Matriks <i>Scatter Between</i>
$\Phi_b^T \Phi_b$	Matriks <i>Scatter Between</i> di ruang fitur
C, C_i	Jumlah Kelas
L	Jumlah Citra Latih
$\bar{\phi}_i, \bar{\phi}$	Rata-rata kelas ke-i, dan rata-rata kelas seluruhnya
S_{WTH}	Matriks <i>Scatter Within</i>
E_m	Deretan eigenvektor dari $\Phi_b^T \Phi_b$ yang nilai eigenvalue-nya lebih besar dari 0
Λ_b	$\Lambda_b = \text{diag} [\lambda_1^2, \dots, \lambda_m^2]$, dengan λ menyatakan eigenvalue dari $\Phi_b^T \Phi_b$
P	Vektor Eigen sisa hasil membuang vektor eigen dengan eigen value terbesar
θ	Matriks Proyeksi citra latih pada KDDA <i>Subspace</i>
Λ_w	$\Lambda_w = \text{diag} [\lambda'_1, \dots, \lambda'_m]$, dengan λ'_1 merupakan nilai eigen dari $U^T S_{WTH} U$

A_{LC}^T	$A_{LC}^T = \text{diag } [a_{c_i}, \dots, a_{c_c}]$ merupakan sebuah <i>block diagonal matrix</i> , a_{c_i} merupakan vektor berukuran $C_1 \times 1$, dengan nilai dari semua komponen matriksnya sama dengan $1/C_1$
1_{LC}^T	Matriks berukuran $L \times C$, dengan nilai dari semua komponen sama dengan 1
$\gamma(\phi(z))$	Matriks Kernel proyeksi Citra Uji
W	Matriks diagonalisasi berukuran $L \times L$ dimana semua nilainya sama dengan $\frac{1}{C_i}$
$U^T S_{WTH} U$	Matriks <i>Scatter Within</i> di ruang fitur
$\Phi_b^T S_{WTH} \Phi_b$	Proyeksi Matriks <i>Scatter Within</i> dengan Matriks <i>Scatter Between</i> di ruang Fitur
$\{z_i\}_{i=1}^L$	Satu set citra latih wajah sejumlah L

