

PENGENALAN CITRA WAJAH YANG MEMILIKI GANGGUAN PENCAHAYAAN DENGAN KLASIFIER NEAREST NEIGHBOUR BERDASARKAN FITUR EIGENFACE DAN FISHERFACE

Subandi
Politeknik Negeri Banjarmasin
Jl. Jend. H. Hasan Basri Kayu Tangi Banjarmasin
subandi_sadewa@yahoo.co.id

ABSTRAK

Variabilitas citra merupakan permasalahan yang selalu ditemukan pada bidang pengenalan (*recognition*) berbasis komputer, variabilitas ini meliputi extrapersonal dan interpersonal yang pada dasarnya menjadi kendala yang mengurangi keoptimalan kinerja sistem pengenalan wajah. Penelitian-penelitian telah dilakukan untuk menghilangkan kendala-kendala ini, namun selalu masih ada peluang untuk melakukan peningkatan hasil penelitian.

Penelitian yang akan dilakukan mencocokkan data wajah dengan wajah lama yang sudah ada pada basis data. Metode yang akan digunakan pada penelitian ini meliputi metode *principal Componen Analysis (PCA)* dan *Linear Diskriminant Analysis (LDA)* untuk pengenalan wajah. Sasaran PCA adalah menentukan arah ortogonal yang menunjukkan variansi data yang tertinggi dan kemudian diproyeksikan pada dimensi yang lebih rendah. Untuk lebih melakukan diskriminasi data, proses berikutnya menggunakan LDA. PCA mensyaratkan agar posisi seluruh wajah yang ditraining adalah identik. Sehingga perlu proses normalisasi wajah agar wajah punya ukuran yang berbeda menjadi seragam. Data wajah yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data wajah abu-abu (*gray scale*). Selanjutnya dengan metode klasifikasi *nearest neighbour* akan diperoleh jarak terdekat antara hasil pengujian dan data pada database wajah. Penelitian ini mencoba melihat kemampuan sistem melakukan pengenalan wajah dengan citra standart dan citra dengan berbagai noise, seperti *white noise*, *gaussian noise* dan lainnya pada citra wajah.

Kata Kunci : *Pengenalan wajah, PCA, LDA, Nearest neighbour, Noise*

I. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir ini pengenalan wajah (*face recognition*) telah mendapat perhatian khusus dari para peneliti dalam bidang biometric, pengenalan pola, dan komunitas "computer-vision". Demikian juga untuk komunitas mesin belajar (*learning machine*) dan computer grafis, mereka menjadi banyak terlibat dalam penelitian mengenai pengenalan wajah. Kepentingan bersama diantara peneliti yang bekerja dalam bidang yang berbeda ini dimotivasi oleh kemampuan Computer untuk mengenali wajah manusia dan pada kenyataannya aktifitas manusia adalah perhatian utama dalam penelitian pengenalan wajah.

Disamping itu, banyaknya pihak komersial, keamanan atau dalam bidang forensik yang mengaplikasikan dalam teknologi pengenalan wajah. Aplikasi lain pada sistem pengenalan wajah meliputi akses control, identifikasi pas foto (*misalnya untuk driving licence*), rekonstruksi wajah, desain, HCI (*Human Computer Interface*), komunikasi multimedia (misal pembuatan wajah buatan) dan manajemen database citra berbasis content. Sejumlah sistem pengenalan wajah komersial telah dihasilkan, seperti Cognitec, eyematic, visage dan identix.

Pengenalan wajah dihadapkan pada permasalahan variabilitas yaitu (i) *variabilitas extra-personal* dan (ii) *variabilitas intra-personal*. *Variabilitas extra-personal* timbul karena proses

pengenalan wajah dilakukan pada wajah yang berbeda karena faktor ras dan genetika. Variabilitas *intra-personal* adalah variasi yang muncul pada wajah yang sama dimana hal ini disebabkan oleh perubahan-perubahan internal

Penelitian pengenalan wajah yang telah banyak dilakukan adalah untuk mengenali wajah pada sebuah **gambar** (*image*). Dan pada penelitian pengenalan yang dilakukan hanya pada wajah tunggal untuk sebuah gambar.

Penelitian kali ini akan melihat seberapa jauh kemampuan komputer dan algoritma yang digunakan untuk mengenali wajah baru pada sebuah bidang gambar yang terdapat banyak data wajah yang sudah ada.

Beberapa peneliti yang lain melakukan pengenalan wajah dengan metode *appearance*, *PCA*, *LDA*, *Fisherface*, *Eigenface*, jaringan saraf tiruan dan lain-lain.

1.2. Tujuan

Tujuan dilakukan penelitian ini adalah untuk mengetahui kinerja metode pengenalan wajah dengan merujuk pada metode-metode yang digunakan pada penelitian sebelumnya. Selain itu juga sebagai parameter baru dalam metode pengenalan wajah.

Selain itu penelitian ini bertujuan menerapkan suatu konsep yang telah dibuat beberapa peneliti sebelumnya dan membuat suatu kontribusi pada beberapa bagian metode pengenalan wajah. Sehingga penelitian ini berguna dan dapat memberi manfaat untuk diaplikasikan pada interaksi manusia dengan komputer.

1.3. Batasan masalah

Dalam penelitian ini, peneliti memberi batasan-batasan sebagai berikut:

1. Sampel data wajah yang diambil adalah data wajah mahasiswa Politeknik Negeri Banjarmasin.
2. Gambar yang dipakai dalam penelitian sudah dinormalisasi (dimensi dan sebaran intensitasnya) dengan software Adobe photoshop.
3. Data wajah yang digunakan menghadap kedepan (*front*) dan dalam posisi tegak lurus (berdiri).
4. Data wajah ditetapkan dengan skala abu-abu (*gray scale*)
5. Data wajah yang digunakan memiliki 2 tingkat pencahayaan yang berbeda.

1.4. Kontribusi

Penelitian tentang pengenalan wajah yang diujikan pada kondisi iluminasi dan pose tertentu dan juga noise yang berbeda, dengan demikian Penelitian tentang pengenalan wajah yang diujikan pada kondisi iluminasi dan Pose tertentu dan juga noise yang berbeda.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Yang Sudah Dilakukan

Beberapa penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan beberapa metode pada sistem pengenalan wajah menghasilkan tingkat keberhasilan yang berbeda-beda misalnya data yang dipublikasikan oleh AT&T data set dengan metode LDA (96.05%) PCA(94.65%) .

Menurut Xiaoguang Lu dalam tulisannya yang berjudul *Image Analysis for Face Recognition* dengan menggunakan data wajah *Yale face database* menghasilkan tingkat keberhasilan seperti pada tabel 1.

Tabel.1. Data Hasil Pengenalan Wajah

Approach	Dim. of the subspace	Error rate (close crop)	Error rate (full face)
Eigenface (PCA)	30	24,4	19,4
Fisherface (LDA)	15	7,3	0,6

2.2. Pengenalan Wajah

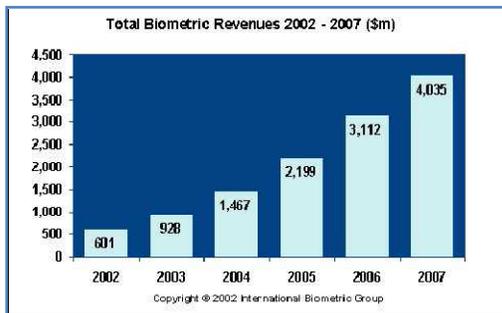
Skenario pengenalan wajah dapat diklasifikasi menjadi dua tipe a.l.:

1. Verifikasi atau autentikasi wajah (*face verification or authentication*) dan
2. Identifikasi atau pengenalan wajah (*face identification or recognition*).

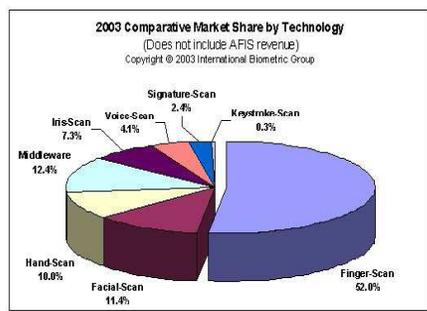
Dalam FRVT (Face Recognition Vendor Test) pada tahun 2002, yang dikeluarkan oleh NIST (National Institute of Standard and Technology), ditambahkan skenario lain yang disebut “watch list

“Face verification” / verifikasi wajah adalah perbandingan satu-satu yang membandingkan satu query citra wajah terhadap satu template citra wajah orang yang memiliki identitas yang dimaksud. Untuk mengevaluasi kinerja verifikasi, dibuat kurva kecepatan verifikasi versus kecepatan kesalahan yang dapat diterima, yang disebut kurva ROC. Suatu system verifikasi yang bagus seharusnya menyeimbangkan dua kecepatan ini berdasar pada operasional yang diperlukan.

“Face identification” / identifikasi wajah adalah proses pencocokan satu ke banyak (one to many). Dalam proses ini satu citra wajah dibandingkan terhadap seluruh template citra wajah yang terdapat dalam database citra wajah untuk menentukan identitas dari wajah yang dibandingkan (lihat gambar 2). Identifikasi dari citra yang diuji dilakukan dengan menempatkan citra di dalam database yang mempunyai kemiripan tertinggi dengan citra yang diuji. Proses identifikasi ini adalah uji terdekat, artinya sensor mengobservasi satu individu yang dikenal dalam database. Fitur dari subyek yang diuji (yang telah ternormalisasi) dibandingkan dengan fitur yang terdapat dalam sistem database sehingga akan ditemukan satu nilai kemiripan. Nilai ini kemudian dibandingkan. Nilai kemiripan ini kemudian di rangking dengan urut menurun. Persentasi kejadian-kejadian (*percentage of times*) dimana nilai kemiripan adalah kecocokan yang benar untuk seluruh individu disebut sebagai nilai kecocokan tertinggi (*top match score*). Jika satu dari nilai-nilai kemiripan tertinggi *r* tersebut berhubungan dengan subyek yang diuji, ini dipertimbangkan sebagai kecocokan yang benar (*correct match*) dalam istilah dalam kecocokan kumulatif (*cumulative match*). Persentasi kejadian-kejadian satu dari nilai kemiripan *r* tersebut adalah kecocokan yang benar untuk seluruh

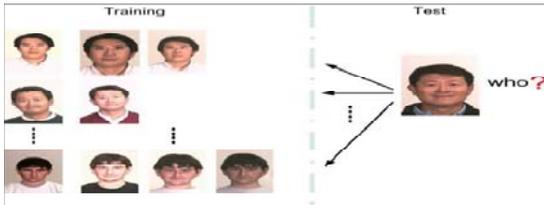


Gambar 1. Total pendapatan biometric 2002-2007



Gambar 2. Perbandingan share market berdasarkan teknologi

individu disebut sebagai Nilai Kecocokan Kumulatif (*Cumulative Match Score*). Kurva nilai kecocokan kumulatif adalah ranking n versus persentasi identifikasi yang benar, di mana rank n adalah jumlah nilai kemiripan tetinggi yang didapat.



Gambar 3. Skenario Identifikasi Wajah

2.2.1. PCA (Principal Component Analysis)

Algoritma eigenface menggunakan prinsip analisa komponen (Principal Component Analysis = PCA) untuk mencari vector distribusi pada seluruh area wajah. Vektor ini medefinisikan subspace dari citra wajah dan subspace disebut area wajah. (face space). Seluruh wajah dalam training set proyeksikan ke dalam area wajah untuk mencari jumlah bobot ang menggambarkan kontibusi setiap vektor dalam area wajah. Untuk mengidentifikasi sebuah citra yang diuji, diperlukan proyeksi citra tersebut ke dalam area wajah untuk menentukan hubungan bobot-bobot tersebut. Dengan membandingkan bobot dari citra yang diuji dengan bobot dari wajah yang didapat dalam dalam training, wajah yang diuji dapat diidentifikasi.

Prosedur kunci dalam PCA didasarkan pada transformasi Karhunen-Loeve. Jika elemen citra merupakan variable acak, citra dapat dilihat sebagai sample dari proses stochastic. PCA berbasis vector didefinsikan sebagai eigenvector dari matriks scatter S_T .

$$S_T = \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \dots\dots\dots(1)$$



Gambar 4. Rerata eigenface (diturunkan dari ORL face database)

Jika W adalah matrik, maka Transformasi matrik W_{PCA} , disusun oleh eigenvector yang berhubungan dengan eigenvalue terbesar d . Contoh 2D dari gambar wajah dengan nilai rata-rata seluruh data wajah orl di perlihatkan pada gambar 4. Eigen vektor (*eigenface*) berhubungan dengan 7 eigen value terbesar, diturunkan dari ORL database wajah (seperti gambar 5) dapat dilihat pada gambar. Setelah proyeksi, input vector (face) dalam suatu n-dimensional space direduksi menjadi suatu vector feature dalam suatu d-dimensional subspace. Untuk banyak aplikasi, eigenvector ini berhubungan dengan eigen value yang sangat kecil dapat dimasukkan menjadi noise, dan tidak termasuk hitungan dalam identifikasi. Beberapa pengembangan PCA telah dirumuskan seperti “*modular eigenspace*” dan “*probability eigenspaces*”.



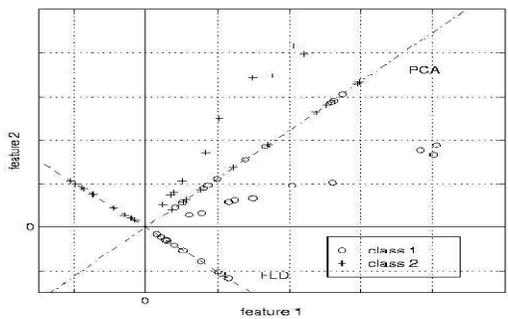
Gambar 5. Contoh gambar dari ORL



Gambar 6. Tujuh eigenvector terbesar dengan ukuran p x p dengan p x p = n yang diambil dari gambar database orl.

2.2.2. LDA (Linear Diskriminant Analysis)

Dalam LDA tujuannya adalah mencari efisiensi atau cara lain yang lebih menarik untuk merepresentasikan ruang vector wajah.



Gambar 7. Sebuah perbandingan PCA dengan FLD untuk dua kelas masalah

Algoritma fisherface diturunkan dari Fisher Linear Discriminant (FLD), yang menggunakan informasi kelas spesifik. Dengan mendefinisikan kelas yang berbeda dengan statistik yang berbeda, citra dalam hasil pembelajaran dibagi menjadi kelas yang saling berhubungan. Kemudian dilakukan teknik yang mirip dengan teknik yang digunakan dalam algoritma eigenface. Algoritma fisherface menghasilkan akurasi yang lebih cepat dalam pengenalan wajah jika dibandingkan dengan algoritma eigenface.

Transformasi W_{LDA} dalam LDA, sebagai berikut :

$$W_{LDA} = \arg \max \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \dots\dots\dots(2)$$

Di mana S_B adalah class antara matrik scatter dan S_W adalah class dalam matriks scatter, didefinisikan sebagai :

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \dots\dots\dots (3)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} N_i (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \dots\dots\dots (4)$$

Dari persamaan diatas, N_i adalah jumlah sample training dalam class i , c adalah jumlah dari distinct class, μ_i adalah rerata vector dari sample yang dimiliki class i dan X_i merepresentasikan kumpulan sample yang dimiliki clas i . Vektor basis LDA ditunjukkan dalam gambar 8.

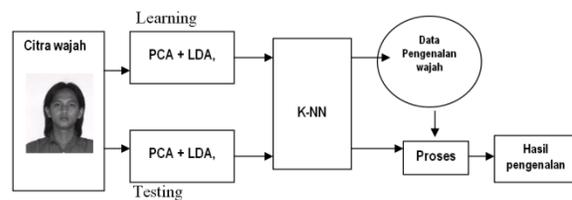


Gambar 8. Tujuh vector awal basis LDA yang ditunjukkan sebagai citra pxp (dihasilkan dari database wajah ORL)

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Desain Sistem

Secara umum, blok diagram pengenalan wajah dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 9. Blok Diagram Penelitian

Berbeda dengan penelitian sebelumnya pada penelitian yang akan dilakukan mengambil citra wajah yang sudah dinormalisasi dengan diberi 2 tingkatan noise yang berbeda selain itu juga penelitian difokuskan pada 3 ciri khusus yaitu selain dengan cara menggabung dari ketiga metode juga membuat kombinasi dari metode yang tersebut pada judul penelitian, serta memberikan beberapa tingkat iluminasi pada obyek wajah.

3.2. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah digunakan untuk mengenali gambar-gambar wajah yang ada pada sebuah bidang gambar. Untuk melakukan pengenalan wajah ada 2 permasalahan yang berhubungan dengan pengamatan data wajah, yaitu: identifikasi

yang digunakan untuk mengenali atau menentukan beberapa parameter dari data wajah yang diamati, dan verifikasi yang digunakan untuk membandingkan atau memastikan data wajah sesuai dengan yang diinginkan. Penelitian yang akan dilakukan selain mencari tingkat keberhasilan dengan metode yang ada, juga menambahkan beberapa variasi noise pada objek wajah untuk melihat pengaruh metode pengenalan wajah yang dimaksud.

3.3.Reduksi Dimensi dan Ekstraksi Fitur Wajah

Setelah data-data wajah diperoleh, maka sebuah data wajah akan disimpan dalam sebuah vektor. Kumpulan data-data wajah akan membentuk sebuah matrik yang berdimensi tinggi. Untuk itu dipergunakan metode PCA, LDA untuk mereduksi dimensi dan memisahkan grup antar kelas dan mendekatkan grup dalam kelas agar dapat diklasifikasi.

3.4.Klasifikasi

Pencocokan bisa dilakukan dengan menggunakan jarak dengan Metode K-NN untuk mengukur secara sistematis pada ruang ciri asli (*original feature space*). Evaluasi dapat dilakukan dengan membandingkan ruang ciri asal dengan ruang dengan dimensi yang dikurang i (*dimensional reduced space*).

Untuk kebutuhan pengujian, data untuk pelatihan akan diambil dari data pengenalan yang sudah di normalisasi

3.4. Teknik Pengumpulan Data

Metodologi yang digunakan untuk melakukan penelitian ini meliputi:

1. Studi literatur

Dilakukan untuk mendapatkan informasi tentang Pengenalan wajah, reduksi dimensi, ekstraksi fitur dan klasifikasi pengenalan paada wajah. Selain itu juga

untuk mengetahui secara keseluruhan mengenai perkembangan dan metode-metode yang dipergunakan untuk proses wajah.

2. Pengumpulan data wajah yang digunakan pada penelitian diambil dari beberapa literatur dan diambil dari kamera secara langsung..
3. Pada hasil dan pengujian pada penelitian ini menggunakan program Matlab..
4. Percobaan dilakukan dengan memakai database yang di dapat Untuk mengetahui tingkat efektivitas,akurasi dan kecepatan terhadap metode yang digunakan dalam penelitian telah dibuat..
5. Analisa hasil percobaan bertujuan untuk mengetahui tingkat ketepatan dan kecepatan terhadap metode yang digunakan dalam melakukan percobanaan. nalisa terhadap percobaan yang telah dilakukan.
6. Membuat kesimpulan dari hasil analisa percobaan yang dilakukan dan diharapkn dapat memberikan kontribusi yang segnifikan terhadap perkembangan pengenalan wajah.

3.6. Hipotesis

Metode pengenalan yang berkembang diharapkan akan dapat meningkatkan kinerja sistem pengenalan wajah. Pada wajah terkandung informasi yang dapat menunjukkan karakteritis wajah. Manusia memiliki kemampuan pengenalan wajah yang sangat luar biasa.Kemampuan diperoleh dari pengetahuan di-generate dari model-model yang ada pada pengenalan wajah. Diharapkan dapat meningkatkan kinerja metode pengenalan dengan menggunakan bantuan komputer.

IV. Hasil Penelitian

Data wajah yang digunakan sebagai data uji
Tabel 2. Data uji

NO	Jml data wajah	Wajah yang diberi gangguan 1	Wajah yang diberi gangguan 2	Keterangan
1	40 Data wajah normal	-	-	Untuk Data Latih
2	40 Data wajah	brightness, + 20	Darkness,- 20	Sebagai data uji
3	40 data wajah	brightness, + 40	Darkness, - 40	Sebagai data uji
4	40 Data wajah	brightness, + 100	Darkness,- 100	Sebagai Data uji

Langkah Langkah Pengujian

1. Algoritma utama

a. Lakukan uji pengenalan wajah untuk mencari data training terbaik.

- 1) Gunakan data yang wajah *grayscale* yang sudah di-*resize* 150x150 pixel secara manual.
- 2) Gunakan data natural dan modifikasi

b. Lakukan uji pengenalan wajah dengan data training terbaik pada citra wajah yang mempunyai gangguan pencahayaan. Gunakan data uji berupa data wajah dari hasil pengenalan dengan wajah yang ber noise sedangkan data wajah yang digunakan seperti pada batasan masalah yaitu wajah dengan *grayscale* yang di-normalisasi dengan cara me-*resize* 150x150 pixel secara program.

2. Data Keseluruhan

a. Setelah diperoleh karakter tiap blok sistem, maka akan proses deteksi gender yang menghasilkan *error* paling kecil. Bisa K-NN dengan input eigenfaces (PCA+K-NN), atau K-NN dengan input fisherfaces (LDA+K-NN). Sedangkan dari data grup, akan dipilih grup data training yang paling memberikan

kontribusi pada pengenalan wajah dengan *error* yang paling kecil.

b. Data ujinya adalah data citra yang didalamnya diberikan dua variasi noise dengan menggunakan pengenalan wajah otomatis, akan dilihat kemampuan keberhasilan sistem menentukan wajah yang diujikan

Tabel 3. Data Uji Keseluruhan

No	Jml data wajah	Metode Yang Digunakan	Wajah yang diberi gangguan 1	Wajah yang diberi gangguan 2	Ket.
1	40 Data wajah normal	PCA + KNN	-	-	data latih
2	40 Data wajah	PCA + KNN-cityblock	brightness, +20	Darkness, -20	data uji
3	40 data wajah	PCA +KNN-euclidian	brightness, +20	Darkness, -20	Data uji
4	40 data wajah	PCA +KNN-cityblock	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
5	40 Data wajah	PCA +KNN-euclidian	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
6	40 Data wajah	PCA +KNN-cityblock	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji
7	40 Data wajah	PCA +KNN-euclidian	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji
8	40 Data wajah	LDA + KNN-cityblock	brightness, +20	Darkness, -20	Data uji
9	40 Data wajah	LDA + KNN-Euclidian	brightness, +20	Darkness, -20	Data uji
10	40 Data wajah	LDA + KNN-cityblock	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
11	40 Data Wajah	LDA + KNN-Euclidian	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
12	40 Data wajah	LDA + KNN-cityblock	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji
13	40 Data wajah	LDA + KNN-euclidian	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji
14	40 Data wajah	PCA+LDA-cityblock	brightness, +20	Darkness, -20	Data uji
15	40 Data wajah	PCA+LDA-euclidian	brightness, +20	Darkness, -20	Data uji
16	40 Data wajah	PCA+LDA-cityblock	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
17	40 Data wajah	PCA+LDA-euclidian	brightness, +40	Darkness, -40	Data uji
18	40 Data wajah	PCA+LDA-cityblock	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji
19	40 Data wajah	PCA+LDA-euclidian	brightness, +100	Darkness, -100	Data uji

Tabel 4. Keberhasilan keseluruhan dengan metode PCA+KNN

Percobaan	Gangguan	Jarak	Hasil Deteksi (Keberhasilan %)			Eigen Optimal
			Min	Max	Rata-rata	
1	Normal	Absolut	100	100	100	1
2	Normal	euclidian	100	100	100	1
3	Brightness+20	Absolut	5	100	93,25	10
4	Brightness +20	euclidian	5	100	90,08	11
5	Darkness,-20	Absolut	2,5	100	93,19	10
6	Darkness,-20	euclidian	2,5	100	90,63	11
7	brightness, + 40	Absolut	2,5	100	82,31	21
8	brightness, + 40	euclidian	2,5	90	65,19	33
9	Darkness, - 40	Absolut	2,5	100	80,19	21
10	Darkness, - 40	Euclidian	2,5	85	59,75	31
11	brightness, + 100	Absolut	2,5	85	37,31	37
12	brightness, + 100	Euclidian	2,5	10	6,88	23,32
13	Darkness,- 100	Absolut	2,5	27	25	38
14	Darkness, - 100	Euclidian	2,5	7,5	4,88	6

Tabel 5. Hasil percobaan yang dilakukan dengan Metode LDA + KNN

No	Ket	Keberhasilan	
		Nilai	Persen
1	LDA, Normal, Absolut	40	100.00
2	LDA, Normal, Euclidian	40	100.00
3	LDA, Bright+20, Absolut	40	100.00
4	LDA, Bright+20, Euclidian	40	100.00
5	LDA, Bright+40, Absolut	40	100.00
6	LDA, Bright+40, Euclidian	40	100.00
7	LDA, Dark-20, Absolut	40	100.00
8	LDA, Dark-20, Euclidian	40	100.00
9	LDA, Dark-40, Absolut	40	100.00
10	LDA, Dark-40, Euclidian	40	100.00
11	LDA, Bright+100, Absolut	40	100.00
12	LDA, Bright+100, Euclidian	40	100.00
13	LDA, Dark-100, Absolut	36	90.00
14	LDA, Dark-100, Euclidian	30	75.00

Tabel 6. Data uji dengan metode PCA-LDA+KNN

No	Ket	Keberhasilan	
		Nilai	Persen
1	PCA+LDA, Normal, Absolut	40	100,00
2	PCA+LDA, Normal, Euclidian	40	100,00
3	PCA+LDA, Bright+20, Absolut	40	100,00
4	PCA+LDA, Bright+20, Euclidian	40	100,00
5	PCA+LDA, Bright+40, Absolut	38	95,00
6	PCA+LDA, Bright+40, Euclidian	26	65,00
7	PCA+LDA, Dark-20, Absolut	40	100,00
8	PCA+LDA, Dark-20, Euclidian	40	100,00
9	PCA+LDA, Dark-40, Absolut	37	92,50
10	PCA+LDA, Dark-40, Euclidian	26	65,00
11	PCA+LDA, Bright+100, Absolut	11	27,50
12	PCA+LDA, Bright+100, Euclidian	3	7,50
13	PCA+LDA, Dark-100, Absolut	2	5,00
14	PCA+LDA, Dark-100, Euclidian	2	5,00

V. Kesimpulan

Dari hasil percobaan yang sudah dilakukan dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Pada percobaan dengan metode PCA tingkat keberhasilan pada saat gangguan bernilai brightness +20 ada penurunan keberhasilan pengenalan wajah menjadi 93,25% (absolut) dan 90,08% (euclidian) dari 100% data normal. Pada gangguan brightness sebesar +40, keberhasilan pengenalan wajah menjadi lebih kecil, yaitu menjadi 82,31% (absolut) dan 65,15% (euclidian). Untuk data nilai uji brightness +100, keberhasilan pengenalan adalah 37,31% (absolut) dan 6,88% (euclidian).
2. Dengan data yang sama dengan menggunakan Metode LDA tingkat keberhasilan yang cukup signifikan, yaitu hampir mencapai 100%. Error muncul pada saat data ekstrim, yaitu pada saat nilai darkness -100, yaitu 90% (absolut) dan 75% (euclidian).

3. Dengan Metode PCA dilanjutkan dengan metode LDA tampak tidak terjadi perubahan yang berarti, bahkan cenderung terjadi fluktuasi tingkat keberhasilan proses pengenalan wajah, tingkat keberhasilan 100% terjadi pada data uji dengan tingkat gangguan pencahayaan brightness +20 darknees -20, sedangkan tingkat keberhasilan mengalami penurunan yaitu 92.50 % pada saat darknees -40, sedangkan tingkat keberhasilan paling rendah terjadi pada saat data wajah diberi gangguan pencahayaan Darkness-100.

DARTAR PUSTAKA

- [1] Christopher j.c. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", Data mining and knowledge discovery, vol 2 no 2 1998.
- [2] Eru Puspita, "Sistem Pendeteksian Dan Penjejakan Wajah Secara Real Time", Tesis pada Fakultas Teknologi Informasi - Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya 2004.
- [3] Rully Soelaiman. "Sistem Pengenalan Wajah Dengan Penerapan Algoritma Genetika Pada Optimasi Basis Eigenface Dan Proyeksi Fisherface". Tesis pada Fakultas Ilmu Komputer-Universitas Indonesia 2003.
- [4] Riyanto Sigit, "Sistem Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real Time", Tesis pada Fakultas Teknologi Informasi - Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya 2005.
- [5] R. Duda, P. Hart, and D. Stork "Pattern Classification", John-Wiley, 2nd edition, 2001.
- [6] Setiawan Hadi," Pengembangan Metode Pra- pemrosesan Bagi Model Generatif Pengenalan Wajah Berbasis Model 3D Morphable", Desertasi pada Program Pasca Sarjana-Intitut Teknologi Bandung, 2004.
- [7] L.Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger, and C. von derMalsburg. "Face recognition and gender determination. In Proceedings of the International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition, pages 92–97, 1995.
- [8] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger, and C. von der Malsburg. *Face recognition and gender determination*. In Proceedings of the International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition, pages 92–97, 1995.
- [9] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces", Journal of Cogniti Paul Viola; Michael Jones, "Fast Multi-view Face Detection", Demo at then IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2003.
- [10] Wendy S. Yambor, "Analysis of pca-based and fisher Discriminant-based image recognition Algorithms" Thesis at Computer science department-Colorado State University, 2000.

Penulis:

Subandi, M.Kom.

**Dosen pada Jurusan Teknik Elektronika
Politeknik Negeri Banjarmasin**

Halaman ini sengaja dikosongkan