

## PEMANFAATAN GUI DALAM PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK PENGENALAN CITRA WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN METODE EIGENFACES

Ni Wayan Marti

Jurusan Manajemen Informatika, Fakultas Teknik dan Kejuruan, Universitas Pendidikan Ganesha  
Jl. Udayana (Kampus Tengah) UNDIKSHA 81116  
Telp. (0362) 32634  
E-mail: wayanmarti@yahoo.com

### ABSTRAKS

Sistem identifikasi personal yang berbasis pengenalan wajah dengan tingkat akurasi yang optimal sangat diperlukan untuk mengidentifikasi seseorang secara tepat yang dapat dimanfaatkan dalam suatu sistem pengamanan elektronik. Pada penelitian ini telah dibangun suatu perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia menggunakan metode Eigenfaces. Sedangkan pada tahap pengklasifikasian digunakan metode linier yaitu jarak euclidean dari ketetanggaan terdekat. Eigenfaces merupakan vektor basis yang diperoleh pada waktu proses reduksi dimensi citra dengan menggunakan metode Principal Component Analysis (PCA) pada tahap ekstraksi ciri. Percobaan pada penelitian ini menggunakan contoh citra wajah yang telah dinormalisasi. Tingkat pengenalan optimal yang diperoleh menggunakan perangkat lunak ini adalah 75%.

Kata kunci : PCA, Eigenfaces, Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia, Tingkat Pengenalan.

### 1. PENDAHULUAN

#### 1.1 Latar Belakang

Teknologi informasi yang kian berkembang dewasa ini telah banyak menghasilkan berbagai aplikasi yang menggunakan citra wajah sebagai sumber informasi. Hal ini dikarenakan secara umum sebuah citra wajah dapat memberikan informasi khusus yang berkaitan dengan identifikasi personal berbasis pengenalan wajah yang dapat dimanfaatkan dalam suatu sistem pengamanan elektronik. Keuntungan yang dimiliki dari sistem pengamanan berbasis pengenalan wajah adalah kemampuan pengamanannya yang relatif sulit untuk ditembus (Soelaiman, 2006).

Pengenalan wajah merupakan salah satu pendekatan pengenalan pola untuk keperluan identifikasi personal disamping pendekatan biometrik lainnya seperti pengenalan sidik jari, tanda tangan, retina mata dan sebagainya. Pengenalan citra wajah berhubungan dengan obyek yang tidak pernah sama, karena adanya bagian-bagian yang dapat berubah. Perubahan ini dapat disebabkan oleh ekspresi wajah, intensitas cahaya dan sudut pengambilan gambar, atau perubahan asesoris pada wajah. Dalam kaitan ini, obyek yang sama dengan beberapa perbedaan tersebut harus dikenali sebagai satu obyek yang sama.

Secara garis besar metode yang digunakan dalam proses pengenalan wajah ada tiga macam yaitu metode holistik, metode berdasarkan ciri, dan metode hybrid. Diantara metode holistik, metode berdasarkan kenampakan (*appearance based-methode*) adalah teknik yang sangat sukses untuk pengenalan wajah pada beberapa tahun terakhir ini. Ketika menggunakan metode berdasarkan

kenampakan, citra berukuran  $n \times m$  piksel digambarkan sebagai sebuah vektor dalam ruang yang berdimensi  $n \times m$  ( $R^{n \times m}$ ). Dalam praktiknya, ruang yang berdimensi  $n \times m$  ini terlalu besar untuk melakukan pengenalan citra wajah yang cepat. Untuk memecahkan permasalahan ini biasanya dilakukan dengan menggunakan teknik pereduksian dimensi (Yambor, 2000). Teknik pereduksian dimensi yang sangat terkenal teknik Eigenfaces yang berorientasi pada metode Principal Component Analysis (Belhumeur et al, 1997). PCA yang nantinya akan diintegrasikan dengan teknik pengklasifikasian linier akan sekaligus digunakan pada tahap ekstraksi ciri dalam proses pengenalan citra wajah manusia (Marti, 2007).

#### 1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia menggunakan metode Eigenfaces dengan memanfaatkan GUI dari Matlab. Pada tahap pengujian, akan dicari akurasi/tingkat pengenalan yang dicapai oleh perangkat lunak ini untuk mengetahui seberapa besar kemampuan dari penerapan metode Eigenfaces dalam mengenali citra wajah.

### 2. LANDASAN TEORI

#### 2.1 Pengenalan Wajah

Wajah merupakan bagian dari tubuh manusia yang menjadi fokus perhatian di dalam interaksi sosial, wajah memainkan peranan vital dengan menunjukkan identitas dan emosi. Kemampuan manusia untuk mengetahui seseorang dari wajahnya sangat luar biasa. Kita dapat mengenali ribuan wajah

karena frekuensi interaksi yang sangat sering ataupun hanya sekilas bahkan dalam rentang waktu yang sangat lama. Bahkan kita mampu mengenali seseorang walaupun terjadi perubahan pada orang tersebut karena bertambahnya usia atau pemakaian kacamata atau perubahan gaya rambut. Oleh karena itu wajah digunakan sebagai organ dari tubuh manusia yang dijadikan indikasi pengenalan seseorang atau face recognition.

Face recognition atau pengenalan wajah merupakan salah satu teknologi biometrik yang banyak diaplikasikan khususnya dalam sistem security. Sistem absensi dengan wajah, mengenali pelaku tindak kriminal dengan CCTV adalah beberapa aplikasi dari pengenalan wajah, efisiensi dan akurasi menjadi faktor utama mengapa pengenalan wajah banyak diaplikasikan khususnya dalam sistem security.

## 2.2 Konsep Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah adalah suatu metoda pengenalan yang berorientasi pada wajah. Pengenalan ini dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu : Dikenali atau tidak dikenali, setelah dilakukan perbandingan dengan pola yang sebelumnya disimpan di dalam database. Metoda ini juga harus mampu mengenali objek bukan wajah. Perhitungan model pengenalan wajah memiliki beberapa masalah. Kesulitan muncul ketika wajah direpresentasikan dalam suatu pola yang berisi informasi unik yang membedakan dengan wajah yang lain.

Metoda pengenalan wajah memakai dua prosedur, yaitu :

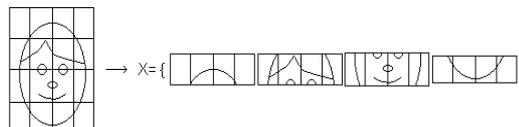
- Pengenalan kontur wajah dengan mengenali bentuk hidung, mata dan mulut dan bentuk korelasi diantara keduanya. Karakteristik organ tersebut kemudian dinyatakan dalam bentuk vektor
- Analisis komponen yang prinsipil, berdasarkan informasi dari konsep ini, mencari perhitungan model terbaik yang menjelaskan bentuk wajah dengan mengutip informasi yang paling relevan yang terkandung di dalam wajah tersebut.

Dibalik kemudahan mengenali wajah, ada beberapa masalah yang mungkin timbul dalam proses pengenalan wajah, yaitu: adanya perubahan skala, perubahan posisi, perubahan pencahayaan, atau adanya perubahan detail dan ekspresi wajah.

## 2.3 Vektor dan Ruang Wajah

Sebuah wajah, yang juga merupakan sebuah citra, dapat dipandang sebagai sebuah vektor. Apabila citra berukuran  $p \times l$  piksel, maka banyaknya komponen dari vektor ini adalah  $p \times l$ . Konstruksi vektor dari sebuah citra dibentuk oleh penggabungan sederhana, yaitu baris dari sebuah citra diletakkan saling bersebelahan dengan baris-

baris yang lain, seperti yang terlihat pada Gambar 1 di bawah ini :



Gambar 1. Formasi Vektor dari Sebuah Gambar

Vektor wajah yang telah dideskripsikan sebelumnya merupakan bagian dari sebuah ruang citra yaitu ruang dari keseluruhan citra yang mempunyai dimensi  $p \times l$  piksel. Semua wajah mirip satu sama lain dimana wajah-wajah ini mempunyai dua mata, satu hidung, satu mulut, dua telinga, dan lain sebagainya yang terletak pada tempat yang sama. Akibatnya semua vektor wajah terletak pada tempat-tempat yang amat berdekatan dalam ruang citra. Vektor basis dari ruang wajah disebut sebagai komponen utama (*principal component*).

## 2.4 Principle Component Analysis (PCA)

Berdasarkan kesimpulan yang diberikan oleh Kirby dan Sirovich (1990), ditunjukkan bahwa basis optimal yang dapat digunakan untuk merepresentasikan suatu vektor citra diberikan oleh ruang eigen yang dibentuk dari nilai-nilai eigen yang tidak nol (*nonzero eigenvalues*) dari matriks kovarian seluruh citra tersebut. Dengan menggunakan basis yang dibentuk oleh ruang eigen tersebut dapat dilakukan reduksi dimensi dengan melakukan transformasi linier dari suatu ruang berdimensi tinggi ke dalam ruang yang berdimensi lebih rendah. Untuk menentukan dimensi yang lebih rendah dengan galat (*error, information loss*) yang minimum dapat dilakukan dengan memilih sejumlah nilai eigen yang terbesar dari ruang berdimensi tinggi tersebut. Tahapan tersebut merupakan gambaran umum dari metode yang disebut Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis*). Turk and Pentland (1991) mengatakan bahwa jika ada  $M$  buah citra wajah yaitu  $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$  yang digunakan dalam pelatihan dan masing-masing citra wajah dipandang sebagai sebuah vektor wajah yang panjangnya  $N$  (baris  $\times$  kolom). Rata-rata wajah dari kumpulan data yang dilatih ini dapat diperoleh dengan persamaan (1) berikut ini :

$$\Psi = \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (1)$$

Kemudian, setiap vektor wajah dikurangkan dengan rata-rata wajah, dengan persamaan (2).

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

Kumpulan dari vektor-vektor yang sangat besar ini merupakan syarat untuk analisis komponen utama, yang mana mencari sekumpulan  $m$  ( $m \ll N$ ) buah vektor orthonormal  $\mu_k$  yang bersesuaian dengan nilai eigen  $\lambda_k$  terbaik yang menggambarkan pendistribusian data. Dimana kumpulan dari vektor

eigen dengan nilai eigen terbaik ini merupakan vektor basis dari PCA atau biasa disebut dengan *Eigenfaces*. Vektor  $\mu_k$  dan skalar  $\lambda_k$  masing-masing merupakan vektor eigen dan nilai eigen dari matriks kovarian data pelatihan (Gonzalez *at all*, 2002). Matriks kovarian dicari dengan persamaan (3).

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T \quad (3)$$

$$= AA^T$$

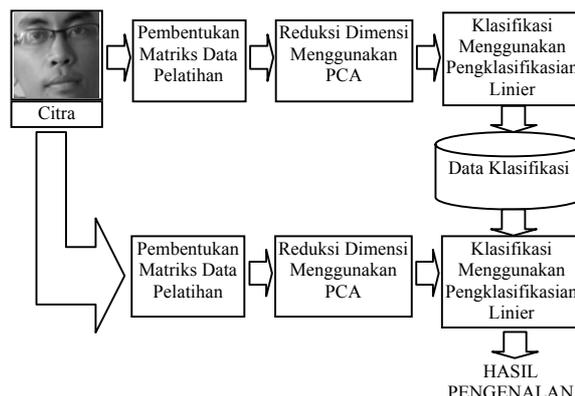
dimana matriks  $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$ . Matriks kovarian data ( $C$ ) akan berukuran  $N \times N$ , dan digunakan untuk mencari  $N$  vektor eigen dan nilai eigen. Nilai ini memiliki dimensi yang sangat besar untuk proses citra. Untuk itu secara komputasi, diperlukan metode yang lebih sederhana untuk mendapatkan vektor eigen-vektor eigen ini. Untuk mengatasi hal ini, dapat digunakan dimensi matriks yang lebih kecil yaitu  $M \times M$  untuk proses PCA, dimana  $M$  merupakan jumlah citra yang digunakan dalam pelatihan. Oleh Yambor (2000), cara tersebut dikenal dengan metode *Snapshot Eigenface*. Dengan analisis ini, perhitungan menjadi berkurang secara dramatis, dari ukuran jumlah piksel  $N$  menjadi  $M$  ( $M \ll N$ ). Pemecahan metode ini digunakan jika jumlah data pelatihan jauh lebih kecil dari dimensi vektor wajah.

### 3. METODE PENELITIAN

Dalam mengembangkan perangkat lunak pengenalan citra wajah ini, digunakan metodologi standar untuk mengembangkan sebuah perangkat lunak. Metodologi yang digunakan adalah metode “*Water Fall*”. Metode ini dipilih karena sederhana, sehingga mudah diterapkan. Adapun tahapan-tahapan dalam metode *Water Fall* ini adalah tahap pengumpulan data, tahap analisis, tahap desain/perancangan, tahap pengembangan, tahap uji coba, dan tahap implementasi (Edward Yourdon, 1989).

Pada penelitian ini, diambil data citra wajah dari 10 subyek dengan menggunakan kamera digital. Citra wajah tersebut bervariasi terhadap jenis kelamin (laki-laki, perempuan), ekspresi wajah (normal, senang, sedih, mata berkedip, dan mata terpejam), dan asesoris wajah (misalnya pemakaian kaca mata). Pada tahap analisis, foto wajah dinormalisasi (citra wajah). Pada proses normalisasi, citra wajah dipotong (*cropping*) untuk diambil pada daerah yang meliputi dua pasang alis, dua pasang mata, hidung, mulut untuk tujuan mengurangi biaya komputasi. Proses normalisasi dilakukan secara manual dengan bantuan perangkat lunak *Corel Photo-Paint*. Citra wajah hasil normalisasi berukuran 65x67 piksel.

Pada tahap desain dilakukan perancangan sistem pengenalan citra wajah seperti pada Gambar 2 di bawah ini :



Gambar 2. Desain sistem dari sistem pengenalan citra wajah manusia

Selanjutnya pengembangannya menggunakan bantuan perangkat lunak GUI Matlab. Pada program simulasi yang dibuat, diterapkan teknik *Eigenfaces* untuk mereduksi dimensi ruang wajah yang besar. Data inputan dari perangkat lunak adalah citra wajah yang berukuran  $w \times h$  ( $N$ ) dibentuk dalam vektor kolom yang terletak dalam sebuah ruang yang berdimensi  $w \times h$  ( $\mathcal{R}^N$ ). Setelah ruang wajah terbentuk, baru dilakukan reduksi dimensi ruang wajah dengan menggunakan PCA. Adapun algoritma PCA dapat dilihat pada Gambar 3 berikut ini :

1. Baca matriks data pelatihan X yang berukuran (N x M) yang berasal dari M buah citra vektor yang berukuran N x 1
2. Tentukan nilai rata-rata citra wajah dari data pelatihan
3. Tentukan data matriks pelatihan Y dengan rata-rata wajah nol
4. Tentukan matriks kovarian data
5. Tentukan vektor eigen ( $\Psi$ ) dan nilai eigen ( $\Lambda$ )
6. Tentukan matriks vektor eigen P dengan cara matriks data dengan rata-rata wajah nol dikalikan dengan vektor eigen
7. Urutkan vektor eigen (P) yang bersesuaian dengan nilai eigen ( $\Lambda$ ) secara decreasing order.
8. Ambil m vektor eigen dengan nilai eigen terbesar sebagai matriks transformasi A
9. Tentukan himpunan ciri baru dengan rumus  $Z = A^T Y$  dan simpan di database

Gambar 3. Algoritma PCA

Metode pengklasifikasian yang digunakan adalah jarak euclidean dari ketetanggaan terdekat. Jarak euclidean antara dua buah titik pada sub ruang yang berdimensi lebih rendah dapat dihitung dengan persamaan (4) berikut :

$$\begin{aligned}
 dist(y_i, y_j) &= || y_i - y_j || \\
 &= || A^T x_i - A^T x_j || \\
 &= || A^T (x_i - x_j) || \\
 &= \sqrt{(x_i - x_j)^T A A^T (x_i - x_j)}
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

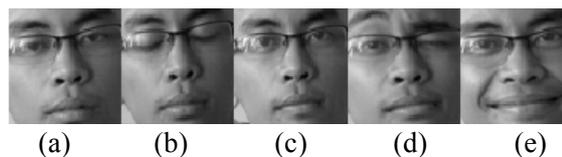
#### 4. UJI COBA

Uji coba terhadap perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia yang dikembangkan ini dilakukan pada data citra wajah yang telah dinormalisasi. Setelah proses normalisasi, setiap pose citra wajah dari satu subyek diberi penomoran, seperti yang terlihat pada Tabel 1 berikut ini.

Tabel 1. Penomoran pose citra wajah dari setiap subyek

NO	EKSPRESI CITRA WAJAH	PENOMORAN POSE CITRA WAJAH
1	Senang	1
2	Mata Berkedip	2
3	Normal	3
4	Mata Pejarn	4
5	Sedih	5

Adapun contoh citra wajah yang diambil dari satu subyek yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4 berikut :



Gambar 4. Contoh citra wajah ternormalisasi dengan ekspresi (a) sedih, (b) mata terpejam, (c) normal, (d) mata berkedip, dan (e) senang.

Selanjutnya dilakukan pemisahan terhadap data citra wajah yang telah dinormalisasi menjadi dua himpunan yang saling pisah (*disjoint*) yaitu himpunan citra pelatihan dan himpunan citra pengujian. Sebagai himpunan citra pelatihan digunakan citra wajah dengan ekspresi senang, normal, dan mata berkedip. Dan citra sisanya yaitu citra wajah dengan ekspresi sedih dan mata terpejam digunakan sebagai himpunan citra pengujian. Perhitungan persentase dari keberhasilan pengenalan wajah dilakukan pada himpunan citra pengujian.

#### 5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari pengembangan perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia dengan menerapkan metode *Eigenfaces* menggunakan GUI Matlab dapat dilihat pada Gambar 5 berikut :



Gambar 5. Hasil pengembangan perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia dengan menerapkan metode *Eigenfaces*

Perangkat lunak di atas dikembangkan menggunakan Matlab. Hasil pengujian dari sistem pengenalan citra wajah manusia menggunakan metode *Eigenfaces* yang dikembangkan ini dapat dilihat pada Tabel 2 di bawah ini :

Tabel 2. Hasil uji coba dari sistem pengenalan wajah manusia menggunakan teknik *Eigenfaces*

Dimensi ruang wajah	Jumlah Citra Wajah yang Dikenali	Persentase Keberhasilan Pengenalan
1	8	40 %
2	12	60 %
3	12	60 %
4	12	60 %
5	15	75 %
6	11	55 %
7	13	65 %
8	15	75 %
9	15	75 %
10	15	75 %
11	15	75 %
12	15	75 %

Tingkat pengenalan yang diperoleh dari masing-masing dimensi di atas merupakan hasil kumulatif. Sebagai contoh, pada tabel 3 berikut ini ditampilkan hasil uji coba pada dimensi 5 untuk melihat secara detil subyek-subyek yang dikenali.

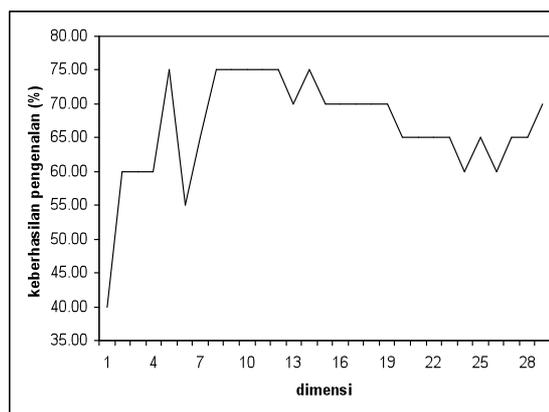
Tabel 3. Detil hasil uji coba dari sistem pengenalan wajah manusia menggunakan metode *Eigenfaces*

No	Dimensi Ruang Wajah	Subyek yang Diuji	Pose Subyek yang Diuji	Subyek yang Dikenali	Hasil
1	5	s1	2	s1	1
2	5	s1	3	s1	1
3	5	s2	2	s2	1
4	5	s2	3	s2	1
5	5	s3	2	s5	0
6	5	s3	3	s3	1
7	5	s4	2	s4	1
8	5	s4	3	s6	0
9	5	s5	2	s5	1
10	5	s5	3	s8	0
11	5	s6	2	s6	1
12	5	s6	3	s6	1
13	5	s7	2	s7	1
14	5	s7	3	s7	1
15	5	s8	2	s8	1
16	5	s8	3	s3	0
17	5	s9	2	s9	1
18	5	s9	3	s9	1
19	5	s10	2	s10	1
20	5	s10	3	s6	0
<b>Jumlah citra wajah yang berhasil dikenali =</b>					<b>15</b>

Dari tabel di atas, angka pada kolom 6 yaitu hasil memberi arti bahwa, jika sebuah pose citra wajah yang diujikan dikenali sebagai subyek yang sama maka diberikan nilai satu yang berarti bahwa

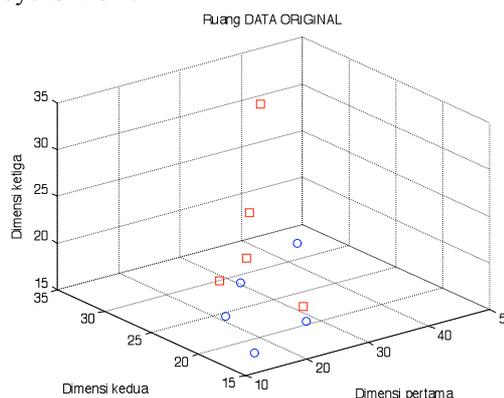
citra yang diujikan secara tepat berhasil dikenali sebagai orang yang sama, sedangkan jika tidak dikenali diberikan nilai nol. Sehingga secara keseluruhan jumlah citra wajah yang berhasil dikenali pada ruang wajah berdimensi 5 sebanyak 15 buah citra.

Pada Gambar 6 berikut ini diperlihatkan grafik hubungan antara dimensi ruang wajah yang dibentuk dengan persentase keberhasilan pengenalan :

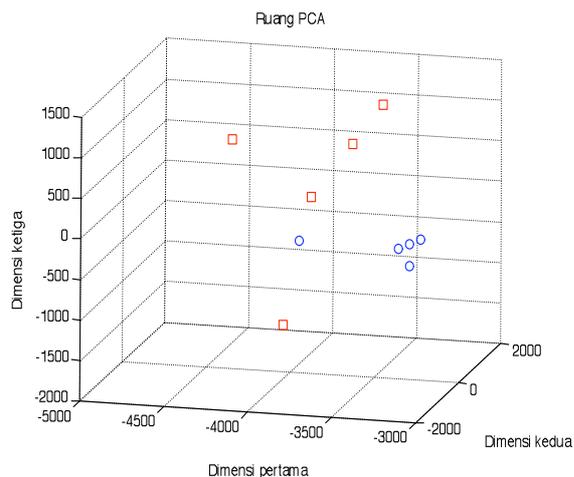


Gambar 6. Grafik hubungan antara persentase keberhasilan pengenalan dengan dimensi ruang wajah

Dari grafik di atas, terlihat bahwa tingkat pengenalan optimal yang berhasil dicapai adalah sebesar 75%. Gambar 7 berikut adalah contoh pendekatan dari penyajian ruang yang dibentuk oleh data citra wajah dan ruang yang dibentuk setelah proyeksi PCA.



Gambar 7. Grafik 3 Dimensi Pertama data Citra Wajah dari 2 Subyek



Gambar 8. Proyeksi Data dari data citra wajah dari 2 subyek pada 3 komponen utama PCA

Dari hasil pengujian terhadap perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia dengan menggunakan metode *Eigenfaces* di atas, diperoleh bahwa jumlah wajah yang dikenali pada tiap dimensi sangat bervariasi seperti yang terlihat pada Tabel 2. Dimensi menyatakan sebagai subruang wajah optimal yang dapat dicapai. Tingkat keberhasilan pengenalan yang paling optimal dicapai pada ruang wajah dengan dimensi 5. Tidak ada perbaikan yang signifikan jika dimensi yang digunakan lebih dari pada dimensi optimal di atas. Dimana tingkat pengenalan optimal yang dapat dicapai pada dimensi tersebut adalah sebanyak 75%. Hasil ini masih jauh dari sempurna.

Jika dilihat dari hasil proyeksi, pada Gambar 7 merupakan hasil proyeksi data citra wajah yang masih asli, sedangkan pada Gambar 8 merupakan hasil proyeksi data citra wajah yang telah ditransformasikan ke dalam ruang yang dibentuk oleh teknik *Eigenfaces* yaitu metode PCA. Pada gambar tersebut terlihat bahwa hasil proyeksi dengan metode PCA terlihat menyebar keluar, ini disebabkan karena PCA bertujuan pada pemaksimalan variansi. Bagaimanapun data dari subyek yang berbeda terlihat masih tumpang tindih (*overlapping*). Ini berarti bahwa PCA tidak melakukan pemisahan yang bagus antar data. Sehingga mengakibatkan tingkat pengenalan yang diperoleh menjadi jauh dari sempurna.

## 6. PENUTUP

Perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia dengan menggunakan metode *Eigenfaces* yang dibangun dengan memanfaatkan GUI dari Matlab ini diuji cobakan pada 10 subyek citra wajah. Citra wajah yang diambil bervariasi terhadap jenis kelamin (laki-laki, perempuan), ekspresi wajah (normal, senang, sedih, mata berkedip, dan mata terpejam), dan asesoris wajah (misalnya pemakaian

kaca mata). Tiap subyek memiliki pose 5 jenis, sehingga total jumlah citra wajah yang digunakan adalah 50 buah.

Berdasarkan uji coba dan analisis hasil pengujian terhadap perangkat lunak pengenalan citra wajah manusia dengan menggunakan metode *Eigenfaces* diperoleh bahwa tingkat pengenalan optimal yang dicapai adalah 75%.

Untuk mendapatkan hasil pengenalan yang lebih baik, penelitian ini dapat dikembangkan lagi yaitu pada tahap ekstraksi ciri. Sebuah metode yang lebih baik sangat diperlukan pada tahap ini sehingga pada tahap pengenalan dapat menghasilkan suatu pemisahan data yang bagus sekaligus dapat meningkatkan persentase keberhasilan dari pengenalan. Ada beberapa metode yang dapat digunakan seperti teknik Fisherface, teknik Laplacianface atau teknik LDA terdekomposisi QR.

## PUSTAKA

- Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., Kriegman, D.J. (1997) Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection, *IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 711-720.
- He, X., Yan, S., Hu, Y., Niyogi, P., and Zhang, H. J. (2005) Face Recognition Using Laplacianfaces, *IEEE transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 27, 328-340.
- Marti, Ni Wayan, (2007), Penerapan Teknik Eigenfaces Pada Sistem Pengenalan Wajah, *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, 4(1), 15-23
- Kirby, M., and Sirovich, L. (1990). Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces, *IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1).
- Soelaiman, R., (2006), Sistem Pengenalan Wajah dengan Penerapan Algoritma Genetika pada Optimasi Basis Eigenface dan Proyeksi Fisherface, Tesis Master, Universitas Indonesia
- Turk, M and Pentlant, A. (1991) Face Recognition Using Eigenfaces, *Proc. IEEE Conf. of Computer Vision and Pattern Recognition*, 13, 586-591.
- Yambor, W.S. (2000) Analysis of PCA-Based and Fisher Discriminant-Based Image Recognition Algorithms, Tesis of Master, Colorado State University.
- Yourdon, Edward. 1989. *Modern Structured Analysis*. New Jersey : Prentice-Hall International, Inc.