

Metode Eigenface / Principle Component Analysis (PCA) Untuk Identifikasi Wajah Manusia

Muhammad Khoirul Anam

Jurusan Teknik Informatika TI Universitas Islam Syekh-Yusuf
Jln. Maulana Yusuf No 10 – Babakan Kota Tangerang

e-mail : mkanam@unis.ac.id

Intisari — Identifikasi wajah adalah mencocokkan gambar masukan dengan gambar yang ada pada suatu database dan mencari gambar wajah yang sesuai dengan gambar masukan. Beberapa cara untuk identifikasi objek dan grafika komputer didasarkan secara langsung pada gambar-gambar tanpa penggunaan model 3D. Karena ukuran piksel hasil perubahan berukuran besar kemudian dilakukan pengurangan ukuran dengan menggunakan analisis komponen utama yang juga dikenal dengan metode eigenfaces. Setelah gambar *training* diolah selanjutnya akan dicari nilai rata-ratanya. Dengan penghitungan dari sampel *training* set akan diperoleh eigenfaces dengan nilai tertinggi. Gambar untuk pengujian berupa gambar wajah dan bukan wajah yang sebagian merupakan data gambar *training*, jumlah gambar uji sebanyak 5 gambar yang terdiri dari 3 gambar wajah dan 2 gambar bukan wajah. Pengukuran jarak Euclid akan mendapatkan nilai minimum dan maksimum, sehingga mendapat hasil yaitu wajah yang dikenali dan tidak dikenali. Dari hasil percobaan didapatkan hasil bahwa persentase keakuratan identifikasi wajah menggunakan *Eigenfaces*, menunjukkan hasil yang memuaskan.

Kata kunci — *Eigenfaces*, Identifikasi Wajah, Gambar, Wajah, *Principal Component Analysis (PCA)*.

Abstract— Face recognition is to compare the input image with a face database and find the face that best fits the image input. Some approaches to object recognition and computer graphics are based directly on images without the use of 3D models. Because the dimensions of the pixel that are transformed are large and then dimensional reduction is carried out using the principal component analysis (Principal Component Analysis), also known as the eigenfaces method. After the training image is processed, the average value will be searched. With the calculation of the training set sample, the highest value eigenfaces will be obtained. The image for testing is in the form of a face image and not a face which is partly a training image data, the number of test data is 5 images consisting of 3 face images and 2 images instead of faces. Euclid (Euclidean Distance) distance measurement will produce maximum and minimum values, so that output can be obtained in the form of a recognizable and unrecognizable face. From the results of the study it was found that the percentage of face recognition accuracy in the optimum configuration of eigenfaces showed satisfactory results.

Keywords - *Eigenfaces*, *Face Recognition*, *Image*, *Face*, *Principal Component Analysis (PCA)*.

I. PENDAHULUAN

Identifikasi wajah (*face recognition*) saat ini menjadi suatu aplikasi di banyak penelitian pada bidang komputer. Identifikasi wajah adalah mencocokkan gambar wajah masukan dengan gambar yang ada pada suatu database wajah dan mencari wajah yang sesuai dengan gambar masukan. Identifikasi wajah merupakan suatu pekerjaan yang kompleks hal ini disebabkan banyak kemungkinan variasi dari subyek yang sama pada kondisi yang berbeda beda, seperti pencahayaan dan ekspresi muka, bentuk muka dan bentuk kepala serta rambut secara tiga-dimensi [1].

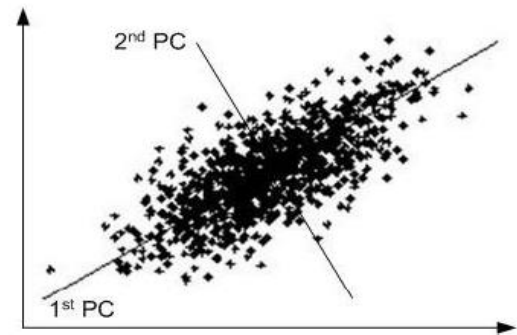
Identifikasi wajah merupakan suatu identifikasi pola yang khusus untuk kasus wajah. Ini dapat dijelaskan sebagai pengelompokan suatu wajah apakah dikenali atau tidak dikenali, dimana setelah dicocokkan kemudian disimpan secara terpisah. Beberapa cara untuk identifikasi obyek dan grafika komputer didasarkan secara langsung pada gambar-gambar tanpa penggunaan model 3D. Banyak dari teknik ini tergantung pada suatu representasi gambar yang membentuk suatu struktur ruang vektor, dan dalam prinsip ini memerlukan korespondensi yang padat.

Eigenfaces adalah salah satu teknik algoritma identifikasi wajah yang banyak digunakan [2]. *Eigenvector* yang pertama diperoleh dari suatu

kumpulan bentuk gambar *training* representasi dasar dalam pendekatan tersebut. *Eigenfaces*, membayangkan gambar ke dalam *eigenvector*, digunakan untuk pengelompokan fitur-fitur. Pada tahap pengujian, gambar tak berlabel (*probe*) dibayangkan ke dalam basis *eigenvector* dan dicocokkan dengan gambar *training* dalam ruang gambar yang baru. Untuk model identifikasi ekspresi wajah digunakan teknik PCA [3]. Contoh yang baik dari suatu algoritma umum (*holistic*) adalah dengan menggunakan teknik *eigenfaces* klasik. Untuk memungkinkan menurunkan jumlah ukuran yang berkaitan dengan gambar wajah dan hal ini mampu untuk menekan biaya komputasi secara signifikan digunakan representasi *eigenfaces*. Gambar wajah ini juga dapat disimpan setahap demi setahap dengan menggabungkan gambar objek wajah baru kedalam ruang eigen yang telah dibentuk berdasarkan sekumpulan gambar wajah awal.

Bayangan ruang eigen (*eigenspace*) juga dikenal sebagai *Karhunen-Loeve* (KL) atau juga dinamakan dengan *Principal Component Analysis* (PCA). Algoritma *eigenface* memanfaatkan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengurangi ukurannya guna menemukan vector-vector yang mempunyai nilai terbaik untuk distribusi gambar wajah didalam ruang gambar masukan. Vektor ini mendefinisikan sub ruang dari gambar-gambar wajah dan sub ruang tersebut disebut ruang wajah. Semua wajah-wajah dalam kumpulan *training* dibayangkan ke dalam ruang wajah untuk menemukan suatu kumpulan nilai-nilai yang menjelaskan keterlibatan dari tiap vector dalam ruang wajah. Untuk identifikasi suatu gambar uji, membutuhkan bayangan suatu gambar ke dalam ruang wajah untuk menentukan korespondensi kumpulan nilai-nilai. Dengan membandingkan kumpulan bobot-bobot wajah dalam *training* set, Pengujian gambar dapat diidentifikasi. Prosedur kunci dalam PCA didasarkan pada transformasi *Karhunen-Loeve*. Jika elemen-elemen gambar dianggap sebagai

variabel-variabel acak, gambar mungkin dilihat sebagai sample suatu proses stokastik. Contoh 2D PCA ditampilkan dalam Gambar 1. *Principle Component* pertama menyediakan suatu penurunan ukuran secara linier optimal dari 2D ke 1D.



Gambar 1. PCA Kumpulan Titik Dua Dimensi

Ide utama *Principal Component Analysis* adalah menemukan vektor dengan nilai terbaik untuk penyaluran gambar wajah dalam seluruh ruang gambar. Vektor-vektor ini menjelaskan sub ruang gambar wajah atau biasa disebut dengan nama ruang wajah. Tiap vektor dengan panjang N^2 , mendsikripsikan gambar dengan ukuran $N \times N$, yang merupakan suatu kombinasi linier dari gambar wajah asli [4, 5].

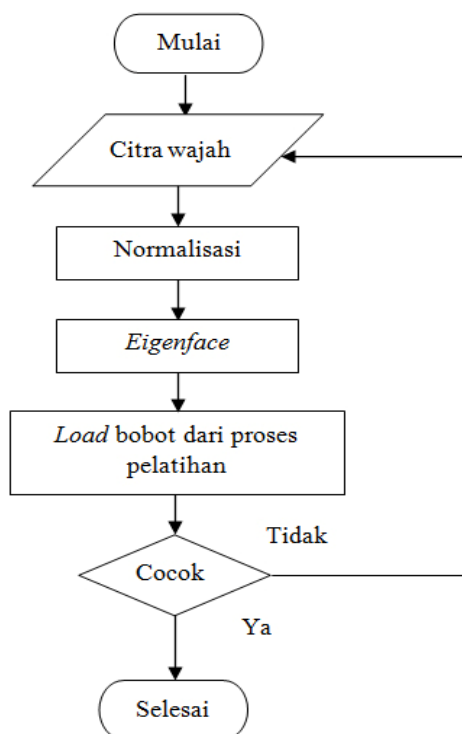
Pada penelitian ini akan dibahas mengenai identifikasi wajah dengan menggunakan suatu representasi ruang vektor yang dinamakan dengan *Eigenfaces* / *Principal Component Analysis* (PCA).

II. METODOLOGI PENELITIAN

Subjek penelitian ini adalah membuat aplikasi untuk identifikasi wajah manusia menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Data dalam penelitian ini menggunakan data gambar sampel wajah manusia berupa file gambar berekstensi *.bmp, *.jpg dan yang telah diolah terlebih dahulu untuk menghasilkan gambar yang lebih baik dan untuk memudahkan pembacaan data dalam aplikasi identifikasi wajah.

Dengan merepresentasikan wajah kedalam bentuk piksel (*pixel-based models*) adalah Metode yang digunakan untuk merubah gambar tersebut. Metode ini merubah gambar wajah kedalam piksel-piksel [6]. Karena ukuran hasil perubahan tersebut berukuran besar kemudian dilakukan pengurangan ukuran dengan menggunakan analisis komponen utama [7]. Selanjutnya hasil tersebut digunakan untuk identifikasi dalam hal ini adalah identifikasi wajah.

Prosedur yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 2 :



Gambar 2 Diagram alir algoritma identifikasi wajah

Langkah Perhitungan Eigenface :[6]

- Langkah pertama adalah menyiapkan data dengan membuat suatu himpunan S yang terdiri dari seluruh training image, $(\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M)$
 $S = (\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M)$ (1)
- Langkah kedua adalah ambil nilai tengah atau mean (Ψ)

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma \quad (2)$$

- Langkah ketiga kemudian cari selisih (Φ) antara nilai training image (Γ_i) dengan nilai tengah (Ψ)

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (3)$$

- Langkah keempat adalah menghitung nilai matriks kovarian (C)

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T$$

$$L = A^T A \quad L = \phi_m^T \phi_n \quad (4)$$

- Langkah kelima menghitung eigenvalue (λ) dan eigenvector (v) dari matriks kovarian (C)

$$C \hat{x} v_i = \lambda_i x v_i \quad (5)$$

- Langkah keenam, setelah eigenvector (v) diperoleh, maka eigenvalue (μ) dapat dicari dengan :

$$\mu_i = \sum_{k=1}^M v_{ik} \phi_k$$

$$l = 1, \dots, M \quad (6)$$

Tahapan Identifikasi Wajah :

- Sebuah gambar wajah baru atau *test face* (Γ_{new}) akan dicoba untuk dikenali, pertama terapkan cara pada tahapan pertama perhitungan *eigenface* untuk mendapatkan nilai eigen dari gambar tersebut.

$$\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]$$

- Gunakan metode *euclidean distance* untuk mencari jarak terpendek antara nilai eigen dan *training image* dalam database dengan nilai eigen dari image *test face*

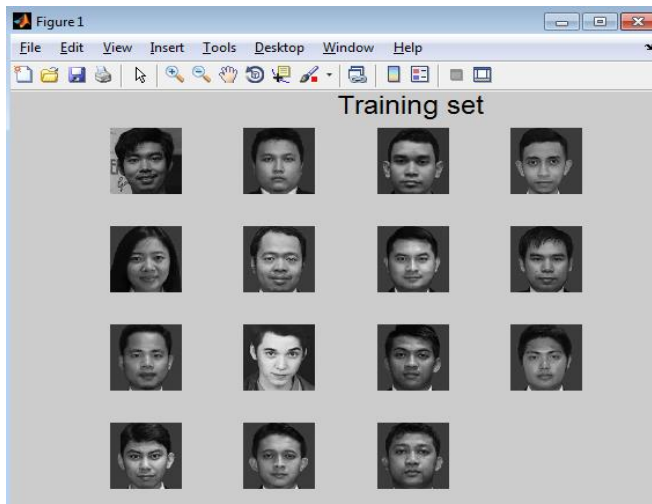
$$\varepsilon_k = \left\| \Omega - \Omega_k \right\|^2$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

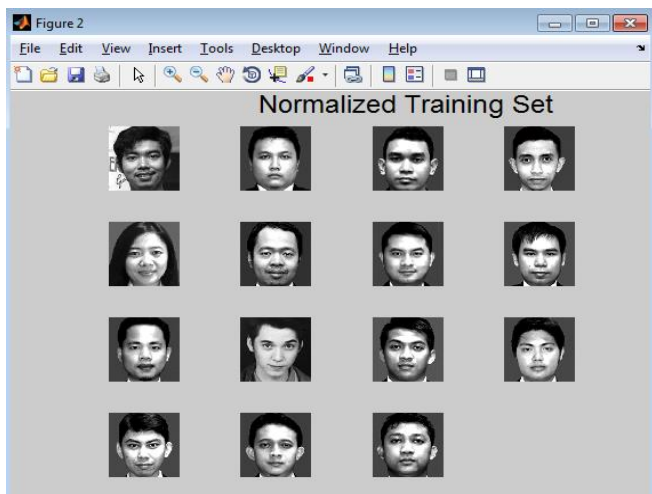
Gambar sampel wajah dan bukan wajah akan diterima aplikasi sebagai masukan. *Training set* wajah yang telah diubah ke dalam matriks digunakan sebagai data training input dalam aplikasi ini, kemudian diolah dengan metode *eigenfaces*, sesuai dengan variabel-variabel yang

ditentukan sebelumnya. File-file gambar yang bukan dari gambar *training* digunakan untuk pengujian. Jumlah gambar untuk *training* adalah 15 gambar, sedangkan gambar ujinya sebanyak 5 buah gambar, yaitu gambar wajah dikenali 2 buah, gambar wajah tidak dikenali 1 buah dan gambar bukan wajah 2 buah

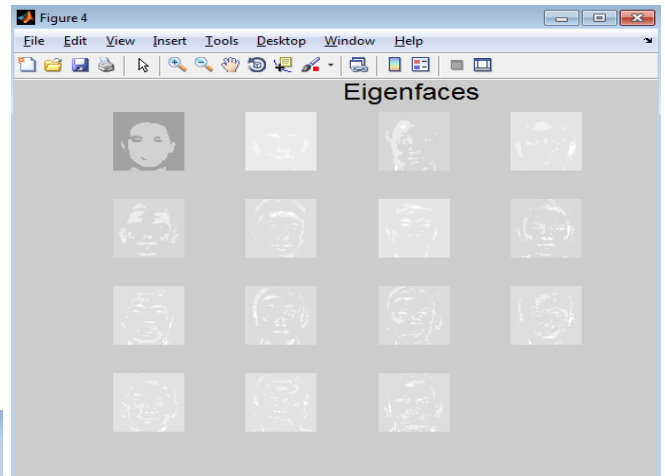
Saat scribt matlab di run maka akan tampil Hasil kumpulan gambar trainingnya ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Wajah training

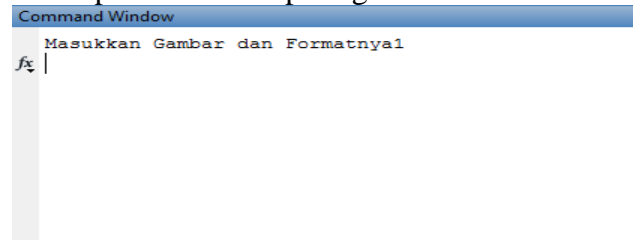


Gambar 4. Normalisasi Training wajah



Gambar 5. Eigenfaces wajah

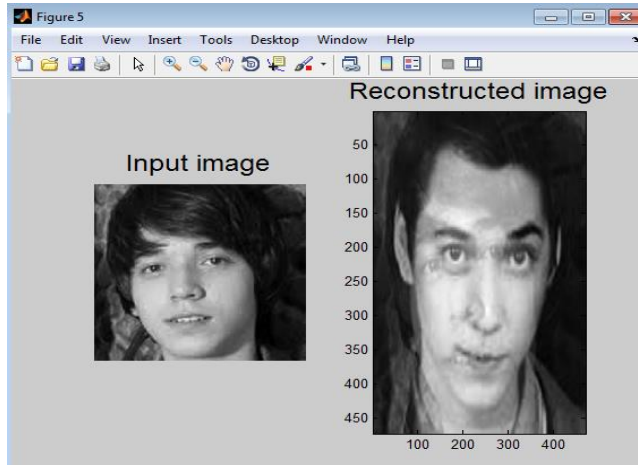
Setelah itu akan muncul tampilan command window pada matlab seperti gambar 6.



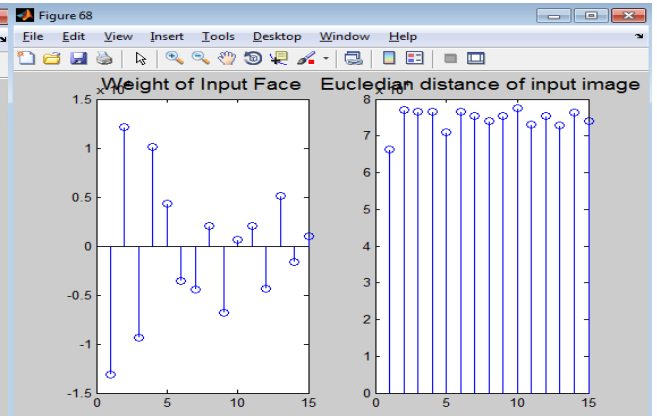
Gambar 6. Command view input wajah test

Pertama kita inputkan gambar wajah yang dikenal oleh database, lalu kita amati jarak euclidean-nya. Jarak ini memberi tahu seberapa dekat gambar input dengan gambar training. Berdasarkan jarak ini kita dapat membuat keputusan apakah wajah adalah wajah dikenali, wajah tidak dikenali atau sama sekali bukan wajah.

Dua gambar pertama kita masukkan gambar yang dikenali oleh gambar training.

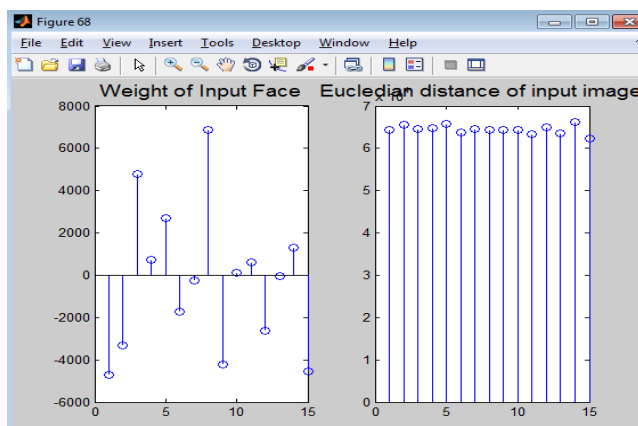


Gambar 7. Identifikasi Wajah yang dikenali (1)



Gambar 10. Bobot gambar uji dan Jarak Euclidean Known Face(2)

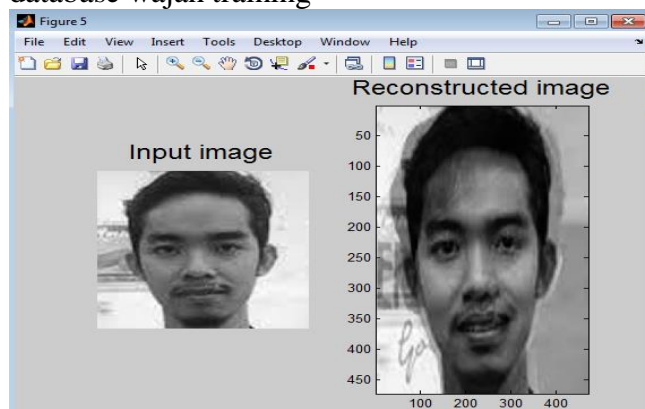
Maximum Value = $7.7626e+04$
 Minimum Value = $6.6407e+04$



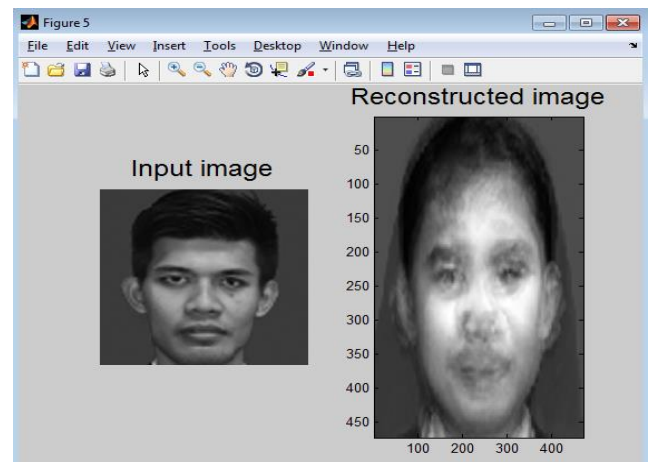
Gambar 8. Bobot gambar uji dan Jarak Euclidean Known Face (1)

Maximum Value = $6.6245e+04$
 Minimum Value = $6.2268e+04$

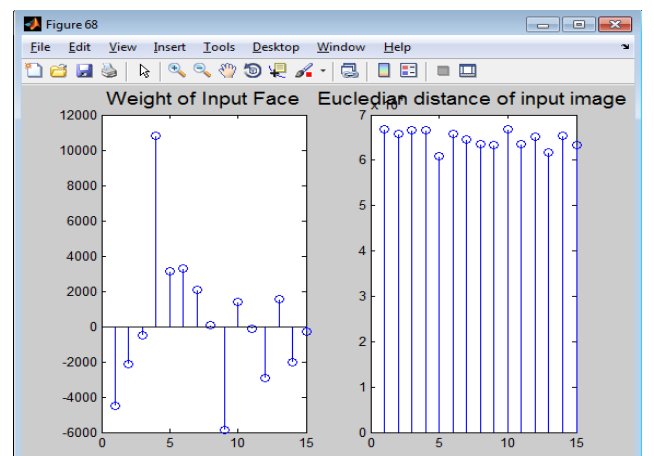
Ini adalah gambar kedua yang dikenali oleh database wajah training



Gambar 9. Identifikasi Wajah yang dikenali (2)

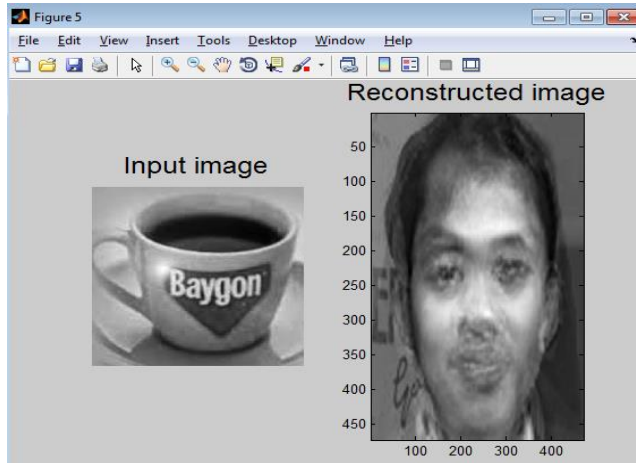


Gambar 11. Identifikasi Wajah yang tidak dikenali

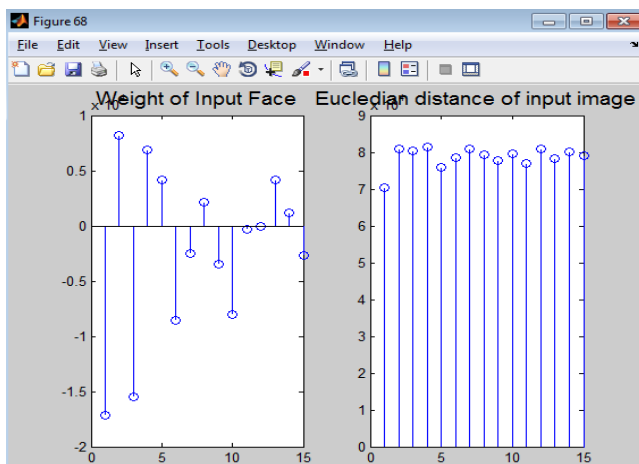


Gambar 12. Bobot gambar uji dan Jarak Euclidean Unknown Face
 Maximum Value = $6.6913e+04$
 Minimum Value = $6.0835e+04$

Selanjutnya kita akan melakukan dua kali percobaan dengan menginput gambar selain wajah, dan kitaamati jarak eucledianya.

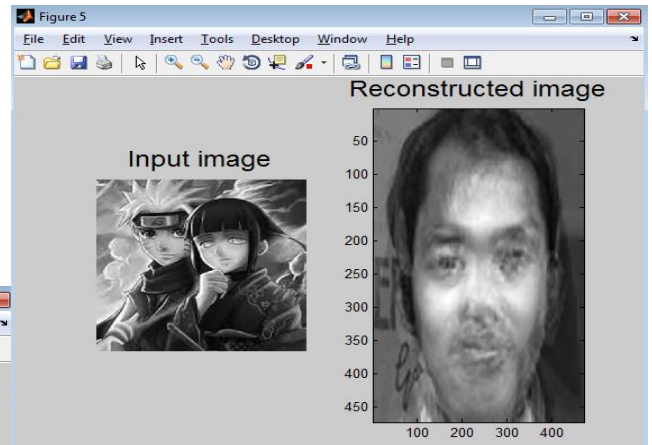


Gambar 13. Identifikasi Wajah dengan input bukan wajah (1)

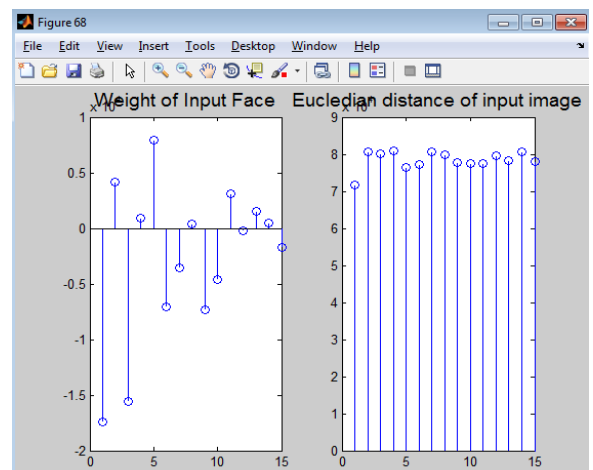


Gambar 14. Bobot gambar uji dan Jarak Euclidean input bukan wajah (1)

Maximum Value = $8.1548e+04$
 Minimum Value = $7.0312e+04$



Gambar 15. Identifikasi Wajah dengan input bukan wajah (2)



Gambar 16. Bobot gambar uji dan Jarak Euclidean input bukan wajah (2)

Maximum Value = $8.0834e+04$
 Minimum Value = $7.1609e+04$

Sistem identifikasi wajah telah diuji menggunakan satu kumpulan gambar wajah yang diambil dari beberapa sumber. Semua data gambar *training* dan data gambar pengujian berintensitas warna *grayscale* dengan ukuran piksel 472x472 dan berekstensi .bmp. Kumpulan training data set wajah terdiri dari 15 gambar wajah ($M=15$). Setelah gambar training diolah kemudian akan didapat nilai rata-ratanya. Diperoleh *eigenfaces* dengan nilai tertinggi setelah dilakukan penghitungan dari sampel training set. Kegunaan dari *eigenfaces* dapat ditentukan dari nilai eigen.

Pengukuran jarak *Euclidean* dapat menunjukkan nilai minimum dan maksimum,

sehingga keluaran berupa wajah yang dikenali atau tidak dikenali adalah menjadi hasil yang diperoleh.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan menunjukkan bahwa *eigenfaces* dapat dimanfaatkan untuk melakukan identifikasi wajah pada gambar digital dengan lebih sederhana dan cepat.

Jarak euclidean pada saat pengujian dengan wajah nilai maksimum dan minimumnya berkisar diantara $6.0000e+04$ yang artinya di representasikan dengan wajah, walaupun wajah input tidak dikenali oleh database wajah training. Sedangkan saat pengujian menggunakan gambar input bukan wajah, didapatkan jarak Euclidean nilai maksimum dan minimumnya mencapai $8.034e+04$ yang artinya direpresentasikan bukan wajah.

Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa salah satu metode identifikasi wajah manusia yang bagus adalah dengan menggunakan metode *principle component analysis*.

REFERENSI

- [1] Fadlil, A., Ikhsan H. dan Sunardin, 2008, Sistem Identifikasi Wajah Secara Realtime Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2008 (SNATI 2008) ISSN: 1907-5022, Yogyakarta.
- [2] Nugroho, S. dan Agus, H., 2005, Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Mendeteksi Posisi Wajah Manusia Pada Gambar Digital, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2005 (SNATI 2005) ISBN: 979-756-061-6, Yogyakarta.
- [3] H. F. Ng, 2006, Pose-Invariant Face Recognition Security System, Asian Journal of Health and Information Sciences, Vol. 1, No. 1, pp. 101-111
- [4] Piarsa, I.N. dan Riza H., 2010, Sistem Verifikasi Online Menggunakan Biometrika Wajah, Seminar Nasional Teknologi Vol. 9 No.1 Januari-Juni 2010, Bali.
- [5] Turk, M. and A. Pentland, A., 1991, Eigenfaces for Recognition, Journal of Cognitive Neuroscence, 3(1), 71-86.
- [6] Zayuman, H., Imam S. dan Isnanto, R.R., 2008, Identifikasi Wajah Manusia Menggunakan Analisis Komponen Utama (PCA) dan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan-Balik, Skripsi, Jurusan Teknik Elektro FT UNDIP, Semarang
- [7] Akalin, V., 2003, Face Recognition Using Eigenfaces and Neural Networks, Thesis, The Graduate School of Natural and Applied Sciences of The Middle East Technical University.