

Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Fisherface

Riko Arlando Saragih

Jurusan Teknik Elektro Universitas Kristen Maranatha
Jl. Prof. Drg. Suria Sumantri 65, Bandung, Indonesia
Phone: +62222012186 Fax: +62222015154
E-mail: riko_saragih@yahoo.com

ABSTRAK

Tulisan ini menjelaskan tentang pengenalan wajah manusia dengan metode *fisherface* untuk mengidentifikasi seseorang. Keluarannya adalah dikenali atau tidaknya sebuah gambar masukan sebagai salah satu individu pada database. Terdapat empat langkah utama dalam metode pengenalan wajah ini, yaitu deteksi wajah, perhitungan PCA (Principal Component Analysis), perhitungan FLD (Fisher's Linear Discriminant), dan klasifikasi. Dalam modul deteksi wajah, segmentasi warna dilakukan untuk mendapatkan bagian dari gambar masukan yang memiliki warna kulit. Modul perhitungan PCA dan modul perhitungan FLD digunakan untuk membentuk satu set *fisherface* dari suatu training set yang digunakan. Seluruh gambar wajah dapat direkonstruksi dari kombinasi *fisherface* dengan bobot yang berbeda-beda. Pada modul terakhir, dilakukan proses pengenalan identitas dengan cara membandingkan bobot *fisherface* yang dibutuhkan untuk merekonstruksi gambar masukan terhadap gambar pada *training set*. Perhitungan bobot dilakukan dengan metode jarak Euclidian. Pengujian dilakukan terhadap 66 gambar masukan dan tingkat keberhasilan pengenalan wajah sebesar 81,82%.

Kata kunci : *fisherface*, deteksi wajah, PCA, FLD, klasifikasi, jarak Euclidian.

ABSTRACT

This paper describes human identification using fisherface method to identify someone. The output is whether recognized or not an input image as an individual in the database. There are four main stages for this method, mainly face detection, PCA (Principal Component Analysis) calculation, FLD (Fisher's Linear Analysis) calculation and classification stage. In face detection stage, color thresholding is used to segment pixels that contain skin color. PCA calculation and FLD calculation stages are used to form a set of fisherfaces from a training set or database that will be used. All face images can be reconstructed from the combination of fisherfaces with different weights for each face image. The last stage, classification stage, is to identify the input image by comparing the weight of fisherface required to reconstruct the input face towards face images in the training set. The weight calculation is done by using Euclidian distance method. The simulations are done for 66 input images and the successful recognition rate is about 81.82%.

Keywords: *fisherface*, face detection, PCA, FLD, classification, Euclidian distance.

PENDAHULUAN

Wajah merupakan salah satu ukuran fisiologis yang paling mudah dan sering digunakan untuk membedakan identitas individu yang satu dengan yang lainnya. Manusia dapat membedakan wajah antara orang yang satu dengan yang lainnya dan mengingat wajah seseorang dengan cepat dan mudah. Oleh karena itu, *face recognition* merupakan salah satu teknologi *biometrics* yang banyak dipelajari dan dikembangkan oleh para ahli.

Kesulitan dalam pembuatan proses *face recognition* terutama adalah karena kekompleksan dari kondisi wajah, yaitu alam hal kualitas gambar yang ditang-

kap, dari segi warna, pencahayaan, hingga posisi gambar yang tertangkap, maupun dalam hal perubahan geometrinya. Oleh karena itu, dalam tulisan ini akan diujikan metode *fisherface* untuk melakukan pengenalan wajah.

TINJAUAN PUSTAKA

Face recognition atau pengenalan wajah adalah salah satu teknik identifikasi teknologi biometrik dengan menggunakan wajah individu yang bersangkutan sebagai parameter utamanya. Secara garis besar proses pengenalan wajah terdiri dari tiga proses utama [1], yaitu:

1. Deteksi wajah (face detection).
2. Ekstraksi ciri/wajah (face/feature extraction).
3. Pengenalan wajah (face recognition).

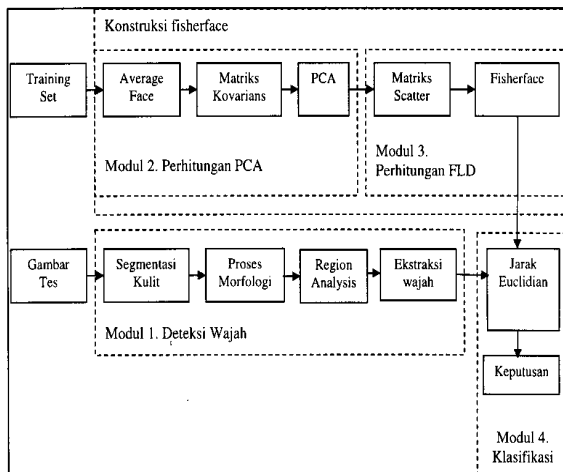
Catatan: Diskusi untuk makalah ini diterima sebelum tanggal 1 Juni 2007. Diskusi yang layak muat akan diterbitkan pada Jurnal Teknik Elektro volume 7, nomor 1, September 2007.

Secara umum, teknik dan metode dalam pengenalan wajah dapat dikelompokkan ke dalam tiga pendekatan berdasarkan data yang dibutuhkannya [1], yaitu

1. Pendekatan holistik.
Pada pendekatan holistik, seluruh bagian atau ciri-ciri global wajah digunakan sebagai data masukan untuk pengenalan wajah.
Contoh: *eigenface*, *fisherface*, *nearest feature line* (NFL), dan *support vector machine* (SVM).
2. Pendekatan *feature-based*.
Pada pendekatan *feature-based*, wajah terbagi berdasarkan ciri-ciri lokal wajah seperti hidung, mulut, mata, dan lainnya yang kemudian digunakan sebagai data masukan. Contoh : *Hidden Markov Model* dan *Dynamic Link Architecture*.
3. Pendekatan hybrid.
Pendekatan hybrid menggunakan seluruh bagian wajah dan ciri-ciri lokal wajah sebagai data masukan. Contoh : *modular eigenface* dan *hybrid local feature*.

METODE FISHERFACE

Pengenalan wajah yang akan direalisasikan terbagi ke dalam empat modul utama. Diagram blok yang akan direalisasikan terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Blok yang akan Direalisasikan

Deteksi Wajah (Face Detection)

Salah satu kunci sukses dalam pengenalan wajah adalah deteksi wajah yang akurat karena gambar wajah yang terdeteksi akan sangat mempengaruhi dalam proses pengenalannya [4]. Langkah pertama pada pengenalan wajah secara otomatis adalah mendeteksi keberadaan wajah dari gambar masukan. Setelah wajah terdeteksi, tugas *feature extraction* adalah untuk memperoleh ciri-ciri dari wajah yang

diperlukan pada klasifikasi wajah. Bergantung pada tipe pengenalan wajahnya, ciri-ciri yang diperlukan dapat berupa ciri-ciri lokal wajah seperti hidung, mata, mulut, dan lainnya, maupun ciri-ciri global wajah (seluruh bagian wajah). Metode *fisherface* menggunakan seluruh bagian wajah sebagai data dalam pengenalannya.

Segmentasi Warna Kulit

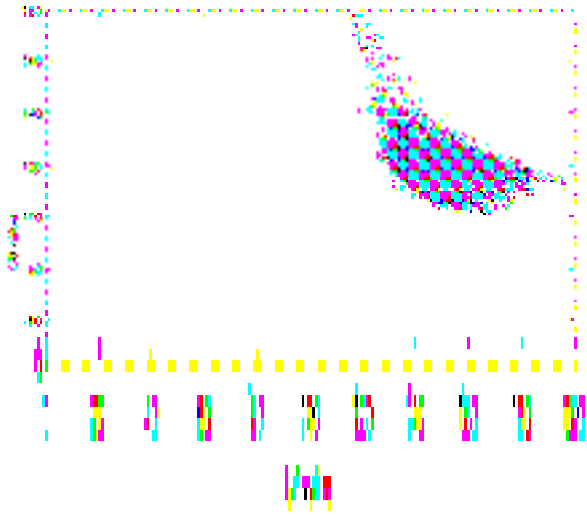
Proses yang dilakukan pertama kali pada algoritma deteksi wajah yang digunakan adalah membuang sebanyak mungkin bagian bukan wajah dari gambar input. Hal ini dapat dilakukan dengan memberikan batasan pada nilai intensitas warna (*color thresholding*) pada gambar input karena pada dasarnya seluruh manusia memiliki *range* atau cakupan nilai warna (*chrominance value*) yang hampir sama untuk warna kulitnya. Yang membedakannya adalah variasi pada nilai intensitas cahayanya (*luminance value*) [3]. Akibatnya, jika nilai *chrominance* dan *luminance* dapat dipisahkan dari gambar dan kemudian dilakukan pembatasan nilai intensitas pada komponen *chrominance*, akan didapat bagian yang merupakan bagian berwarna seperti kulit (*skin like-hood*) dari gambar input.

Salah satu cara memisahkan nilai intensitas cahaya dari komponen warna gambar masukan adalah dengan mentransformasi komponen warna gambar masukan yang merupakan gambar berwarna (RGB) ke dalam komponen warna YCbCr (*Illuminance, Chrominance-blue, Chrominance-red*). Jika pada komponen warna RGB masih terdapat informasi mengenai intensitas pencahayaan pada setiap komponen warnanya (*Red, Green, Blue*), untuk komponen warna YCbCr, komponen Cb dan Cr merupakan komponen warna yang bebas dari intensitas cahaya, karena seluruh informasi mengenai cahaya pada gambar disimpan pada komponen Y. Persamaan transformasi komponen warna RGB ke YCbCr adalah [2]:

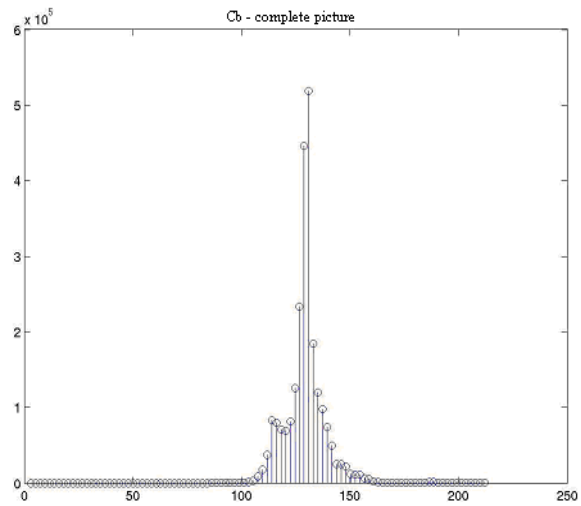
$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.275 & 0.504 & 0.098 \\ 0.148 & -0.291 & 0.439 \\ 0.439 & -0.368 & -0.071 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Antara nilai Cb dan Cr terdapat korelasi yang menunjukkan piksel pada gambar yang memiliki warna kulit seperti yang terlihat pada Gambar 2.

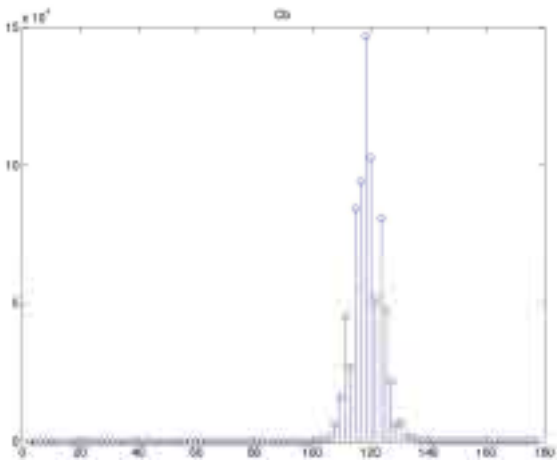
Gambar 3 menunjukkan nilai komponen Cb dan Cr pada seluruh bagian gambar dan nilai yang hanya menunjukkan bagian kulit saja.



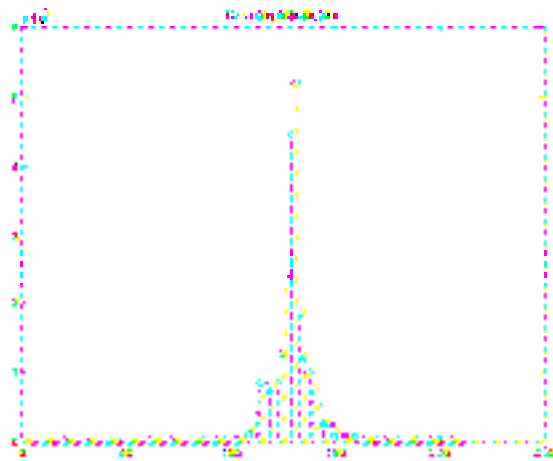
Gambar 2. Korelasi Antara Nilai Cb dan Cr yang Menunjukkan Warna Kulit[3]



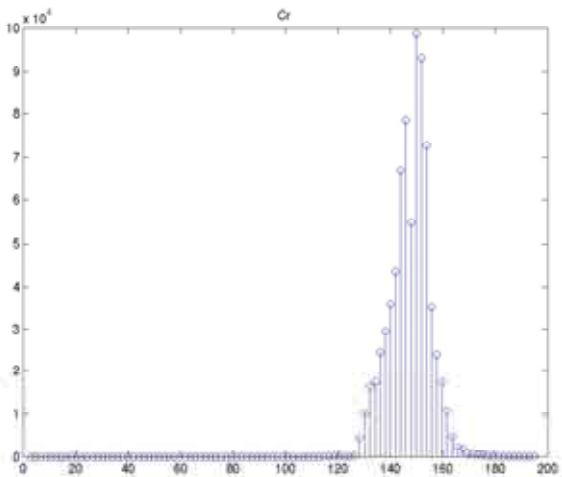
Gambar 3c. Komponen Cb Gambar Lengkap



Gambar 3a. Komponen Cb Bagian Kulit



Gambar 3d. Komponen Cr Gambar Lengkap



Gambar 3b. Komponen Cr Bagian Kulit

Dari Gambar 3, bisa didapatkan satu nilai batas maksimum dan minimum untuk masing-masing komponen Cb dan Cr yang dapat menunjukkan bagian atau piksel yang memiliki warna kulit dari gambar input, yaitu [2]:

$$140 < Cr < 165$$

$$105 < Cb < 135$$

Proses Morfologi

Hasil dari proses segmentasi kulit adalah topeng (*mask*) yang berupa gambar hitam putih (*binary image*) yang menunjukkan bagian kulit dari gambar masukan. Akan tetapi topeng hasil segmentasi kulit masih terdapat noise dan potongan dari beberapa benda lainnya pada gambar, seperti latar belakang gambar. Oleh karena itu, perlu dilakukan beberapa tahapan proses morfologi untuk membersihkan gambar dari noise dan potongan tersebut.

Teknik morfologi dapat dilakukan untuk suatu gambar biner maupun gambar pada level *grayscale* (abu-abu). Untuk gambar biner, piksel berwarna putih bernilai biner “1” (ON) dan piksel berwarna hitam bernilai biner “0” (OFF).

Proses morfologi untuk gambar biner adalah proses erosi dan dilasi. Proses erosi membuang piksel dari gambar atau ekuivalen dengan membuat piksel ON menjadi OFF, yaitu piksel putih yang melekat pada daerah background, sehingga akan menyebabkan piksel putih berkurang luasnya (*shrinking*) dengan tujuan untuk menghilangkan piksel yang merupakan noise pada topeng. Proses dilasi merupakan kebalikan dari proses erosi, membuat piksel OFF menjadi ON, sehingga akan menyebabkan piksel putih bertambah luasnya (*growing*). Tujuan dilakukan proses dilasi adalah karena saat proses erosi dilakukan pada topeng, daerah yang merupakan kulit juga ikut mengalami *shrinking* sehingga perlu dilakukan suatu proses yang mengembalikan daerah tersebut agar bagian wajah nantinya akan terdeteksi dengan benar.

Region Analysis

Gambar topeng hasil proses morfologi akan tetap terdapat bagian bukan wajah yang merupakan bagian tubuh lainnya seperti tangan dan bagian lainnya yang memiliki intensitas warna yang menyerupai intensitas warna kulit. Pada proses *region analysis* akan dianalisa bagian-bagian tersebut untuk mendapatkan satu bagian yang merupakan bagian wajah, yaitu dengan menghitung nilai Euler dari tiap-tiap bagian yang terdapat pada topeng. Nilai Euler pada gambar biner adalah selisih antara region (daerah yang memiliki nilai piksel 1) dengan hole (daerah yang memiliki nilai piksel 0) yang ada pada region tersebut. Pada umumnya untuk wajah manusia setidaknya akan memiliki satu region dan tiga buah hole pada region tersebut yang menunjukkan sepasang mata dan satu mulut.

Ekstraksi Wajah

Setelah didapat satu bagian yang merupakan wajah, proses selanjutnya adalah mengambil (*cropping*) wajah tersebut dari gambar input dengan ukuran yang sesuai dengan posisi wajah pada gambar topeng dan mengubah ukurannya menjadi ukuran yang sama dengan ukuran gambar wajah pada training set yang digunakan untuk pengenalan wajah.

Perhitungan PCA

Konstruksi *fisherface* adalah pembuatan suatu set *fisherface* dari suatu set gambar training dengan

menggunakan perhitungan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Fisher's Linear Discriminant* (FLD). Perhitungan PCA dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Mengambil satu set gambar training dan kemudian mentransformasikan setiap gambar tersebut menjadi vektor kolom, sehingga akan didapat satu matriks yang tiap kolomnya mewakili gambar yang berbeda, *face space* (Γ).
2. Membentuk *average face* (Ψ), yaitu nilai rata-rata dari seluruh gambar wajah pada training set, dan mengurangi seluruh gambar pada training set terhadap *average face* untuk mencari deviasinya (ϕ).

$$\phi = \Gamma - \Psi. \quad (2)$$

3. Menghitung matriks kovarian (A), yaitu dengan melakukan operasi perkalian transpose dari training set yang telah dinormalisasikan.

$$A = \phi^T \phi. \quad (3)$$

4. Menghitung nilai eigen (λ) dan vektor eigen (v) dari matriks kovarian.
5. Mengurutkan vektor eigen berdasarkan dengan besarnya nilai eigen masing-masing vektor.
6. Menghitung matriks proyeksi PCA (W_{PCA}) yaitu dengan mengalikan nilai deviasi dengan vektor eigen dan menormalisasikan hasilnya.

$$V' = \phi \cdot v \quad (4)$$

$$W_{PCA} = \frac{V'}{\|V'\|} \quad (5)$$

7. Mengambil N-C komponen W_{PCA} yang diperlukan untuk mengkonstruksi *fisherface*.

Perhitungan FLD

Perhitungan FLD dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Mentransformasikan training set ke dalam vektor kolom (*face space*, Γ).
2. Membentuk *average face* (Ψ) dari *face space*, dan nilai wajah rata-rata masing-masing kelas (*class average face*, Ψ_i).
3. Melakukan perhitungan matriks sebaran dalam kelas (*within-class scatter-matrix*, S_W) dan matriks sebaran antar kelas (*between-class scatter-matrix*, S_B).
4. Memproyeksikan matriks sebaran (S_W dan S_B) ke dalam matriks proyeksi PCA (W_{PCA}).
5. Menghitung nilai eigen dan vektor eigen dari matriks sebaran.

$$S_{WW} = W_{PCA}^T S_W W_{PCA} \quad (6)$$

$$S_{BB} = W_{PCA}^T S_B W_{PCA} \quad (7)$$

6. Menghitung matriks proyeksi *fisher* dengan mengurutkan vektor eigen berdasarkan besarnya nilai eigen masing-masing vektor eigen dan mengambil komponen vektor eigen yang memiliki nilai eigen tidak nol. Untuk C kelas, akan selalu didapat C-1 vektor eigen yang memiliki nilai eigen tidak nol [3].
7. Menghitung matriks proyeksi optimal (W_{OPT}).
8. Melakukan normalisasi pada matriks proyeksi optimal.

$$W_{OPT} = \frac{W_{OPT}}{\|W_{OPT}\|} \quad (8)$$

9. Menghitung bobot tiap *fisherface* terhadap masing-masing gambar wajah pada training set (face key, $U_{database}$) dengan memproyeksikan nilai deviasi *face space* terhadap *average face* ke dalam matriks proyeksi optimal.

Klasifikasi Identitas

Klasifikasi identitas yang digunakan adalah dengan membandingkan bobot dari masing-masing *fisherface* pada gambar wajah pada training set dan gambar wajah masukan dengan menghitung jarak Euclidannya. Langkah-langkah klasifikasi identitas adalah sebagai berikut:

1. Mengubah gambar wajah masukan menjadi vektor kolom (Γ_{input}).
2. Menormalisasikan gambar wajah masukan terhadap nilai rata-rata training set (*average face*, Ψ).

$$\phi_{input} = \Gamma_{input} - \Psi \quad (9)$$

3. Menghitung bobot *fisherface* pada gambar wajah masukan (U_{input}), yaitu dengan memproyeksikan gambar masukan ke dalam matriks proyeksi optimal (W_{opt}).

$$U_{input} = W_{OPT}^T \phi_{input} \quad (10)$$

4. Menghitung jarak euclidian (E_{min}) antara bobot input dan bobot training set ($U_{database}$).

$$E = \|U_{input} - U_{database}\|^2$$

$$E = (U_{input} - U_{database})^T (U_{input} - U_{database}) \quad (11)$$

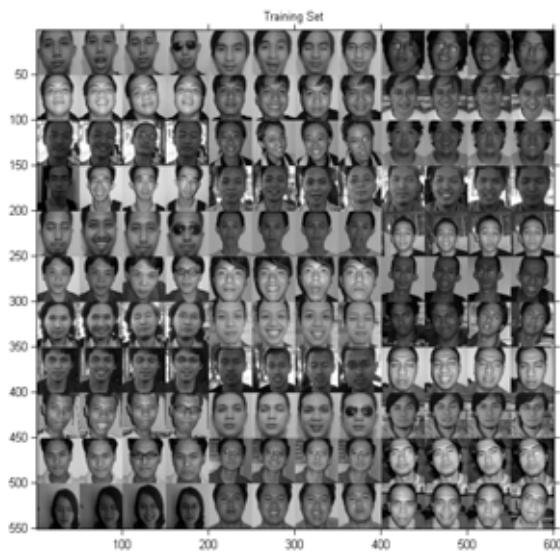
$$C = \frac{U_{input}^T U_{database}}{\|U_{input}\| \cdot \|U_{database}\|} \quad (12)$$

5. Mencari dan membandingkan jarak minimum (E_{min}) dengan satu nilai batas (θ). Sebuah wajah dikatakan cocok jika jarak minimumnya lebih kecil dari nilai batas yang diterapkan. Semakin kecil jarak minimum yang diperoleh, semakin besar kesamaan (*similarity*) gambar masukan

dengan pasangan gambar pada training set. Nilai batas diperoleh dari hasil percobaan-percobaan hingga ditemukan satu nilai yang memuaskan.

HASIL SIMULASI DAN ANALISA

Simulasi dilakukan untuk menentukan besarnya *threshold* atau nilai batas yang digunakan pada proses klasifikasi identitas untuk pengenalan wajah. Data set yang digunakan dalam simulasi diambil dari kumpulan foto beberapa mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Kristen Maranatha (UKM). Masing-masing individu dalam data set memiliki lima buah foto atau gambar dalam kondisi yang berbeda-beda, seperti kondisi normal, ketawa, dan penggunaan aksesoris kacamata. Banyaknya individu yang terdapat pada data set adalah 33 individu dengan total gambar pada data set sebanyak 165 gambar. Masing-masing satu gambar dari setiap individu dalam data set (total 33 gambar) diambil secara acak untuk digunakan sebagai gambar masukan atau test set pada simulasi dan sebanyak 132 gambar lainnya digunakan sebagai database atau training set (Gambar 4). Simulasi juga dilakukan dengan memberikan gambar masukan dari individu yang tidak terdapat pada training set.



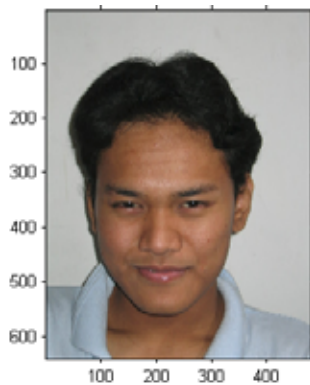
Gambar 4. Training Set

Untuk mengelompokkan gambar training set sesuai dengan masing-masing kelasnya, pemberian label pada masing-masing gambar dilakukan dengan memberikan nama pada masing-masing file gambar dengan aturan penamaan sebagai berikut : untuk gambar dengan kelas yang berbeda atau gambar dari individu yang berbeda, pemberian nama file gambar dilakukan dengan memberikan tiga huruf pertama nama file gambar yang berbeda dengan nama file

gambar untuk kelas lainnya (seperti budi, dudi, joko), karena program mendeteksi kelas yang berbeda dengan membandingkan 3 huruf pertama pada setiap nama file gambar training set. Untuk gambar training set yang merupakan satu kelas, diberikan nama yang sama untuk setiap file gambarnya akan tetapi dengan indeks yang berbeda (seperti budi_1, budi_2).

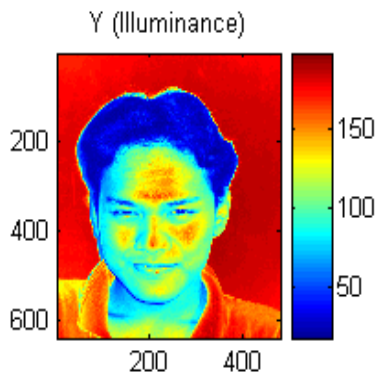
Training set tidak berpengaruh dalam proses deteksi wajah gambar input, akan tetapi merupakan kunci utama dalam proses konstruksi *fisherface* dan proses klasifikasi identitas.

Pada modul deteksi wajah, akan dilakukan pencarian posisi wajah dari gambar masukan, yang kemudian akan diekstrak (cropping) dan disesuaikan ukurannya (resize) dengan ukuran gambar pada training set. Contoh hasil yang didapat pada proses deteksi wajah ini adalah sebagai berikut:

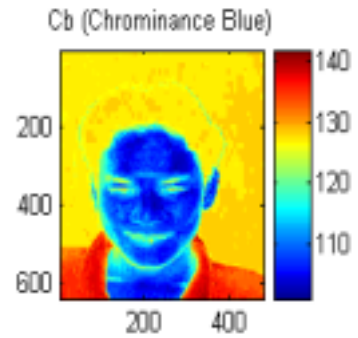


Gambar 5. Gambar Masukan

Pada Gambar 5 ditampilkan gambar masukan yang merupakan gambar input dengan level 24 bit (true color) yang nantinya akan dimasukkan ke dalam proses segmentasi kulit untuk menentukan piksel pada gambar yang memiliki intensitas warna kulit.

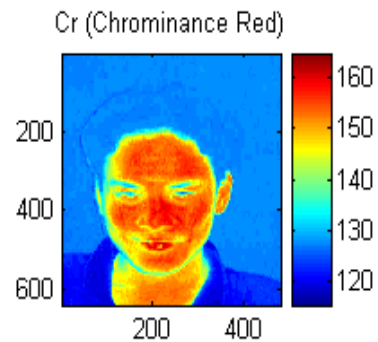


Gambar 6a. Komponen Y (Illuminance)

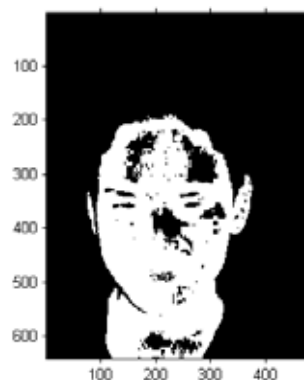


Gambar 6b. Komponen Cb (Chrominance Blue)

Pada Gambar 6 terlihat komponen chrominance blue (Cb) merupakan komponen dominan biru untuk warna kulit dan chrominance red (Cr) merupakan komponen dominan warna merah. Dari informasi tersebut dapat dilakukan pemisahan antara bagian kulit dan latar belakang dengan melakukan pembatasan nilai intensitas warna pada kedua komponen warna tersebut.



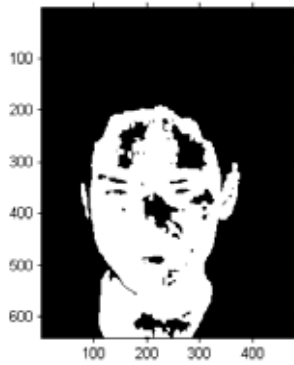
Gambar 6c. Komponen Cr (Chrominance Red)



Gambar 7. Gambar Topeng Hasil Proses Segmentasi Kulit

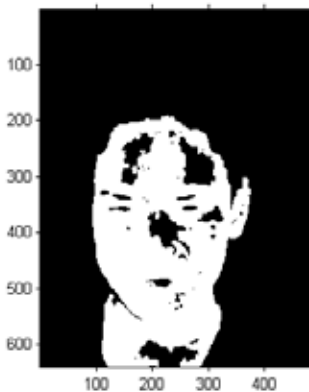
Hasil proses segmentasi kulit merupakan gambar hitam putih yang disebut topeng dengan warna putih menunjukkan daerah atau piksel yang mengandung warna kulit. Pada gambar topeng tidak hanya bagian wajah saja yang mengandung warna kulit yang

muncul, namun bagian lain seperti latar belakang gambar dan bagian tubuh lain yang memiliki piksel dengan warna kulit juga ikut terdeteksi. Bagian-bagian ini yang disebut dengan noise. Noise-noise tersebut akan sangat mempengaruhi dalam penentuan posisi wajah pada gambar. Oleh karena itu, sebelum dilakukan proses ekstraksi wajah dilakukan proses morfologi untuk membersihkan gambar hasil segmentasi kulit dari noise yang masih terdeteksi.



Gambar 8. Gambar Topeng Hasil Proses Morfologi

Proses morfologi tidak akan menghilangkan seluruh noise yang terdapat dari gambar topeng. Noise yang memiliki radius lebih dari 2 piksel akan tetap terdapat pada gambar topeng. Oleh karena itu, untuk mendeteksi bagian yang benar-benar merupakan wajah, dilakukan proses *region analysis*, yaitu dengan menghitung nilai Euler pada setiap bagian yang masih terdeteksi pada gambar topeng hasil proses morfologi.

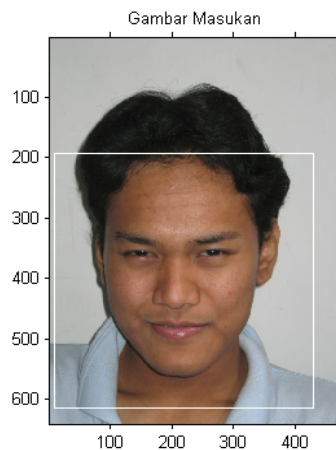


Gambar 9. Gambar Topeng Hasil Proses Region Analysis

Setelah bagian wajah dari gambar topeng diketahui, proses yang akan dilakukan selanjutnya adalah menentukan atau mendefinisikan batas kotak wajah untuk kemudian dilakukan proses ekstraksi (*cropping*) pada gambar masukan sesuai kotak wajah yang terbentuk. Batas kotak wajah yang digunakan adalah batas paling ujung (kiri, kanan, atas, bawah) setiap piksel warna putih pada gambar topeng. Akan tetapi jika diperhatikan sekilas pada gambar topeng hasil

proses *region analysis*, didapat batasan kotak dari kepala hingga leher dengan bentuk persegi panjang. Karena tujuannya untuk mendapatkan kotak wajah yang sesuai dengan dimensi gambar pada training set yang berupa kotak persegi, maka batasan kotak wajah yang diterapkan adalah panjang kali panjang dari bagian wajah yang terdeteksi pada gambar topeng hasil proses *region analysis*. Jika ukuran gambar pada training set tidak berdimensi persegi, misalnya persegi panjang dengan ukuran tertentu, maka pendefinisian kotak wajah harus berbentuk persegi panjang juga dengan perbandingan panjang dan lebar yang sama dengan perbandingan panjang dan lebar gambar pada training set. Contoh hasil pembentukan kotak wajah pada gambar masukan adalah sebagai berikut :

Pada Gambar 10 terlihat kotak wajah yang terbentuk hampir sesuai dengan bagian wajah. Karena wajah yang terdeteksi berbentuk elips yang artinya lebih panjang bagian vertikal dibandingkan bagian horizontalnya, maka kelebihan posisi kotak disebabkan oleh kompensasi dari pendefinisian kotak wajah dengan dimensi persegi.



Gambar 10. Kotak Wajah

Setelah kotak wajah terdefinisi, selanjutnya dilakukan proses ekstraksi dengan melakukan *cropping* pada gambar masukan dengan level *grayscale* sesuai dengan batasan kotak wajah yang telah terdefinisi dan proses penyesuaian ukuran (*resize*) gambar hasil *cropping* sesuai dengan dimensi gambar pada training set. Gambar wajah inilah yang akan menjadi keluaran dari proses deteksi wajah.



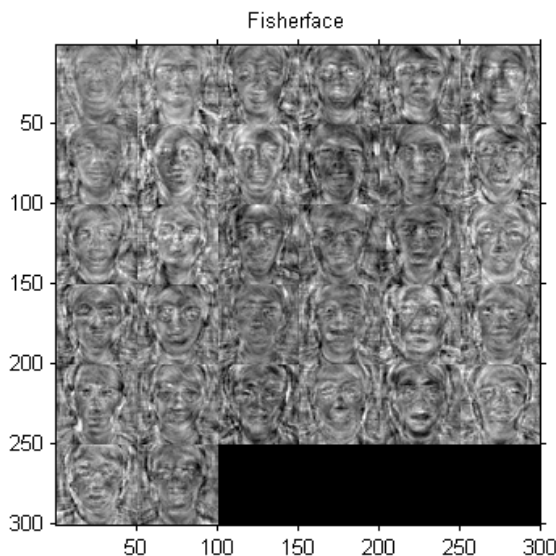
Gambar 11. Keluaran Proses Deteksi Wajah

Konstruksi *fisherface* adalah pembuatan satu set *fisherface* dari suatu set gambar training. Beberapa hasil gambar yang dapat dilihat selama proses konstruksi *fisherface* adalah sebagai berikut :



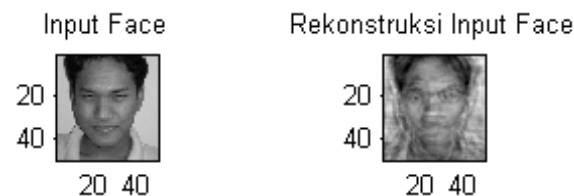
Gambar 12. Average Face

Average face ini adalah gambar wajah rata-rata dari keseluruhan gambar wajah dalam training set dan menyimpan semua informasi mengenai seluruh gambar dalam training set.

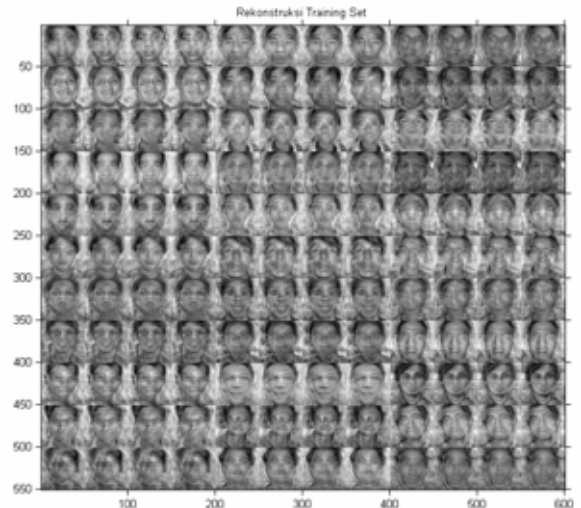


Gambar 13. Set Fisherface

Fisherface ini sebenarnya merupakan suatu set vektor eigen dengan nilai eigen tertentu (matriks proyeksi optimal, W_{opt}) yang ditampilkan ke dalam gambar dua dimensi dengan level *grayscale*. Dari set *fisherface* ini setiap gambar wajah dapat direkonstruksi kembali dengan bobot yang berbeda dari tiap *fisherface*-nya. Dengan membandingkan bobot *fisherface* inilah dapat ditentukan identitas dari gambar masukan.



Gambar 14. Rekonstruksi Gambar Wajah Masukan



Gambar 15. Rekonstruksi Training Set

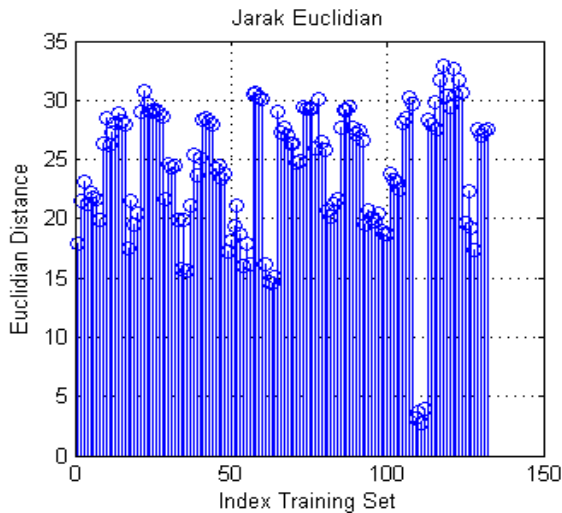
Terlihat sekilas pada gambar hasil rekonstruksi training set, walaupun gambar hasil rekonstruksi *fisherface* tidak menyerupai gambar aslinya, akan tetapi setiap gambar yang merupakan satu kelas memiliki gambar yang hampir sama. Hal ini berarti bahwa setiap gambar pada kelas yang sama yang diproyeksikan ke dalam kelas yang sama perbedaan gambarnya dapat dihilangkan atau direkonstruksi dengan menjadi satu gambar yang sama.

Seperti telah dijelaskan sebelumnya, proses klasifikasi dilakukan dengan membandingkan bobot dari *fisherface* yang dibutuhkan untuk merekonstruksi setiap gambar wajah pada training set dengan bobot dari *fisherface* yang dibutuhkan untuk merekonstruksi gambar wajah masukan.



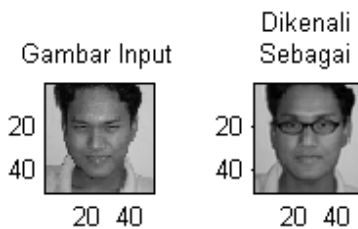
Gambar 16. Bobot Set Fisherface untuk Merekonstruksi Gambar Wajah Masukan

Metode perhitungan bobot yang digunakan adalah metode jarak Euclidian. Pada metode jarak Euclidian, dua buah gambar yang hampir sama akan memiliki jarak Euclidian mendekati 0.



Gambar 17. Jarak Euclidian

Dari Gambar 17, jarak Euclidian minimum yang didapat adalah sebesar 1,15 untuk indeks gambar training set ke-111. Indeks gambar training set ke-111 merupakan kelas yang benar untuk mengidentifikasi gambar masukan.



Gambar 18. Hasil Keputusan

Untuk mendapatkan keputusan yang tepat dalam mengidentifikasi gambar masukan, perlu ditentukan satu nilai batas yang dibutuhkan pada proses klasifikasi. Untuk itu dilakukan satu analisa kesalahan (*error rate analysis*) dari hasil percobaan-percobaan yang telah dilakukan. Kesalahan yang dianalisa terdiri dari dua bentuk kesalahan, yaitu:

1. *False acceptance rate* (FAR) yang menunjukkan kesalahan dalam mengenali identitas gambar masukan, baik itu kesalahan dalam mengenali identitas gambar masukan dari individu di luar training set yang terdeteksi sebagai individu di dalam training set, maupun kesalahan dalam mengenali identitas gambar masukan dari individu di dalam training set yang dikenali sebagai individu lain.
2. *False rejection rate* (FRR) yang menunjukkan kesalahan dalam menolak gambar masukan. Sebuah gambar masukan yang seharusnya dapat dikenali (identitasnya terdapat di dalam training set) berubah menjadi tidak dikenali.

Besarnya nilai FAR dan FRR didapat dengan jalan mengubah-ubah nilai batas yang digunakan program dalam proses klasifikasi. Besarnya nilai FRR tidak terpengaruh oleh pengujian terhadap gambar masukan dari individu di luar training set, karena FRR hanya menghitung nilai kesalahan penolakan untuk gambar masukan dari individu yang terdapat di dalam training set.

Nilai batas yang digunakan pada program pengenalan wajah adalah nilai batas yang memberikan nilai kesalahan FAR sama dengan nilai kesalahan FRR atau yang biasa disebut dengan *equal error rate* (EER).

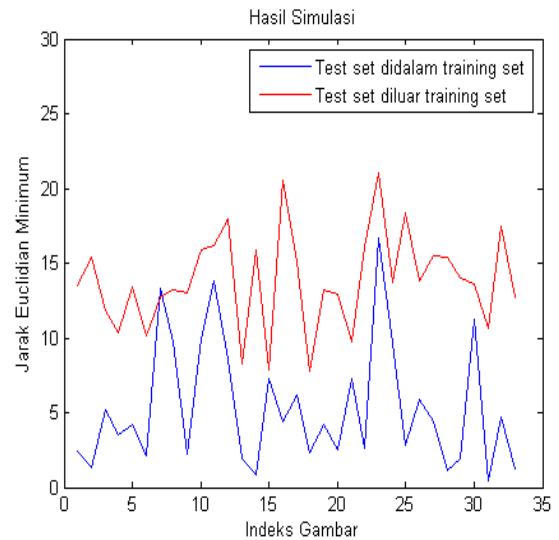
Tabel 1. Jarak Euclidian Minimum untuk Pengujian Individu di dalam Training Set

No	Gambar Masukan	Jarak Minimum	Pasangan gambar Training Set	Status
1	Abuy_2	2,41	Abuy_3	Benar
2	Adi_2	1,35	Adi_4	Benar
3	Andris_4	5,18	Andris_5	Benar
4	Arbi_3	3,47	Arbi_1	Benar
5	Ari_5	4,18	Ari_3	Benar
6	Bobi_5	2,11	Bobi_3	Benar
7	Budi_3	13,32	Edi_4	Salah
8	Cath_5	9,76	Hesron_5	Salah
9	David_4	2,19	David_5	Benar
10	Dedi_3	9,95	Dedi_1	Benar
11	Deni_3	13,77	Deni_4	Benar
12	Doni_5	8,56	Doni_4	Benar
13	Dude_2	1,98	Dude_1	Benar
14	Edi_2	0,81	Edi_4	Benar
15	Emil_5	7,27	Emil_2	Benar
16	Ferry_5	4,39	Ferry_3	Benar
17	Heri_3	6,19	Heri_4	Benar
18	Hesron_4	2,32	Hesron_2	Benar
19	Joni_3	4,19	Joni_5	Benar
20	Jul_5	2,55	Jul_4	Benar
21	Ken_5	7,32	Ken_1	Benar
22	Kriss_3	2,64	Kriss_4	Benar
23	Lexi_4	16,73	Mike_1	Salah
24	Lutfi_3	9,61	Lutfi_5	Benar
25	Mahar_3	2,79	Mahar_4	Benar
26	Mike_3	5,86	Abuy_5	Salah
27	Nurudin_2	4,40	Nurudin_1	Benar
28	Oki_3	1,15	Oki_5	Benar
29	Pandi_5	1,95	Pandi_1	Benar
30	Santa_2	11,21	Santa_1	Benar
31	Sinta_4	0,46	Sinta_5	Benar
32	Widi_4	4,71	Widi_3	Benar
33	Yediya_3	1,26	Yediya_1	Benar

Tabel 2. Jarak Euclidian Minimum untuk Pengujian Individu di luar Training Set

No	Jarak Minimum	Pasangan Gambar Training Set
1	13,54	93
2	15,36	127
3	11,86	62
4	10,35	1
5	13,39	54
6	10,14	99
7	12,76	48
8	13,2	56
9	13,05	36
10	15,94	35
11	16,23	81
12	17,94	35
13	8,23	7
14	15,89	7
15	7,88	11
16	20,50	10
17	15,07	103
18	7,79	104
19	13,19	101
20	12,94	9
21	9,70	9
22	16,11	11
23	21,03	104
24	13,71	1
25	18,38	10
26	13,85	79
27	15,48	101
28	15,35	9
29	14	1
30	13,65	127
31	10,69	1
32	17,46	1
33	12,73	1

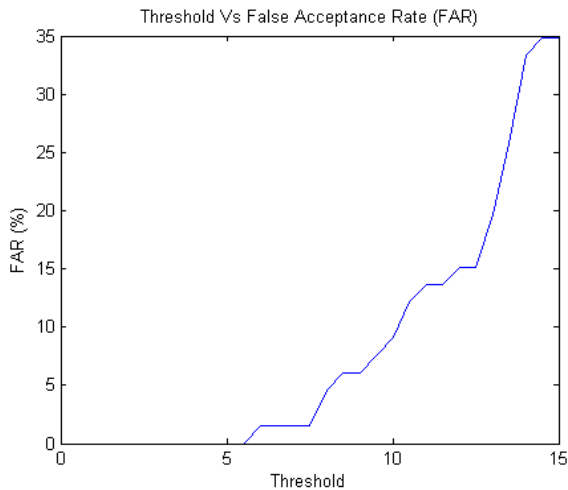
Pada Gambar 19 dapat dilihat bahwa gambar masukan yang identitasnya tidak terdapat di dalam training set memiliki jarak yang lebih besar (grafik merah) jika dibandingkan dengan jarak untuk gambar masukan yang identitasnya terdapat di dalam training set (grafik biru). Nilai batas yang diinginkan adalah nilai batas yang sebanyak mungkin menolak grafik berwarna merah dan tetap menerima sebanyak mungkin grafik berwarna biru, dengan tetap memperhatikan kesalahan yang terjadi terutama kesalahan dalam mengidentifikasi. Program akan menolak gambar masukan jika jarak minimumnya melebihi nilai batas dan menerima gambar masukan jika jarak minimumnya lebih kecil dari nilai batas yang digunakan dalam proses klasifikasi identitas.



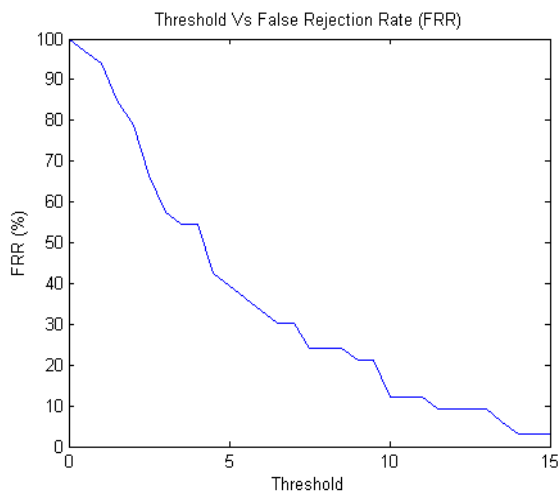
Gambar 19. Beda Jarak Euclidian Minimum untuk Gambar Masukan di dalam dan di luar Training Set

Tabel 3. Analisa Kesalahan Metode Jarak Euclidian

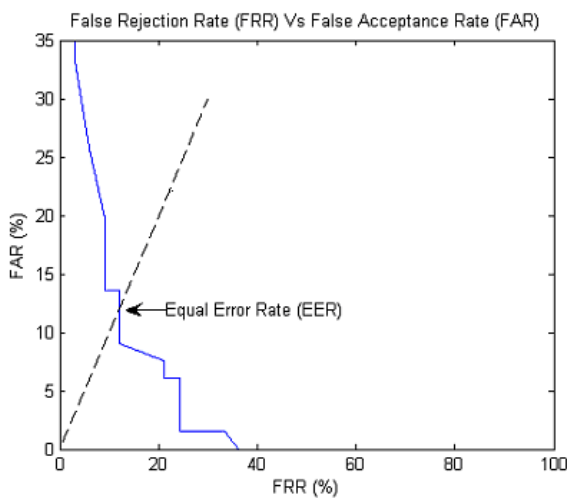
Threshold	False Rejection Rate (FRR), %	False Acceptance Rate (FAR), %
0	100,00	0
0,5	96,97	0
1	93,94	0
1,5	84,85	0
2	78,79	0
2,5	66,67	0
3	57,58	0
3,5	54,55	0
4	54,55	0
4,5	42,42	0
5	39,39	0
5,5	36,36	0
6	33,33	1,51
6,5	30,30	1,51
7	30,30	1,51
7,5	24,24	1,51
8	24,24	4,54
8,5	24,24	6,06
9	21,21	6,06
9,5	21,21	7,57
10	12,12	9,09
10,5	12,12	12,12
11	12,12	13,63
11,5	9,09	13,63
12	9,09	15,15
12,5	9,09	15,15
13	9,09	19,69
13,5	6,06	25,75
14	3,03	33,33
14,5	3,03	34,84
15	3,03	34,84



Gambar 20. False Acceptance Rate (FAR) Jarak Euclidian



Gambar 21. False Rejection Rate (FRR) Jarak Euclidian



Gambar 22. Equal Error Rate (EER) Jarak Euclidian

Dari Gambar 22, nilai EER yang diperoleh adalah sebesar 12,12%, yaitu saat nilai batas yang digunakan adalah 10,5, dengan besarnya kesalahan sebesar 18,18%. Dari grafik tersebut masih bisa didapatkan satu nilai kesalahan yang lebih baik, tetapi dengan kompensasi besarnya nilai FAR yang lebih besar, yaitu saat nilai batas yang digunakan adalah 7,5, sehingga menghasilkan nilai FRR=24,24% dan FAR = 1,53% serta besarnya kesalahan berkurang menjadi 13,64%. Dalam penerapannya di kehidupan nyata, nilai kesalahan FAR lebih penting dibandingkan dengan nilai kesalahan FRR, karena lebih baik melakukan verifikasi berulang kepada individu yang berada di dalam training set

tetapi tidak dikenali daripada meloloskan individu di luar training set dan dikenali sebagai individu yang berada di dalam training set .

KESIMPULAN

Dari beberapa percobaan yang dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses deteksi wajah berbasis warna kulit dengan melakukan pembatasan nilai intensitas komponen chrominance warna berhasil melakukan deteksi lokasi wajah seseorang dalam suatu gambar dengan latar belakang gambar tertentu.
2. Metode *fisherface* yang digunakan dalam proses pengenalan memberikan akurasi yang cukup baik sebesar 81,82% dengan nilai kesalahan (error rate)= 18,18% (EER= 12,12%) yang diuji terhadap 66 gambar masukan dalam kondisi yang berbeda-beda, seperti ekspresi, cahaya, dan pemakaian aksesoris pada wajah.
3. Dalam proses klasifikasi dapat dipilih satu nilai batas yang mampu memberikan nilai kesalahan yang lebih kecil, namun dengan kompensasi nilai *False Rejection Rate* (FRR) yang lebih besar. Untuk metode jarak Euclidian dengan memilih nilai batas sebesar 7,5, nilai kesalahan menjadi 13,64%, tetapi nilai FRR naik menjadi 24,24%.

Ucapan Terima Kasih

Melalui tulisan ini, penulis hendak mengucapkan terima kasih kepada Saudara Oki Pamungkas Arief, ST. yang telah membantu penulis di dalam pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Zhao W., Chellapa R., Phillips P.J., "Face recognition: survey paper", *ACM Computing Surveys*, Vol. 35 No. 4, 2003.
- [2] Ming-Hsuan Yang and Narendra Ahuja, *Detecting Human Faces in Color Images*, Beckman Institute and Department of Electrical and Computer Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign.
- [3] Mohsin, Waqar, Ahmed, Noman, Mar, Chung-tse., *Face Detection Project*, Department of Electrical Engineering, Stanford University, May 2003.
- [4] Ming-Hsuan Yang, David J. Kriegman, and Narendra Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 1, January 2002.