

**EKSTRAKSI CIRI WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN ALGORITMA
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) UNTUK SISTEM
PENGENALAN WAJAH**
[Feature Extraction Of Human Face Algorithm Using Principal Component Analysis
(PCA) For Face Recognition System]

Maulana Suriakin¹, Bulkis Kanata², IGP Suta Wijaya³

ABSTRAK

Kemajuan dibidang pemrograman biometri mengalami kemajuan yang pesat, salah satu diantaranya adalah pemrosesan ciri wajah manusia. Pemrosesan ciri wajah manusia dilakukan untuk mendapatkan karakteristik ciri utama dari wajah yang dapat membedakan antara manusia yang satu dengan yang lainnya. Pada penelitian ini dibuat sebuah sistem pengenalan citra wajah manusia menggunakan algoritma Principal Component Analysis (PCA). Proses ekstraksi ciri citra wajah menggunakan algoritma Principal Component Analysis (PCA) menghasilkan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar. Vektor eigen tersebut selanjutnya digunakan untuk membentuk ruang ciri utama dari citra wajah latih (eigenfaces), dan digunakan untuk memproyeksi citra wajah uji yang akan dikenali. Proses pengenalan dilakukan dengan menggunakan metode euclidean distance, yaitu mencari nilai jarak antara proyeksi citra wajah uji dengan setiap komponen ciri utama citra latih (eigenfaces). Apabila nilai jarak terkecil minimum value (e) lebih kecil dari nilai threshold yang ditentukan maka citra wajah uji dikenali, dan sebaliknya.

Kata kunci: *Citra wajah manusia, Principal Component Analysis (PCA), Eigenfaces, Euclidean Distance.*

ABSTRACT

Progress in the field of biometry programming made progress, one of which is a characteristic of human face processing. Processing characteristics of a human face is made to obtain the characteristics of the main characteristics of the face that can distinguish between one human to another. In this study created an image of a human face recognition system using algorithms Principal Component Analysis (PCA). The process of the face image feature extraction algorithm using Principal Component Analysis (PCA) generates corresponding eigenvectors with the largest eigenvalues. Eigenvectors are then used to form the main features of the image space trainer faces (eigenfaces), and is used to project the image of the face of the test will be recognized. The process of recognition is done by using the euclidean distance method, which is looking for the distance between the projected value of the test face image with the image of the main characteristics of each component of practice (eigenfaces). If the minimum value of the smallest distance value (e) is smaller than the specified threshold value, the test face image unrecognizable, and vice versa.

Keyword: *The image of a human face, Principal Component Analysis (PCA), Eigenfaces, Euclidean Distance.*

PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, kemajuan dibidang pemrograman, khususnya tentang biometri juga mengalami kemajuan yang pesat. Bidang tersebut memproses ciri-ciri khusus fisik seseorang seperti, sidik jari, suara, iris mata dan wajah manusia.

Pemrosesan ciri wajah manusia dilakukan untuk mendapatkan karakteristik ciri

utama dari wajah yang dapat membedakan antara manusia yang satu dengan yang lainnya. Karakteristik tersebut diambil atau diukur secara kualitatif dengan menggunakan teknik pengolahan citra (*image processing*) dan penggunaan metode atau algoritma tertentu untuk mendapatkan ekstraksi ciri dari wajah manusia.

¹Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Mataram, Nusa Tenggara Barat

Algoritma *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan salah satu metode atau algoritma yang dapat digunakan untuk mengekstraksi ciri wajah seseorang, sehingga secara otomatis sistem dapat mengenali wajah seseorang melalui ciri-ciri utama dari wajahnya. Ciri utama dari kumpulan citra wajah yang berbeda dari setiap orang oleh sistem akan dikenali melalui proses pelatihan yang hasilnya disimpan dalam database berbentuk ciri utama wajah hasil ekstraksi menggunakan algoritma PCA. Selanjutnya hasil ekstraksi ciri utama wajah tersebut nantinya akan dibandingkan dengan citra wajah baru, apakah mempunyai kemiripan untuk dapat dikenali atau tidak dikenali oleh sistem.

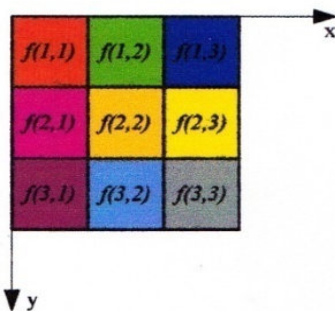
Istilah citra mengacu pada suatu fungsi intensitas dalam bidang 2-dimensi. Citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari sebuah objek. Citra didefinisikan sebagai fungsi intensitas cahaya dua dimensi $F(x,y)$ dimana x dan y menunjukkan koordinat spasial, dan nilai F pada suatu titik (x,y) sebanding dengan tingkat keabuan (*graylevel*) dari citra di titik tersebut. Fungsi $F(x,y)$ dapat dituliskan dengan persamaan [3] :

$$F(x,y) = i(x,y) * r(x,y) \quad ()$$

Dimana :

$$0 < i(x,y) < \infty \text{ dan } 0 < r(x,y) < 1$$

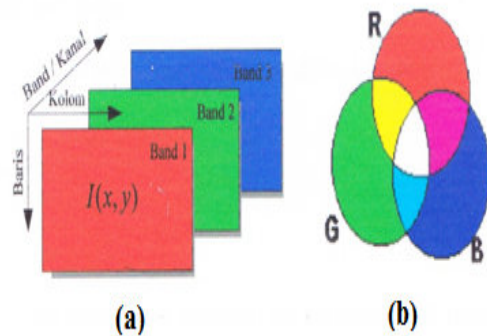
Elemen-elemen titik dari citra digital tersebut biasanya disebut dengan piksel, yang merupakan singkatan dari *picture elements*. Ilustrasi piksel citra ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Ilustrasi piksel pada titik koordinat spasial [5]

Berdasarkan warna-warna penyusunnya, citra digital dapat dibagi menjadi [7]:

a) Citra berwarna, yaitu citra yang nilai pikselnya merepresentasikan warna tertentu. Banyaknya warna yang mungkin digunakan bergantung kepada kedalaman piksel citra yang bersangkutan. Citra berwarna direpresentasikan dalam beberapa kanal (*channel*) yang menyatakan komponen-komponen warna penyusunnya. Contoh model warna yang biasa digunakan pada citra digital adalah menggunakan metode kanal RGB. Format RGB ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 (a) Representasi citra berwarna ; (b) Komposisi warna RGB [5].

b) Citra *grayscale*, yaitu citra yang nilai pikselnya merepresentasikan derajat keabuan atau intensitas warna putih. Nilai intensitas paling rendah merepresentasikan warna hitam dan nilai intensitas paling tinggi merepresentasikan warna putih. Pada umumnya citra *grayscale* memiliki kedalaman piksel 8 bit (256 derajat keabuan). Pada penelitian ini menggunakan menggunakan citra *grayscale* dengan kedalaman piksel 8 bit.

Teknik *image enhancement* digunakan untuk meningkatkan kualitas suatu citra digital, baik dalam tujuan untuk menonjolkan suatu ciri tertentu dalam citra tersebut, maupun untuk memperbaiki aspek tampilan. Proses ini biasanya di dasarkan pada prosedur yang bersifat eksperimental, subyektif dan sangat bergantung pada tujuan yang hendak dicapai [6].

Jika terdapat n himpunan yang dinotasikan dengan $\{X_1\}, \{X_2\}, \dots, \{X_n\}$, matriks kovarian orde pertama didefinisikan dengan $V_{ij} = cov(x_i, x_j) \equiv [(x_i - \mu_i)(x_j - \mu_j)]$ di mana μ_i adalah rata - rata (*mean*). Matriks dengan orde lebih tinggi didefinisikan dengan $V_{ij}^{mn} = [(x_i - \mu_i)^m (x_j - \mu_j)^n]$. Elemen matriks

individual $V_{ij} = \text{cov}(x_i, x_j)$ disebut juga kovarian dari x_i dan x_j .

Nilai eigen adalah himpunan khusus dari skalar yang berhubungan dengan persamaan sistem linear yang dikenal juga dengan nama akar karakteristik, *proper values*, atau *latent roots*.

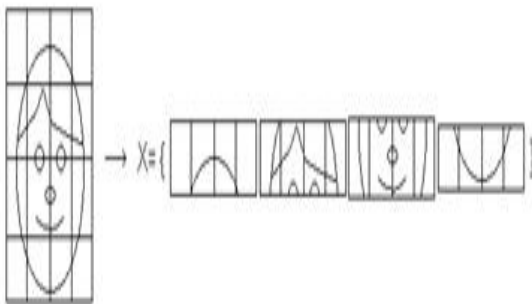
Vektor eigen adalah himpunan khusus dari vektor yang berhubungan dengan persamaan sistem linear yang dikenal juga dengan nama vektor karakteristik, *proper vector*, atau *latent vector*.

Dekomposisi sebuah matriks bujur sangkar A menjadi nilai eigen dan vektor eigen dikenal dengan dekomposisi eigen, dan adalah fakta bahwa dekomposisi ini selalu mungkin dilakukan selama matriksnya adalah matriks bujur sangkar dikenal dengan *Eigen Decomposition Theorem*.

Bentuk representasi citra acuan yang digunakan adalah representasi *eigenface* atau ruang eigen. Ide dasar dari representasi ini adalah merepresentasi sekumpulan citra atau ciri suatu citra dalam sebuah ruang transformasi dimana setiap ciri tidak berkorelasi [13].

Bentuk representasi ruang eigen dapat diperoleh dengan melakukan transformasi *Karhunen-Leove* atau *Principal Component Analysis* (PCA) terhadap sekumpulan citra acuan. Hasil transformasi ini adalah vektor basis ortonormal yang digunakan untuk membentuk suatu sub ruang vektor yang disebut ruang diri.

Sebuah citra dengan lebar m dan tinggi n akan membentuk vektor yang mempunyai sebanyak mxn dengan ukuran mxn . Vektor ini disusun dengan melakukan penggabungan terhadap baris citra yang disusun berdampingan satu sama lain, seperti yang di tunjukkan Gambar 3.



Gambar 3 Pembentukan vektor dari sebuah data 2D [4].

Principal Component Analysis (PCA).

Principal Component Analysis (PCA) atau transformasi *Karhunen-Loeve* merupakan sebuah teknik linear klasik untuk pereduksian dimensi data. Teknik PCA memilih basis optimal yang dapat digunakan untuk merepresentasikan suatu vektor citra yang diberikan oleh ruang eigen yang dibentuk dari nilai-nilai eigen yang tidak nol (*nonzero eigen values*) 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 kedalam 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*) [4].

Euclidian Distance (Jarak Euclidian).

Pada dasarnya pengukuran jarak digunakan untuk menghitung perbedaan antara 2 vektor citra dalam *eigenfaces*. Setelah citra wajah diproyeksikan ke dalam *space* wajah, langkah selanjutnya adalah menentukan citra wajah yang mana yang paling mirip dengan citra pelatihan atau latih.

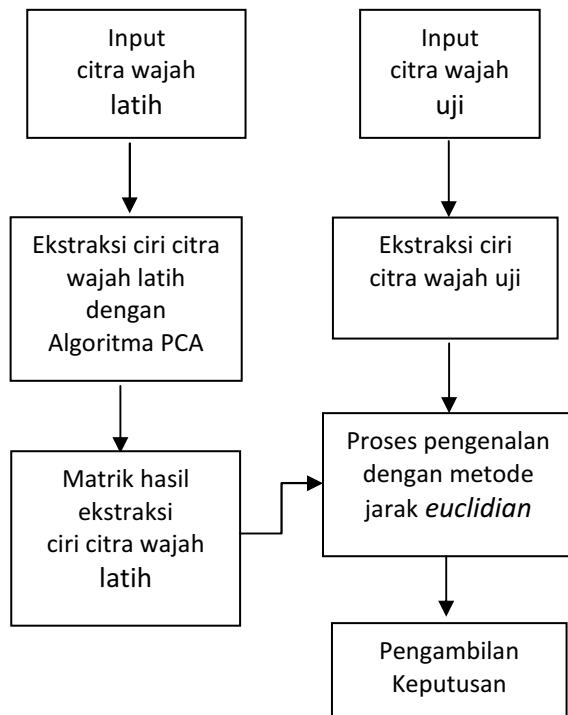
Jika $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ dan $y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$ merupakan titik dalam *euclidian* ruang n , maka jarak *euclidian* x ke y adalah:

$$d(x, y) = \sqrt{(x_n - y_n)^2} \quad (2)$$

METODOLOGI PENELITIAN

Obyek penelitian ini adalah membuat sistem pengenalan citra wajah manusia dari 40 orang yang berbeda. Pengenalan dilakukan secara tidak langsung (*loading data*), menggunakan citra yang tersimpan di dalam file komputer. Empat puluh orang yang akan dikenali, harus mempunyai citra wajah yang telah dilatihkan pada sistem. Jika sistem menangkap citra wajah selain dari 40 orang yang telah dilatihkan maka sistem akan salah dalam melakukan pengenalan.

Perancangan Sistem Pengenalan Citra Wajah



Gambar 4. Diagram blok sistem pengenalan citra wajah menggunakan PCA.

Ciri citra wajah diekstraksi dalam bentuk vektor ciri [5][12]. Berikut adalah tahap-tahap ekstraksi ciri citra wajah dan penerapan *Principal Components Analysis*:

- Tahap 1** : Hadirkan citra wajah yang akan di latihkan ke dalam jaringan I_i .
- Tahap 2** : Normalisasi citra wajah latih.
- Tahap 3** : Representasikan citra wajah I_i ke dalam bentuk vektor Γ_i , seperti pada Gambar 5.

$$\begin{aligned}
 & \left[\begin{array}{c} \text{Citra wajah ke } - i \\ \text{[Image of a woman's face]} \end{array} \right] \rightarrow I_i \\
 & = \begin{bmatrix} 119 & \dots & 119 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 80 & \dots & 36 \end{bmatrix} \rightarrow \Gamma_i \\
 & I_i \text{ Matrik berukuran } 112 \times 92 \\
 & = \begin{bmatrix} 119 \\ \vdots \\ 119 \\ \vdots \\ 80 \\ \vdots \\ 36 \end{bmatrix} \\
 & 10304 \times 1
 \end{aligned}$$

Gambar 5. Proses transformasi citra wajah menjadi vektor kolom.

Tahap 4 : Hitung nilai rata-rata seluruh vektor citra wajah pelatihan
Rata-rata citra Ψ didefinisikan dengan persamaan

$$\Psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Gamma_i \dots\dots\dots(3)$$

Dengan N adalah jumlah sampel citra

Tahap 5 : Representasikan data dalam bentuk *mean corrected data*, yang menunjukkan seberapa jauh perbedaan antara citra wajah dengan rata-rata citra wajahnya. *mean corrected data* dinyatakan dengan Φ_i

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \dots\dots\dots(4)$$

Tahap 6 : Matriks kovarians.

Dicari dengan menggunakan rumus

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T \dots\dots\dots(5)$$

$$C = AA^T \dots\dots\dots(6)$$

Dengan A adalah matrik yang vektor-vektornya adalah Φ_i .

Matriks kovarians dengan dimensi $m \times n$, dimana n adalah jumlah citra latih. Dengan dekomposisi berlaku:

$$C\mu = \lambda\mu \dots\dots\dots(7)$$

Untuk mendapatkan nilai eigen dari sebuah matrik C , $n \times n$, kita menuliskan kembali $C\mu = \lambda\mu$ sebagai

$$C\mu = \lambda\mu \dots\dots\dots(8)$$

Atau secara ekuivalen

$$(\lambda I - C)\mu = 0 \dots\dots\dots(9)$$

Agar persamaan λ dapat menjadi nilai eigen, harus terdapat satu solusi tak nol dari persamaan ini. Akan memiliki solusi tak nol jika dan hanya jika

$$\det(\lambda I - C) = 0 \dots\dots\dots(10)$$

Hitung nilai eigen λ dan vektor eigen μ dari matriks C . Vektor-vektor eigen matriks C yang terkait dengan sebuah nilai eigen λ adalah vektor-vektor tak nol μ yang memenuhi persamaan $C\mu = \lambda\mu$. Dengan kata lain, vektor-vektor eigen yang terkait dengan λ adalah vektor-vektor tak nol didalam ruang solusi $(\lambda I - C)\mu = 0$. Selanjutnya nilai eigen dan vektor eigen yang bersesuaian diurutkan dari yang paling besar ke yang paling kecil, ruang solusi ini disebut sebagai ruang eigen dari matriks kovarians C yang terkait dengan λ .

Tahap 7 : Mencari ciri PCA

Vektor eigen yang berkorelasi dengan nilai eigen terbesar digunakan untuk membentuk *eigenfaces*. Dalam algoritma PCA, proses pengenalan tidak menggunakan semua vektor eigen dari citra latih, hanya

menggunakan vektor eigen yang signifikan saja. Langkah selanjutnya, citra latih diproyeksikan pada ruang *eigenfaces*, kemudian ditentukan bobot (*weight*) dari setiap vektor eigennya. Bobot ini merupakan *dot product* dari setiap citra dengan vektor eigennya. Proyeksinya dirumuskan dengan

$$\omega_k = \mu_k^T \cdot \Phi = \mu_k^T \cdot (\Gamma - \Psi) \dots \dots \dots (11)$$

Pengenalan dengan *Euclidean Distance*, tahapan dalam proses pengenalan citra wajah dijelaskan sebagai berikut: **Tahap 1** : Representasikan citra wajah uji (*test*) sebagai suatu matrik \hat{I} , kemudian representasikan matrik \hat{I} sebagai suatu vektor kolom \hat{I} .

Tahap 2 : Representasikan data citra dalam bentuk *mean corrected data* yaitu :

$$\hat{\Phi} = \hat{I} - \Psi \dots \dots \dots (12)$$

Tahap 3 : Proyeksikan wajah citra uji (*test*) ke *faces space*, yaitu

$$\hat{\Phi} = \sum_{j=1}^k \hat{w}_j \mu_j \dots \dots \dots (13)$$

Dengan $\hat{w}_j = \mu_j^T \hat{\Phi}$ dan μ_j merupakan vektor eigen yang digunakan dalam *eigenfaces*.

Tahap 4 : Representasikan $\hat{\Phi}$ sebagai vektor $\hat{\Omega} = [\hat{w}_1^j, \hat{w}_2^j, \hat{w}_3^j, \dots, \hat{w}_k^j]^T$, kemudian bandingkan proyeksi citra wajah uji (*test*) pada *faces space* dengan setiap proyeksi citra wajah yang ada pada latih set.

Metode perbandingan yang digunakan untuk menghitung jarak adalah *Euclidean Distance Between*. Metode ini menghitung *distance minimum* antara ciri citra uji (*test*) dan masing-masing ciri citra latih.

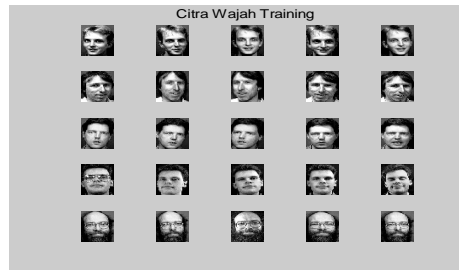
Pengambilan keputusan sistem pengenalan citra wajah didasarkan pada *minimum value* (e) dari pengukuran jarak antara citra wajah uji dengan citra wajah latih dengan metode jarak *euclidian*. Apabila *minimum value* (e) lebih kecil dari nilai *threshold* yang ditentukan maka sistem akan mengenali citra wajah uji tersebut dan apabila *minimum value* (e) lebih besar dari nilai *threshold* maka sistem tidak mengenali citra wajah uji tersebut.

Keputusan merupakan hasil akhir dari sistem pengenalan citra wajah sehingga hasil keputusan sistem pengenalan citra wajah menjadi indikator untuk mengukur kinerja dari sistem pengenalan wajah. Persentase keakuratan kinerja sistem dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$akurasi (\%) = \frac{jumlah\ citra\ uji\ yang\ dikenal}{jumlah\ total\ citra\ uji} \times 100\% \dots \dots \dots (14)$$

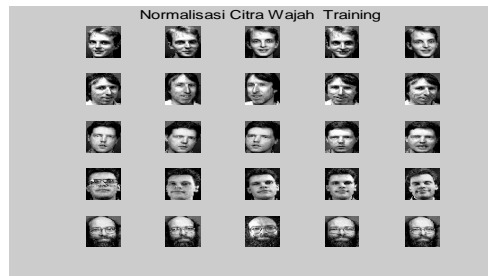
HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil dari eksekusi program pembacaan kumpulan citra wajah latih ditampilkan seperti pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan form pembacaan citra wajah latih

Hasil dari eksekusi program normalisasi citra wajah latih ditampilkan seperti pada Gambar 7.



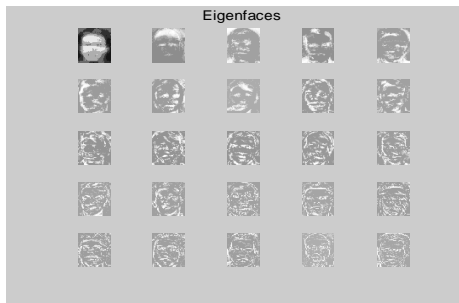
Gambar 7. Tampilan form hasil normalisasi citra wajah latih

Hasil dari eksekusi program menentukan rata-rata citra wajah latih ditampilkan seperti pada Gambar 8.



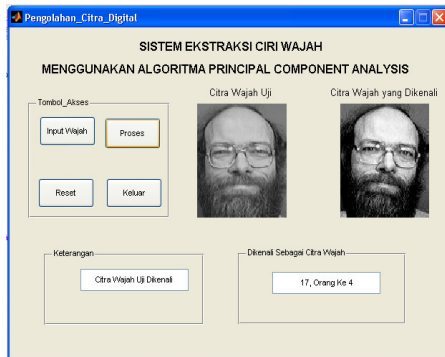
Gambar 8. Tampilan form rata-rata citra wajah latih

Hasil dari eksekusi program *eigenfaces* ditampilkan seperti pada Gambar 9.



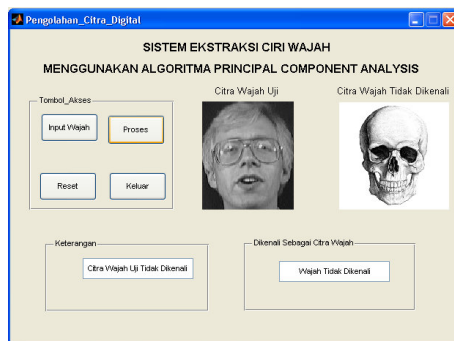
Gambar 9. Tampilan form *eigenfaces*

Pada Gambar 10 menampilkan hasil pengenalan citra wajah ketika citra wajah yang diuji sesuai dengan citra latih (dikenali).



Gambar 10. Tampilan form *GUI* proses pengenalan citra uji yang dikenali

Gambar 11. menampilkan hasil pengenalan ketika citra wajah yang diuji tidak dikenali, artinya citra wajah yang diuji berasal dari citra wajah yang belum dilatih pada sistem.



Gambar 11. Tampilan form *GUI* proses pengenalan citra wajah uji yang tidak dikenali

Principal Component Analysis (PCA) atau transformasi *Karhunen-Loeve* digunakan mengubah suatu kumpulan data citra wajah berukuran besar menjadi bentuk representasi data citra wajah lain dengan ukuran yang lebih kecil, dalam bentuk kumpulan vektor

eigen dari suatu matriks kovarian tertentu, yang dapat secara optimal merepresentasikan distribusi data.

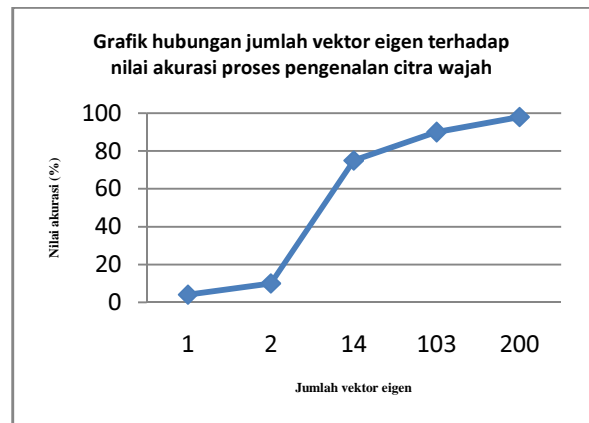
Jika semua vektor eigen digunakan, maka citra wajah asli dapat direkonstruksi dengan tepat. Tetapi rekonstruksi juga dapat dilakukan dengan hanya menggunakan sebagian vektor eigen saja.

Hasil dari pengujian jumlah vektor eigen terhadap nilai akurasi dari proses pengenalan citra wajah ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah vektor eigen dengan nilai akurasi proses pengenalan

No	Jumlah vektor eigen	Nilai akurasi proses pengenalan (%)
1.	1	4
2.	2	10
3.	14	75
4.	103	90
5.	200	98

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa, dengan jumlah vektor eigen yang banyak dalam pembentukan *eigenfaces* dapat mempengaruhi nilai dari akurasi pengenalan citra wajah. Dan dalam bentuk grafik dapat lihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Grafik hubungan jumlah vektor eigen terhadap nilai akurasi proses pengenalan citra wajah

Gambar 12 didapat disimpulkan bahwa dengan jumlah vektor eigen yang banyak akan mendapatkan nilai akurasi pengenalan yang baik, sebaliknya dengan jumlah vektor eigen sedikit akan mendapatkan nilai akurasi pengenalan yang rendah. Dari pengujian juga dapat disimpulkan bahwa dengan penggunaan jumlah vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar (nilai eigen tidak nol) sudah relatif secara optimal

merepresentasikan *feature* wajah, sehingga nilai akurasi pengenalan relatif optimal.

Pada penelitian ini dilakukan pengujian sistem dengan menggunakan citra wajah standar ORL berformat *jpg*, berbentuk citra *grayscale*, dengan ukuran dimensi 112 x 92 piksels. Jumlah citra wajah adalah 400 citra, dari 40 orang yang berbeda. Pada proses pelatihan menggunakan 200 citra, masing-masing 5 citra dari 40 orang, dan selanjutnya proses pengujian terhadap 2 kelompok citra wajah yaitu, menggunakan 200 citra wajah yang berasal dari citra wajah latih itu sendiri, dan 200 citra baru (masing-masing 5 citra dari 40 orang) bagian dari citra wajah yang sudah dilatih.

Hasil pengujian dan nilai persentase akurasi pengenalan citra wajah dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil pengujian sistem pengenalan citra wajah

Pengujian citra wajah	Dikenal	Tidak dikenal	Jumlah	Nilai akurasi pengenalan (%)
200 citra (citra wajah yang sudah dilatih)	200	0	200	100
200 citra (citra wajah baru bagian dari citra yang sudah dilatih)	196	4	200	98

Pada Tabel 2 hasil pengujian sistem pengenalan citra wajah dapat dilihat, sebanyak 200 citra wajah yang berasal dari citra wajah latih yang diujikan, semuanya dapat dikenali dengan baik, dengan persentase akurasi pengenalan 100%, sebanyak 200 citra dari citra wajah baru yang merupakan bagian dari citra yang sudah dilatih diujikan, didapatkan sebanyak 196 citra dapat dikenal dan sisanya 4 citra tidak dikenali, sehingga persentase akurasi pengenalannya adalah 98%.

Persentase akurasi dari pengujian citra wajah baru yang merupakan bagian dari citra yang sudah dilatih relatif kecil, ini disebabkan oleh cara pengambilan sampel citra latih dan citra uji yang acak, artinya proses pengambilan sampel tidak mempertimbangkan pengambilan sampel citra wajah yang

mewakili sampel citra wajah menurut ekspresi, pose, mimik, serta pemakaian aksesoris kacamata dari sampel citra wajah latih, sehingga berpengaruh pada proses pengenalan citra uji.

KESIMPULAN

Beberapa hal yang dapat disimpulkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Principal Component Analysis* (PCA) dapat dengan baik ruang wajah (*eigenspace*) atau *eigenfaces*.
2. Jumlah dari vektor eigen dalam pembentukan *eigenfaces* sangat berpengaruh terhadap persentase akurasi dari pengenalan citra wajah, dengan semakin banyak jumlah vektor eigen yang digunakan maka nilai akurasi pengenalan semakin baik.
3. Akurasi pengenalan citra wajah secara *loading data* yang didapatkan pada citra uji yang berasal dari citra wajah latih itu sendiri adalah 100%.
4. Akurasi pengenalan citra secara *loading data* yang didapatkan pada citra uji yang berasal citra wajah baru bagian dari citra yang sudah dilatih adalah 98%.
5. Akurasi pengenalan wajah dalam mengenali sangat dipengaruhi oleh pengambilan sampel citra latih yang bisa mewakili sisi seperti keadaan pose dari citra, ekspresi, serta pemakaian aksesoris (kacamata).

SARAN

Sistem pengenalan citra wajah pada penelitian ini masih ada kekurangan, sehingga pada penelitian berikutnya disarankan agar:

1. Sistem pengenalan wajah secara *realtime*
2. Sistem pengenalan wajah yang lebih optimum dengan menggunakan metode pengolahan citra, segmentasi wajah dan ekstraksi ciri serta
3. Penentuan nilai jarak antar citra yang lebih akurat dan handal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Eko Prasetyo, 2011, *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*, Informatika, Yogyakarta.
- [2] Munir R., 2002, *Pengolahan Citra dengan Pendekatan Algoritma*, Informatika, Yogyakarta.
- [3] Ni Wayan Marti., 2009, *Penarapan Subruang Orthogonal pada Pengenalan Wajah Menggunakan Laplacianfaces*,

- Penelitian Universitas Gunadarma, Depok.
- [4] Nimas, S.Y., 2012, *Perbandingan Ukuran Jarak pada Pengenalan Wajah Berbasis Principal Component Analysis*, Penelitian Institut Teknologi Surabaya, Surabaya.
- [5] Prasetyo A., 2005, *Desain Sistem Pengenalan Wajah Dengan Variasi Ekspresi dan Posisi Menggunakan Metode Eigenface*, Penelitian Universitas Gunadarma, Depok.
- [6] Soelaiman, R., 2006, *Sistem Pengenalan Wajah dengan Penerapan Algoritma Genetika pada Optimasi Basis Eigenface dan Proyeksi Fisherface*, Tesis Master Universitas Indonesia, Depok.
- [7] Sunardin., 2008, *Sistem Pengenalan Wajah Manusia Secara Realtime Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan*, Skripsi Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta.
- [8] Wahyudi, M., 2008. *Deteksi Plat Nomor Kendaraan Secara Realtime*, Skripsi Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta.
- [9] <http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenvalue> (Tanggal akses 12 Juni 2013)
- [10] <http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenfaces> (Tanggal akses 12 Juni 2013)
- [11] http://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean_distance , (Tanggal akses 13 Juni 2013)
- [12] http://en.wikipedia.org/wiki/Olivetti_Research_Laboratory, (Tanggal akses 14 Juni 2013)
- [13] http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis, (Tanggal akses 14 Juni 2013)