

Implementasi Pengenalan Citra Wajah dengan Algoritma Eigenface pada Metode Principal Component Analysis (PCA)

Iwan Setiawan setiawanise@yahoo.com, Welly Iskand welly.iskand@gmail.com,

Fauzi Nur Iman undzieweb@gmail.com, Agustina V Silitonga agus4tina@gmail.com

Abstract—The development of image processing technology currently can alleviate human jobs, one of them as the recognition on face. In this study using Principal Component Analysis (PCA) is constructing the input pattern using a digital facial propagation techniques in face recognition. In the construction process pattern and facial recognition start of the object in the form of a face image, detection, construction patterns to be able to determine a new characteristic to proceed facial recognition. The process begins when the facial image have been inputted, then calculated the mean, normalization and covariance matrix, then the program will calculate the eigenvalues and eigenvector followed by calculation Eigenface and PCA feature that will be compared to the image that is on the database. A program will be designed to test some samples of face data to be able to provide a statement of face similarity pattern is being observed

Index Terms—Image processing, Face recognition, Eigenface, Principal Component Analysis, Euclidean Distance

I. PENDAHULUAN

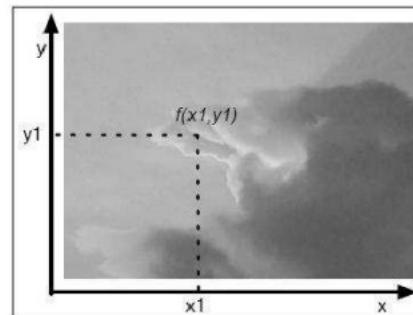
Biométrik adalah solusi yang dapat diandalkan untuk memecahkan masalah verifikasi pengidentifikasiannya individu berdasarkan ciri fisik dan perilaku yang melekat pada seseorang[1]. Ciri fisik dan perilaku yang biasa digunakan untuk pengenalan biométrik diantaranya adalah wajah, sidik jari, iris, retina, DNA, tanda tangan, telinga, suara dan garis tangan[2]. Hal ini menimbulkan gagasan untuk menjadikan keunikan manusia itu sebagai identitas diri, teknologi ini disebut sebagai biométrik[3]. Suatu sistem keamanan yang menggunakan sistem pengenalan wajah di dalamnya menjadi lebih susah untuk diterobos, karena proses identifikasinya melibatkan suatu metode identifikasi yang unik, yaitu identifikasi wajah, sehingga hanya orang yang wajahnya dikenali saja yang dapat mengakses sistem tersebut.

Kajian penelitian pemrosesan wajah (*face processing*), pendekripsi wajah manusia (*face detection*) adalah salah satu tahap awal dalam proses pengenalan wajah (*face recognition*) dengan parameter-parameter yang dihasilkan melalui perhitungan *Principal Component Analisys (PCA)*

membandingkan satu masukan citra wajah dengan koleksi citra wajah untuk menghasilkan informasi kecocokan pada algoritma eigenface. Sedangkan autentikasi wajah (face authentication) digunakan untuk menguji keaslian/ kesamaan suatu wajah dengan input data wajah sebelumnya.

A. Citra Digital

Citra digital adalah suatu citra $f(x,y)$ yang memiliki koordinat spatial, dan tingkat kecerahan yang diskrit. Citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari sebuah objek. Fungsi $f(x,y)$ dapat dilihat sebagai fungsi dengan dua unsur.



Gambar 1. Citra fungsi variabel x dan y

Citra dapat dibagi menjadi 4 kelas, yaitu cara kontinu-kontinu, kontinu-diskret, diskret-kontinu, dan diskret-diskret. Deskripsi pertama menyatakan tingkat akurasi dari suatu titik pada bidang koordinat, sedangkan deskripsi kedua menyatakan tingkat keabuan atau warna suatu citra. Kontinu dinyatakan dengan tingkat akurasi tidak berhingga, sedangkan diskret dinyatakan dengan tingkat akurasi berhingga. Berdasarkan tingkat pewarnaan, citra dapat dibagi menjadi dua kelas, yaitu citra monokrom atau hitam putih, yang merupakan citra satu kanal, dan citra multi-spektral atau multiwarna.

Citra hitam putih menyajikan warna dengan nilai integer pada piksel yang menyatakan tingkat keabuan dari hitam ke putih, sedangkan pada citra multi-spektral, warna citra dinyatakan oleh tiga komponen warna, yaitu merah, hijau, dan biru (RGB), sehingga penyajian warnanya adalah berbentuk fungsi nilai tingkat warna, yang meliputi warna-warna: merah, hijau, dan biru: { fmerah (x,y), fhijau (x,y), fbiru (x,y) }.

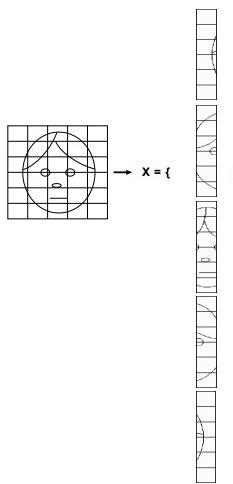
B. Konversi Citra RGB ke Greyscale

Proses pengubahan citra yang berwarna menjadi citra grayscale melalui beberapa tahap. Pertama adalah mengambil nilai R, G dan B dari suatu citra bertipe RGB. Pada tipe citra direpresentasikan dalam 24 bit, sehingga diperlukan proses untuk mengambil masing - masing 3 kelompok 8 bit dari 24 bit tadi. Perhitungan yang digunakan untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matriks masing- masing R, G, dan B menjadi citra grayscale dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai R, G, dan B sehingga dapat dituliskan menjadi:

$$\text{Grayscale} = \frac{R+G+B}{3}$$

C. 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 didalam 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. Sebuah wajah dalam bentuk citra dua dimensi dapat dilihat sebagai vektor satu dimensi. Jika panjang citra adalah w dan lebar citra adalah h , maka jumlah komponen dari vektor 1 dimensinya adalah $h \times w$. Setiap piksel dikodekan oleh satu komponen vektor. Pembentukan vector ini disusun berurutan secara kolom.



Gambar 2. Pengubahan citra 2 dimensi ke vektor 1 dimensi

Vektor wajah pada Gambar 1 kemudian dimasukkan ke dalam suatu ruang, ruang tersebut dinamakan ruang citra, yaitu ruang tempat meletakkan sejumlah citra berukuran $h \times w$ piksel. Vektor ciri wajah terletak hanya pada bagian tertentu dari ruang citra. Oleh karena ruang citra adalah terlalu berlebih untuk mendeskripsikan setiap wajah di dalamnya, maka perlu dibangun sebuah ruang baru, yaitu ruang wajah.

D. Eigenface

Eigenface adalah kumpulan dari eigen vector yang digunakan untuk masalah computer vision pada pengenalan wajah manusia. Teknik ini telah digunakan pada pengenalan tulisan tangan, pembacaan bibir, pengenalan suara dan pencitraan medis. Dalam istilah layman, eigenface adalah sekumpulan *standardized face ingredient* yang diambil dari analisis statistik dari banyak gambar wajah. Satu wajah manusia dapat dipandang sebagai kombinasi dari wajah-wajah standar ini. Wajah seseorang bisa saja terdiri dari 10% wajah 1, 20% wajah 2, dan seterusnya sehingga jika ingin merekam wajah seseorang untuk pengenalan wajah maka bisa digunakan jauh lebih sedikit fitur daripada yang ditangkap oleh foto digital.

Untuk menghasilkan eigenface, sekumpulan besar citra digital dari wajah manusia diambil pada kondisi pencahayaan yang sama dan kemudian dinormalisasi dan kemudian diolah pada resolusi yang sama (misalnya $m \times n$), dan kemudian diperlakukan sebagai vektor dimensi mn dimana komponennya diambil dari nilai pikselnya. Untuk menentukan eigenface dari sekumpulan citra wajah, banyak alternatif cara yang digunakan.

II. METODOLOGI

Principle Component Analysis (PCA) merupakan sebuah teknik statistik dalam area analisis faktor. Tujuan dari PCA adalah mencari struktur hubungan antara sejumlah variable stokastik yang ditemukan dalam suatu pengamatan, dengan maksud untuk mencari karakteristik pokok data-datanya. PCA, sebagaimana telah disebutkan diatas digunakan untuk menemukan pola di dalam sejumlah variable data, dan mengekspresikan data dari variable-variable tersebut dengan menonjolkan kemiripan maupun perbedaannya.



Gambar 3. Diagram blok proses ekstraksi fitur dengan PCA

Langkah - langkah yang dilakukan dalam mengimplementasikan PCA adalah:

1) *Mengambil data*

Kita asumsikan mempunyai 2 buah variabel data x dan y

2) *Menghitung mean data*

Mean dari masing-masing variable data dihitung menggunakan di bawah ini.

$$mean = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

Dengan

- X_i = data ke-i dari variable X
- n = jumlah data

3) *Menghitung matrik kovarian*

Kovarian menyatakan hubungan penyebaran data dari dua variable yang berbeda atau lebih. Formula kovarian diberikan dengan persamaan di bawah ini.

$$cov(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1}$$

Dengan

- $Cov(X, Y)$ = kovarian
- X_i = data ke-i dari variable X
- \bar{X} = mean dari variable X
- Y_i = data ke-i dari variable Y
- \bar{Y} = mean dari variable Y

Dengan Dim merupakan dimensi atau variable, sehingga bentuk matrik kovarian menjadi:

$$C^{n \times m} = (C_{i,j}, C_{i,j} = cov(Dim_i, Dim_j))$$

4) *Menghitung eigenvektor dan eigenvalue*

Matrik kovarian di atas merupakan matrik kotak sehingga dapat dihitung eigenvektor dan eigenvaluanya

5) *Memilih komponen pokok dan membentuk vector karakteristik dari data*

Jika dianggap eigenvektor yang mempunyai eigenvalue terbesar sebagai komponen pokok (principle component)

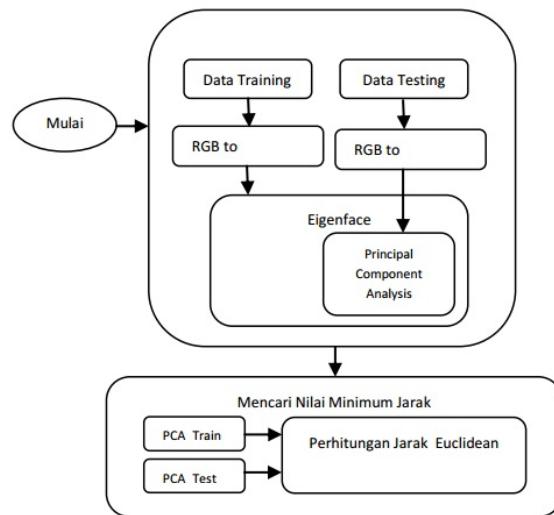
6) *Menyusun data akhir*

Langkah terakhir dari metode PCA adalah mendapatkan data akhir

III. DESAIN PENELITIAN DAN PROSES

A. Desain Penelitian

Desain penelitian mengacu pada tahapan proses pada sistem, yaitu input, proses dan output. Dengan input bahan penelitian berupa data training dan test, proses sebagai pemroses bahan penelitian dan output sebagai keluaran hasil dari proses.



Gambar 4. Desain Penelitian

Tahapan ekstraksi fitur pada sistem diawali dengan proses training data yaitu pembacaan data citra training yang nantinya akan menjadi database. Eigenface digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri pada wajah. Berikut merupakan tahapan proses eigenface[4] :

- 1) Citra training hasil konversi ke grayscale direduksi dimensi dari citra 2D menjadi 1D sehingga membentuk vektor wajah yang merupakan vektor kolom. Kita asumsikan mempunyai 2 buah variabel data x dan y
- 2) Vektor-vektor tersebut disusun sedemikian rupa sehingga membentuk suatu matrik X dengan orde n x m, dimana n adalah banyaknya jumlah pixel (w x h) dan m adalah banyaknya citra training wajah.
- 3) Hasil ini selanjutnya akan digunakan untuk menghitung proses rata-rata setiap baris menggunakan rumus.

$$U_{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

- 4) Tahap selanjutnya dilakukan proses normalisasi pada data training. Normalisasi diperoleh dari rumus, $A_{(i,j)} = U_{(i,j)} - U_{mean}$
- 5) Hasil dari normalisasi ini kemudian akan digunakan untuk membuat matriks kovarian (C) dimana $C = A^t * A$
- 6) Dari matriks kovarian ini diperolehlah eigen vector (V) dan eigen value (D), dimana dalam bahasa matlab dituliskan dengan rumus, $C^*V = D^*V$
- 7) Eigen vector kemudian diurutkan berdasarkan eigen value dari yang terbesar sampai yang terkecil (V_Sort).
- 8) Menghitung eigenface dimana, $eigenface = (A * V_Sort)^t$

Setelah semua proses eigenface dilakukan, selanjutnya citra diambil cirinya melalui tahap eigenface PCA dengan menghitung feature PCA dari masing-masing citra training yang dapat dihitung dengan rumus,

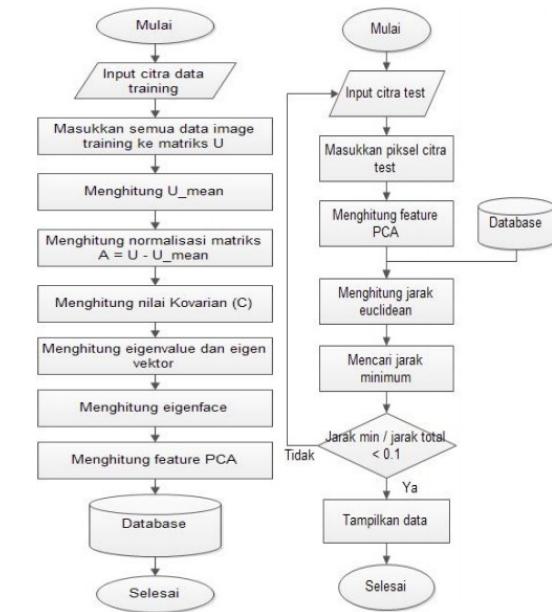
$$F_{(i,n)} = eigenface * A_{(i,n)}$$

Citra data training dan testing yang telah melewati tahap pengambilan ciri oleh PCA kemudian dihitung kesamaan jaraknya menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Nilai

minimum atau terkecil dari perhitungan jarak Euclidean distance merupakan nilai yang diambil sebagai hasil dari citra wajah yang dikenali.

B. Desain Proses

Sistem simulasi ekstraksi fitur untuk pengenalan wajah memiliki beberapa tahapan proses. Untuk mempermudah visualisasi penggunaan, berikut adalah flowchart dari sistem simulasi ekstraksi fitur.



Gambar 5. Desain Proses

IV. HASIL PENELITIAN

A. Masukkan Citra

Untuk melakukan pengenalan wajah, maka dalam database terlebih dahulu dikumpulkan sejumlah citra berbentuk wajah yang digunakan sebagai citra referensi. Citra tersebut berbentuk format JPG. Citra dengan format tersebut dapat dikonversi dengan Adobe Photoshop termasuk untuk pengubahan ukuran dan atribut-atribut lainnya yang dibutuhkan dalam proses pengenalan.

B. Pengujian Citra

Proses pengujian citra dilakukan dengan matlab, citra yang diuji dibandingkan berdasarkan histogram yang terlihat pada table berikut.

Tabel 1. Hasil perbandingan ke-1

Citra yang diuji	Citra yang ada di database

<p>Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 176.27, Std Dev 79.11, dan Median 201</p>	<p>Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 175.93, Std Dev 79.64, dan Median 201</p>

Tabel 2. Hasil perbandingan ke-2

<p>Citra yang diuji</p> <p></p> <p>Source: Entire Image Mean: 181.78 Level: Std Dev: 67.38 Count: Median: 196 Percentile: Pixels: 3145728 Cache Level: 1</p>	<p>Citra yang ada di database</p> <p></p> <p>Source: Entire Image Mean: 176.28 Level: Std Dev: 69.38 Count: Median: 189 Percentile: Pixels: 3145728 Cache Level: 1</p>

Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 181.78, Std Dev 67.38, dan Median 196

Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 176.28, Std Dev 69.38, dan Median 189

Tabel 2. Hasil perbandingan ke-3

<p>Citra yang diuji</p> <p></p> <p>Source: Entire Image Mean: 180.81 Level: 25 Std Dev: 83.37 Count: 28796 Median: 230 Percentile: 7.48 Pixels: 3145728 Cache Level: 1</p>	<p>Citra yang ada di database</p> <p></p> <p>Source: Entire Image Mean: 182.97 Level: Std Dev: 82.51 Count: Median: 233 Percentile: Pixels: 3145728 Cache Level: 1</p>

Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 180.81, Std Dev 83.37, dan Median 230

Pada citra yang diuji memperlihatkan histogram pada gambar tersebut memiliki Mean 182.97, Std Dev 82.51, dan Median 233

Jika dibandingkan antara percobaan ke-1 dan ke-2 yaitu citra dengan latar belakang hampir sama dengan percobaan ke-3 yaitu citra dengan latar belakang agak berbeda dari yang lainnya, maka terdapat perbedaan yang sangat drastis pada statistik histogramnya

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut:

- 1) Metode Principal Component Analysis (PCA) dapat dengan baik mengukur eigenface pada citra yang dibandingkan.
- 2) Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi keberhasilan sistem yaitu tempat dan latar belakang

pengambilan citra, tingkat kecerahan masukan citra serta kemiripan nilai eigenface tiap individu.

- 3) Kesalahan proses segmentasi wilayah fitur wajah sering terjadi bila wilayah latar belakang ataupun pakaian memiliki kemiripan fitur wajah manusia.

VI. REFERENCES

- [1] P. Bhowmik,et al.,“Fingerprint Image Enhancement and Its Feature Extraction for Recognition, ”*International Journal of Scientific and Technology Research (IJSTR)*, 2012, 1(5): 117-121.
- [2] I. K.Asif ,andM.W. Arif,“Strategy toExtract Reliable Minutiae Points for Fingerprint Recognition, ”*IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*, 2014, 1071-1075.
- [3] B. Prasetio, “Citra wajah sebagai alat identifikasi,” 2005.
- [4] D. Zhang, X. Jing, J. Yang, “Biometric Image Discrimination Technologies,” 2006.