

# IMPLEMENTASI ALGORITMA PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS DALAM SISTEM PENGENALAN CITRA WAJAH

**Ramen Antonov Purba**

Manajemen Informatika, Politeknik Unggul LP3M Medan

Jl. Iskandar Muda No.3 EF Medan-Sumatera Utara

Telp : +62 8216 2990 006

[www.politeknikunggul.ac.id](http://www.politeknikunggul.ac.id), [info@politeknikunggul.ac.id](mailto:info@politeknikunggul.ac.id)

E-mail : [ramen\\_purba@yahoo.com](mailto:ramen_purba@yahoo.com)

---

## **Abstrak**

Banyak aplikasi yang dibangun sebelumnya hanya dapat mengenali wajah dengan berbagai visualisasi dengan sejumlah metode di mana masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan. Sejumlah metode diterapkan dalam suatu aplikasi untuk mengenali citra wajah tetapi aspek akurasi tidak diprioritaskan dan begitu juga sebaliknya. Dalam penelitian ini menggunakan metode Principal Component Analysis untuk mengkonstruksi pola input wajah, berupa foto digital kemudian digunakan teknik propagasi dalam pengenalan wajah. Dalam proses konstruksi pola dan pengenalan wajah mulai dari objek berupa citra wajah, deteksi sisi, konstruksi pola hingga dapat menentukan suatu karakteristik baru untuk dilanjutkan pengenalan wajah. Untuk membantu implementasinya, akan dirancang suatu program dan mengujinya dengan sampel data wajah sampai akhirnya dapat memberikan suatu pernyataan persentasi kesamaan pola wajah yang sedang diamati. Dalam penelitian ini, penulis membuat program pengenalan wajah mulai dari obyek berupa citra wajah, deteksi sisi, hingga mendapatkan karakteristik citra tersebut sampai pada proses pengenalannya menggunakan Principal Component Analysis.

**Kata kunci** :Pengenalan wajah, Principal Component Analysis, Backpropagation

## **Abstract**

Many applications that previously could only be built with a variety of visualization to recognize faces with a number of methods in which each has advantages and disadvantages. A number of methods applied in an application to recognize a face image but accuracy is not prioritized aspects and vice versa. In this study using Principal Component Analysis to construct a facial input pattern, in the form of digital photos are then used propagation technique in face recognition. In the construction process of pattern and face recognition from the object in the form of face image, detection side, the construction pattern to be able to determine a new characteristic facial recognition to proceed. To assist implementation, a program will be designed and tested with the sample data is finally able to face up to provide a statement of the percentage of similarity of facial patterns are observed. In this study, the authors make a face recognition application step from objects in the form of face image, detection of hand, to obtain the characteristics of the image until the introduction process using Principal Component Analysis.

**Keyword** : Recognition of Face, Principal Component Analysis, Backpropagation

## **1. PENDAHULUAN**

Kajian penelitian pemrosesan wajah (*face processing*), pendeteksian wajah manusia (*face detection*) adalah salah satu tahap awal dalam proses pengenalan wajah (*face recognition*) dengan parameter-parameter yang dihasilkan melalui perhitungan PCA membandingkan satu masukan citra wajah dengan membandingkan koleksi citra wajah untuk menghasilkan informasi kecocokan. Sedangkan autentikasi wajah (*face authentication*) digunakan untuk menguji keaslian/ kesamaan suatu wajah dengan *input* data wajah sebelumnya. Bidang penelitian yang juga berkaitan dengan pemrosesan wajah adalah lokalisasi wajah (*face localization*) yaitu pendeteksian wajah dengan asumsi hanya ada satu wajah di dalam citra, penjejakan wajah (*face tracking*) untuk menentukan lokasi suatu wajah dalam video secara *real time*, dan pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) untuk mengenali kondisi emosi manusia. [1] .

Berdasarkan pengamatan uraian di atas, *Principal Components Analysis (PCA)* mencakup bagaimana penerapan jaringan saraf tiruan (*neural network*), propagasi mundur (*backpropagation*) untuk mengenali *input* citra wajah. *Eigenfaces* juga digunakan untuk mengkonstruksi bentuk pengenalan pola *input* citra. Citra yang berisi lebih dari satu wajah, kemungkinan memiliki latar yang bervariasi, kondisi pencahayaan (*luminance*) yang tidak tentu, dan ukuran wajah yang bervariasi dalam citra [2].

**2. PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)**

Metode *PCA* merepresentasikan citra dalam satu vektor ciri, misalkan *I* adalah matriks representasi dari citra wajah yang berukuran  $N1 \times N2$  Vektor ciri dari citra *I* diperoleh dengan cara merangkai baris-baris menjadi satu vektor baris. Baris kedua dirangkai setelah baris pertama, dilanjutkan baris ketiga dan seterusnya sampai hanya terdapat satu baris. Jadi dimensi dari vektor ciri tersebut adalah banyaknya *pixel* pada citra yaitu  $N1$  dan  $N2$ . Tujuannya mereduksi dimensi dari vektor ciri tersebut.

Misalkan  $\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$  adalah himpunan vektor ciri berdimensi  $n$  dari  $M$  citra, di mana setiap citra termasuk dalam salah satu ciri kelas  $\{x_1, x_2, \dots, x_c\}$  Untuk mengetahui keragaman dari data berupa vektor-vektor ciri tersebut, digunakan definisi dari matriks sebaran total *ST* sebagai berikut [3]:

$$S_T = \sum_{i=1}^M (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T \quad (1)$$

di mana  $\bar{x}$  adalah rata-rata dari semua vektor ciri yang ada.

Misalkan terdapat satu transformasi linier yang memetakan ruang vektor ciri citra asli berdimensi  $n$  ke ruang vektor ciri berdimensi  $m$  di mana  $m \ll n$ . Vektor ciri baru  $y_k$  berdimensi  $m$  didefinisikan oleh transformasi linier sebagai berikut :

$$y_k = U^t x_k \quad (2)$$

Dimana  $U \in R^{n \times m}$  adalah matriks dengan kolom-kolom yang *ortonormal*. Dengan menerapkan transformasi linier tersebut, matriks sebaran total dari vektor  $Y$  adalah  $U^t S_T U$ . Dengan memaksimalkan determinan dari matriks sebaran total tersebut, diperoleh matriks  $U = [u_1, u_2, \dots, u_m]$ , dimana  $u_i$  adalah vektor *eigen* berdimensi  $n$  dari *ST* yang bersesuaian dengan  $m$  buah nilai *eigen* terbesar.

Dalam pengenalan wajah, nilai *eigen* ini disebut *eigenface*. Banyaknya *eigenface* terbesar yang digunakan yaitu  $m$ , diperoleh dengan mengatur nilai *threshold* pada pertidaksamaan berikut :

$$\frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \geq \theta \quad (3)$$

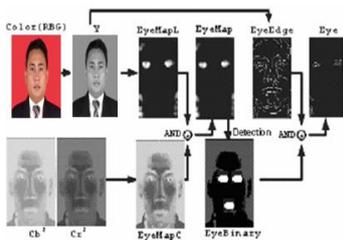
di mana :  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  adalah  $n$  nilai eigen terbesar dan adalah *threshold* yang dapat diatur besar nilainya. Besar  $\theta$  ai *threshold* ini menunjukkan persentasi komponen utama data yang digunakan, sehingga akan terdapat pereduksian dimensi dari data tersebut.

**3. PERANCANGAN PROSES SISTEM DETEKSI WAJAH**

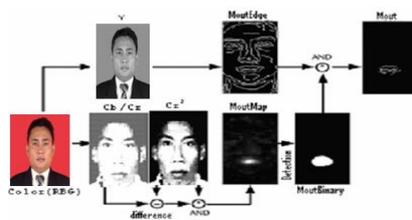
Secara garis besar, langkah yang dilakukan dalam penelitian ini terdapat 2 fase utama dalam pengenalan pola yaitu : (1) Fase pengenalan dan (2) Fase pelatihan. Pada fase pengenalan proses dilakukan dengan langkah : 1) *Input* citra 2) Deteksi 3) *Cropping* 4) Proses ekstraksi kemudian menentukan kelas dan kelompoknya, sedangkan pada fase pelatihan melakukan pengambilan sampel citra untuk dipelajari dan menentukan ciri yang akan digunakan dalam proses pengenalan serta prosedur klasifikasinya [4].

**a. Ekstraksi Dan Deteksi Fitur Wajah**

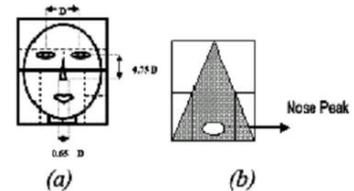
Ekstraksi mata, mulut, hidung dilakukan dengan membentuk peta masing-masing. Seperti terlihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 1. Formasi Pemetaan Mata



Gambar 2. Formasi Pemetaan Mulut



3. Geometri Fitur Hidung

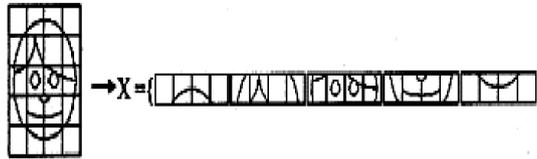
Berikut persamaan untuk menghitung ukuran hidung :

$$N\_height = 0.75 * v \text{ dan } N\_width = 0.65 * l \quad (4)$$

di mana :  $v$  adalah jarak vertikal antara dua mata dengan lubang hidung dan  $l$  adalah jarak vertikal antara dua mata

**4. PENERAPAN PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS**

Wajah merupakan sebuah citra yang dapat dilihat sebagai sebuah vektor. Jika panjang dan lebar dari sebuah citra adalah  $w$  dan  $h$  *pixel* maka jumlahkomponen dari vektor ini adalah  $w * h$ . Setiap *pixel* dikodekan oleh satu komponen vektor.



Gambar 4. Formasi Vektor Wajah

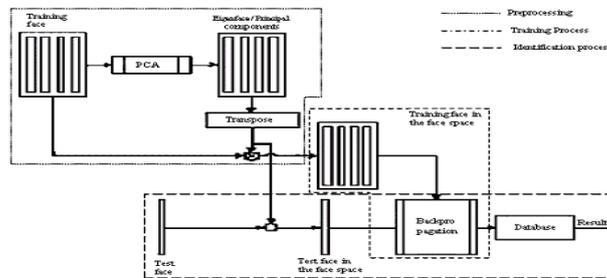
*Principal Components Analysis (PCA)* digunakan untuk mereduksi dimensi dari sekumpulan atau ruang citra sehingga basis atau sistem koordinat yang baru dapat menggambarkan model yang khas dari kumpulan tersebut. Dalam hal ini model yang diinginkan merupakan sekumpulan wajah yang dilatih (*training faces*). Basis yang baru tersebut akan dibentuk melalui kombinasi linear. Komponen dari basis ruang wajah ini tidak akan saling berkorelasi dan akan memaksimalkan perbedaan yang ada di dalam variabel aslinya [5].

Algoritma *PCA* adalah sebagai berikut :

1. Normalisasi.  $X$  matriks  $X$ .  $k = X_k / \text{Length}(X_k)$ , di mana  $X_k$  adalah vektor kolom ke- $k$  dari  $X$
2. Bangun matriks kovarian.  $W = X^T * X$
3. Hitung nilai *eigen* ( $E$ ) dan vektor *Eigen* ( $Q$ ) dari matriks kovarian  $W$ .
4. Urutkan nilai *eigen* ( $E$ ) dan vektor *Eigen* ( $Q$ ) dari besar ke kecil berdasarkan urutan nilai *eigen*.
5. Hitung *principal component*.  $P = X * Q * E$
6. Transformasikan citra ke ruang wajah.  $Y = P^T * X_k - 1/2$

**b. Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation**

Jaringan *backpropagation* juga dapat digunakan untuk memecahkan masalah pengenalan di atas. Pelatihan jaringan dengan menggunakan *Backpropagation* dibagi menjadi tiga tahap, yaitu *feedforward* dari *input* pola latihan, kalkulasi dan *backpropagation* dari *error* yang berhubungan, dan pengaturan bobot berdasarkan bobot sebelumnya [6].



Gambar 5. Proses Pengenalan Wajah

Operator yang digunakan pada *training* jaringan saraf tiruan dengan *backpropagation* adalah *Gaussian* di mana daerah hasilnya berkisar antara 0 sampai 1 dengan daerah *input* antara -2 sampai 2. Citra *input* yang dipakai berukuran maksimum 256 x 256 *pixel* dengan tipe *grayscale*.

**c. Operator Laplacian**

Operator *laplacian* merupakan operator turunan kedua yang memiliki Matriks *mask* berukuran 3x3 di mana diagramnya ditunjukkan pada gambar.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 4 | 1 |
| 0 | 1 | 0 |

Mask Laplace 5 titik

|    |    |    |
|----|----|----|
| -1 | -1 | -1 |
| -1 | 8  | -1 |
| -1 | -1 | -1 |

Mask Laplace 9 titik-I

|    |    |    |
|----|----|----|
| 1  | -2 | 1  |
| -2 | 4  | -2 |
| 1  | -2 | 1  |

Mask Laplace 9 titik-II

Untuk mendapatkan hasil *Laplacian* dari data citra yang diproses, maka tahap berikutnya adalah melakukan konvolusi pada citra. Konvolusi didefinisikan sebagai berikut :

$$h(x, y) = \sum_{u=-M}^M \sum_{v=-N}^N f(u, v)g(x+u, y+v)$$

(5)

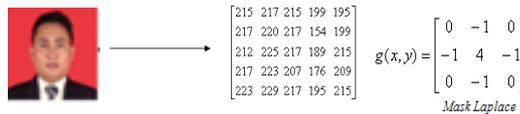
di mana :

$x, y, u, v$  : Posisi titik dalam citra

$m, n$  : Batas titik tetangga yang masih berpengaruh ke titik yang sedang ditinjau untuk arah horijontal dan vertikal

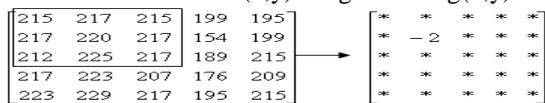
**d. Operasi Perhitungan Laplacian**

Misalkan citra yang berukuran  $5 \times 5$  pixel dan sebuah mask laplace yang berukuran  $3 \times 3$ , maka operasi konvolusi pada citra dengan mask dari laplace direpresentasikan ke dalam bentuk matrik dalam gambar sebagai berikut [7]:



Gambar 6. Matrik Citra Input

Maka konvolusi  $f(x,y)$  dengan mask  $g(x,y)$  adalah  $f(x,y) * g(x,y)$

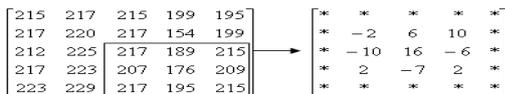


Proses perkalian konvolusi = -2; nilai ini dihitung dengan cara

berikut :

$$(0 \times 215) + (-1 \times 217) + (0 \times 215) + (-1 \times 217) + (4 \times 220) + (-1 \times 217) + (0 \times 212) + (-1 \times 225) + (0 \times 217) = -2$$

Sampai dengan

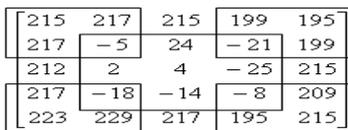


Proses perkalian konvolusi = 2 ; nilai ini dihitung dengan cara

berikut :

$$(0 \times 217) + (-1 \times 189) + (0 \times 215) + (-1 \times 207) + (4 \times 176) + (-1 \times 209) + (0 \times 217) + (-1 \times 195) + (0 \times 215) = 2$$

Konvolusi Citra Menjadi :



Matriks Dikonversi Menjadi Citra Baru :

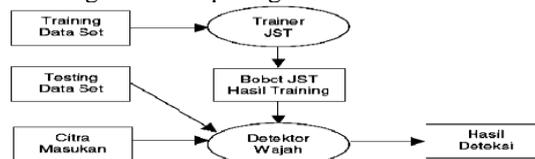


Gambar 7. Matriks dikonvolusi Laplacian

**e. Analisis Dan Hasil**

**1) Propagasi Jaringan Saraf Tiruan**

Secara garis besar sistem deteksi wajah yang dibangun di sini dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu : 1) *Training* Jaringan Syaraf Tiruan digunakan untuk menghasilkan nilai bobot-bobot penghubung jaringan syaraf tiruan. 2) Detektor wajah digunakan untuk mendeteksi wajah dalam citra setelah pelatihan selesai dilakukan. Secara garis besar sistem deteksi ini digambarkan pada gambar :



Gambar 8. Proses Deteksi Wajah

**2) Ekstraksi Sub Citra**

Pada citra yang akan dideteksi, posisi wajah bisa berada di mana saja. Pengklasifikasi jaringan syaraf tiruan pada detektor wajah memerlukan *input* citra 20 x 20 *pixel* [8].

### 3) Masukan Citra Dan Uji Pengenalan

Daftar citra referensi.

Tabel 1. Daftar Citra Hitam Putih

| No | Nama File | Format File | Ukuran (Kbyte) | Ukuran Citra (Pixel) |
|----|-----------|-------------|----------------|----------------------|
| 1  | BW-1-1    | JPEG        | 43,2           | 326x428              |
| 2  | BW -1-2   | JPEG        | 39,6           | 256x256              |
| 3  | BW -1-3   | JPEG        | 27,5           | 355x340              |
| 4  | BW -1-4   | JPEG        | 32,0           | 245x468              |
| 5  | BW -1-5   | JPEG        | 30,3           | 327x411              |

Tabel 2. Daftar Citra Warna

| No | Nama File | Format File | Ukuran (Kbyte) | Ukuran (Pixel) |
|----|-----------|-------------|----------------|----------------|
| 1  | Color-1-1 | JPEG        | 25,3           | 326x428        |
| 2  | Color-1-2 | JPEG        | 57,1           | 256x256        |
| 3  | Color-1-3 | JPEG        | 40,2           | 355x340        |
| 4  | Color-1-4 | JPEG        | 36,3           | 245x468        |
| 5  | Color-1-5 | JPEG        | 25,1           | 327x411        |

Citra yang dimasukkan dalam *database* (folder rujukan) adalah citra hitam putih dan citra warna yang disimpan dalam sub *folder* yang berbeda. Adapun citra yang diuji sebagai sampel dalam penelitian ini sebanyak 5 buah citra warna dan 5 buah citra hitam putih, ditunjukkan pada tabel 2 dan tabel 3. Dari 5 buah citra yang diuji, ada 2 buah citra yang salah kenal. Untuk menghitung Persentase total keakuratan untuk semua citra digunakan rumus:

$$\%Pengenalan\_Citra\_Total = \frac{Jumlah\_citra\_berhasil\_dikenali}{Jumlah\_Citra\_yang\_diuji} \times 100\%$$

Untuk menghitung Persentase keakuratan per citra untuk semua citra digunakan rumus adalah :

$$\%Pengenalan\_@Citra = \frac{Jumlah\_wajah\_berhasil\_dikenali}{Jumlah\_wajah\_yang\_diuji} \times 100\%$$

Berikut disajikan rincian persentasi pengenalan citra untuk citra hitam putih dan warna disajikan pada tabel 2 dan tabel 3 sebagai berikut :

Tabel 3. Rincian Persentasi Pengenalan PerCitra Hitam Putih

| No | Nama File | Xc  | Yc  | Wc  | An<br>gle | Jlh<br>Waja<br>h | Jlh Window<br>Detect | Wajah<br>Terdeteks<br>i | Tidak<br>Terdete<br>ksi | Deviasi<br>Windows | Persent<br>ase % |
|----|-----------|-----|-----|-----|-----------|------------------|----------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------|------------------|
| 1  | BW-1-1    | 160 | 133 | 127 | 1,5       | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 2  | BW -2-2   | 131 | 102 | 90  | 0         | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 3  | BW -3-3   | 160 | 117 | 133 | -6        | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 4  | BW -4-4   | 0   | 0   | 0   | 0         | 1                | 0                    | 0                       | 1                       | 0                  | 0                |
| 5  | BW -5-5   | 164 | 130 | 124 | 3         | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |

Jadi persentasi berhasil pengenalan wajah pada 5 citra hitam putih adalah 96 % Tidak terdeteksi adalah 17,24 % . Kegagalan (wajah tidak terdeteksi) adalah (semua wajah tidak terdeteksi / jumlah wajah dalam semua citra)\*100% = (23/100) \* 100 % = 23 % Penyimpangan *window* pengenalan = 4,94 % .

Tabel 4. Rincian Persentasi Pengenalan PerCitra Warna

| No | Nama File  | Xc  | Yc  | Wc  | An<br>gle | Jlh<br>Waja<br>h | Jlh Window<br>Detect | Wajah<br>Terdeteks<br>i | Tidak<br>Terdete<br>ksi | Deviasi<br>Windows | Persent<br>ase % |
|----|------------|-----|-----|-----|-----------|------------------|----------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------|------------------|
| 1  | Color-1-1  | 161 | 132 | 128 | 3         | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 2  | Color -2-2 | 133 | 102 | 86  | 4,5       | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 3  | Color -3-3 | 159 | 119 | 130 | -6        | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |
| 4  | Color -4-4 | 0   | 0   | 0   | 0         | 1                | 0                    | 0                       | 1                       | 0                  | 0                |
| 5  | Color -5-5 | 164 | 123 | 123 | 3         | 1                | 1                    | 1                       | 0                       | 0                  | 100              |

Jadi persentasi berhasil pengenalan wajah pada 5 citra warna adalah 86,21 % Tidak terdeteksi adalah 13,79 % ; Kegagalan (wajah tidak terdeteksi) adalah (semua wajah tidak terdeteksi / jumlah wajah dalam semua citra)\*100% = (24/127) \* 100 % = 18,90 % ; Penyimpangan *window* pengenalan = 2,91 % .

### 4) Sampel Uji Program

Berikut ini bentuk simulasi program yang menghasilkan bentuk pengenalan wajah dari citra hitam putih wajah tunggal dalam gambar.

Nama file : BW-1-1 Format : JPEG Size File : 43,2 Kbyte Ukuran Citra : 326 x 428 pixel.

*File Asal Hasil Pengenalan Deteksi Fitur*



Gambar 9. Simulasi Pengenalan Wajah Tunggal Citra Hitam Putih

Berikut bentuk simulasi program yang menghasilkan bentuk pengenalan citra warna wajah tunggal dalam gambar.

Nama file : Color-1-1 Format : JPEG Size File : 25,3 Kbyte Ukuran Citra : 326 x 428 pixel  
**File Asal Hasil Pengenalan Deteksi Fitur**



Gambar 10. Simulasi Pengenalan Wajah Tunggal Pada Citra Warna

Berikut bentuk simulasi program yang tidak dapat menghasilkan bentuk pengenalan wajah tunggal dari citra baik warna maupun hitam putih dalam gambar. disebabkan oleh bagian wajah yang tertutupi helm sebagai berikut :



No face detected.  
 Please try to decrease  
 the detection threshold or  
 set 'Detection Performance' to  
 'precise'.

Gambar 11. Simulasi Pengenalan Wajah Tertutup Oleh Objek Lain

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian dan analisis data yang telah diperoleh pada penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Pengenalan citra wajah tunggal akan lebih mudah dan akurat dikenali bila dibandingkan dengan pengenalan citra wajah banyak.
2. Pengenalan citra wajah tanpa latar belakang objek lain lebih mudah dan akurat bila dibandingkan dengan citra wajah dengan latar belakang objek bervariasi, hal ini dimungkinkan karena objek-objek tersebut ada kemungkinan menyerupai fitur wajah manusia.
3. Kesalahan proses segmentasi wilayah fitur wajah sering terjadi bila wilayah latar belakang ataupun pakaian memiliki kemiripan fitur wajah manusia.
4. Wilayah yang posisinya jauh dan terlihat kecil dalam citra referensi sulit terdeteksi sebagai wilayah wajah serta jumlah lubang (*hole*) yang lebih besar atau sama dengan satu akan mempunyai kemungkinan besar terdeteksi sebagai wilayah wajah, meskipun wilayah tersebut sebenarnya bukan wilayah wajah.
5. Wilayah posisi wajah yang berada dalam latar belakang yang terlalu genap dapat mempengaruhi akurasi pengenalan wajah.
6. Waktu proses yang tergolong cukup lama diakibatkan banyaknya algoritma yang dapat digunakan untuk mendeteksi wajah pada citra.

## 6. DAFTAR RUJUKAN

- [1] Dewi Agushinta R.Adang Suhendra, Yuhilza Hanum. "Facial Feature Distance Extraction as a Face Recognition System Component". Department of Informatics, Gunadarma University .
- [2] GreeceUniversity. "Principal Component Analysis Of Precipitation In Thessaly Region (Central Greece)". Department of Mountain Water Management and Control. Faculty of Forestry and Natural Environment Aristotle University of Thessaloniki, GreeceUniversity Campus.
- [3] Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado, "Feature Extraction and Image Processing", Flanta Tree, First edition 2002.
- [4] Kartika Gunadi, Sonny Reinard Pongsitanan.. "Pembuatan perangkat lunak pengenalan wajah menggunakan Principal Components Analysis". Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Informatika- Universitas Kristen Petra.
- [5] Wikaria Gazali dan Lily. "Perancangan Program Aplikasi Pengenalan Wajah Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Menerapkan Metode Principal Component Analysis".
- [6] Fausett, L., "Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications", Prentice-Hall Inc., USA. 1994.
- [7] Rinaldi Munir, "Pengolah Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik", Informatika Bandung
- [8] David J.C. MacKay; "Information Theory, Inference, and Learning Algorithms"; Published by C.U.P; 2003.