

PERBANDINGAN METODE *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA) DENGAN METODE *HIDDEN MARKOV MODEL* (HMM) DALAM PENGENALAN IDENTITAS SESEORANG MELALUI WAJAH

Abdu Rakhman Syakhala¹, Diah Puspitaningrum², Endina Putri Purwandari³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu.
Jl. WR. Supratman Kandang Limun Bengkulu 38371A INDONESIA
(telp: 0736-341022; fax: 0736-341022)

¹abdu.rasya@gmail.com

²diyahpuspitaningrum@gmail.com

³endinaputri@yahoo.co.id

Abstrak. Pengenalan identitas seseorang melalui wajah merupakan bidang yang masih terus diteliti dan dikembangkan untuk berbagai keperluan seperti pendataan penduduk, absensi, sistem keamanan dan lain-lain. Metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan Metode *Hidden Markov Model* (HMM) adalah dua metode yang sering digunakan untuk aplikasi pengenalan wajah. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbedaan, kekurangan, kelebihan, dan perbandingan dari metode PCA dan metode HMM sebagai pengenalan identitas melalui wajah. Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra dari *yale face database* (<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>) dengan empat sampel yaitu citra asli, citra wajah utuh, citra fokus pada alis-mata-hidung-mulut dan citra fokus pada alis-mata-hidung. Metode pembuatan aplikasi ini dibuat secara terstruktur dengan analisis sistem menggunakan *Data Flow Diagram* (DFD) dan menggunakan bahasa pemrograman MATLAB. Berdasarkan penelitian ini secara umum metode PCA lebih akurat dalam pengenalan wajah dari pada metode HMM. Dengan sampel citra terbaik yaitu citra wajah utuh dengan hasil akurasi 86,6% dengan metode PCA sedangkan metode HMM 77,7% dengan maksimal iterasi 2000 dan toleransi 0,1.

Kata Kunci : Pengenalan identitas, *Principal Component Analysis*, *Hidden Markov Model*, Wajah.

Abstract. Person's identification using face is one of field that continues to studied and developed for various uses such as population data collection, absences, security systems, etc. *Principal Component Analysis* method (PCA) and *Hidden Markov Model* method (HMM) are two methods often used for face recognition applications. This study aimed to find out the differences, shortages, overages, and a comparison of PCA method and the HMM method as the identity for face recognition. The imagery used in this study is the image from

Yale face database

(<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>) with four samples, namely the original image, the image of face intact, the image focused on the brow-eye-nose-mouth and focus on the image of the eye-brow-nose. This application is made in structured systems, and the analysis using Data Flow Diagrams (DFD) and using MATLAB programming language. Based on this research generally PCA method more accurate than HMM. With a sample of the best image is the face image intact with 86.6% accuracy results with PCA method while the method of HMM 77.7% with a maximum of 2000 iterations and tolerances 0.1.

Keywords: introduction of identity, Principal Component Analysis, Hidden Markov Model, Face.

I. PENDAHULUAN

Identifikasi adalah penentuan atau pemastian identitas orang yang hidup maupun mati, berdasarkan pada ciri khas yang terdapat pada orang tersebut. Salah satu cara yang digunakan untuk mengidentifikasi identitas seseorang adalah dengan pengambilan data karakteristik alami yang dimiliki manusia. Pada dasarnya setiap manusia memiliki suatu yang unik/khas yang hanya dimiliki oleh dirinya sendiri dan tidak akan berubah dalam waktu yang lama. Hal ini menimbulkan gagasan untuk menjadikan keunikan manusia itu sebagai identitas diri, teknologi ini disebut sebagai biometrik [2].

Sistem biometrik merupakan metode pengenalan identitas seseorang yang saat ini telah mencapai perkembangan yang luar biasa dalam menggantikan sistem verifikasi konvensional. Pemanfaatan anggota tubuh secara unik untuk membedakan antara satu orang dengan orang lain,

telah banyak terbukti memberikan hasil yang akurat dalam pengidentifikasian. Sistem biometrik yang ideal, diharapkan mempunyai karakteristik sebagai berikut : (1) aspek universal, artinya ciri ini dapat berlaku secara umum bahwa setiap manusia mempunyai karakteristik, (2) aspek unik, tidak ada dua manusia yang mempunyai karakteristik yang sama, (3) haruslah bersifat permanen, karakteristik personal yang tidak berubah-ubah dan terakhir dapat dihimpun (*collectable*), karakteristik ini mudah disajikan oleh sensor dan mudah dikuantisasi. Bagian-bagian dari tubuh manusia yang bersifat unik/spesifik dan juga akurat adalah : (1) sidik jari, (2) telapak tangan, (3) struktur wajah, (4) suara, (5) iris mata, (6) retina mata, (7) DNA.

Sistem *face recognition* adalah sebuah solusi identifikasi wajah dan pengenalan wajah. Penelitian terhadap pengenalan wajah manusia sudah banyak dilakukan dengan kelebihan dan kekurangan tertentu. Hal ini disebabkan karena wajah manusia mempresentasikan sesuatu yang kompleks, sehingga untuk mengembangkan model komputasi yang ideal untuk pengenalan wajah manusia adalah sesuatu hal yang sulit. Dari kondisi ini, maka penulis melakukan penelitian untuk menjadikan wajah sebagai identitas pribadi seseorang dengan membandingkan dua metode yaitu metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan metode *Hidden Markov Model* (HMM) metode mana paling akurat dalam pengenalan identitas seseorang melalui wajah, diberikan sampel wajah yang sama.

II. LANDASAN

TEORI A. Definisi Wajah

Wajah adalah bagian depan dari kepala, pada manusia meliputi wilayah dari dahi hingga dagu, termasuk rambut, dahi, alis, mata, hidung, pipi,

mulut, dan dagu. Elemen-elemen itulah yang menjadi pembeda antara wajah satu dengan yang lain. Selain elemen fisik ada faktor-faktor lain yang mempengaruhi wajah yaitu : syaraf dan pembuluh darah, trauma fisik dan hasil pembedahan, ekspresi karena pembuluh, air mata dan keringat, kesakitan dan kelelahan, gender, ras, pertumbuhan dan usia. Oleh karena itu, tidak ada satu wajahpun yang serupa mutlak, bahkan pada manusia kembar identik sekalipun [5].

B. Face Recognition

Secara umum sistem pengenalan wajah dibagi menjadi 2 jenis, yaitu sistem *feature based* dan sistem *imagebased*. Pada sistem pertama fitur lokal didapat dari proses ekstraksi komponen citra wajah seperti mulut, hidung, mata, pipi dan lain-lain. Kemudian dimodelkan secara geometris hubungan antar fitur-fitur tersebut. Sedangkan untuk sistem yang kedua menggunakan informasi mentah dari *pixel* citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu, misalnya *Principal Component Analysis*, transformasi *Wavelet*, dan sebagainya, yang kemudian digunakan untuk pelatihan dan klasifikasi identitas citra.

Dengan teknologi yang sudah ada, pengenalan citra wajah diproses melalui sistem digital, artinya citra-citra wajah diolah oleh sistem komputer dengan menggunakan teknologi kecerdasan buatan, untuk memperoleh segala bentuk perubahan pada wajah tersebut yang mungkin terjadi. Hal ini memungkinkan kepolisian dapat mengenali pola wajah seorang penjahat walaupun penjahat tersebut mengenakan kacamata, memotong rambut, janggut, bahkan perubahan wajah karena bertambahnya umur [4]. Pada penelitian ini termasuk *image based* karena

menggunakan informasi mentah dari *pixel* citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu.

C. Principal Component Analysis (PCA)

Secara sederhana *PCA* adalah transformasi linear untuk menentukan sistem koordinat yang baru dari sebuah dataset. Teknik *PCA* ini mereduksi atau mengurangi informasi data yang besar dari sebuah citra wajah tanpa menghilangkan informasi yang ada pada sebuah citra wajah. Algoritma *PCA* melakukan penguraian citra wajah kedalam kumpulan fitur karakteristik yang disebut sebagai "*Eigenface*". Hal tersebut yang kemudian dikatakan sebagai *Principal Component* dalam sebuah data *trainingset*, fitur utama dari sebuah algoritma *PCA* adalah merekonstruksi dari beberapa citra asli dari *trainingset* dengan mengkombinasikan *eigenface*.

Penyusunan algoritma *PCA* akan dijelaskan sebagai berikut:

Langkah pertama pencarian nilai *eigen* terlebih dahulu perlu melakukan perhitungan nilai rata-rata dari sebuah citra dengan persamaan 2.1 sebagai berikut:

$$\text{mean} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad \dots\dots\dots (1)$$

Dengan : X_i = data ke- i dari variabel

X_n = Jumlah data

Penghitungan nilai rata-rata guna mengurangi dimensi yang akan di hitung pada proses selanjutnya.

Langkah kedua menghitung matriks normalisasi dengan persamaan 2.2 sebagai berikut

$$: A = T - \text{mean} \quad \dots\dots\dots (2)$$

Langkah ketiga adalah proses mencari nilai dari matriks kovarian citra dengan persamaan 2.3 sebagai berikut :

$$L = A' \times A \dots \dots \dots (3)$$

Tujuan pencarian matriks kovarian ini adalah untuk mempermudah pencarian nilai *eigen* dan *vectoreigen*.

Langkah keempat mengurutkan nilai *eigen value* (D) dan *eigen vektor* (V) dari besar ke kecil berdasarkan urutan nilai *eigen*.

Kemudian hitung nilai matriks *eigenface* dengan persamaan 2.4 sebagai berikut:

$$\text{Eigenface} = A \times \text{Eigenvector} \dots \dots \dots (4)$$

Langkah kelima hitung *Project Image* dari citra dengan persamaan 2.5 sebagai berikut.

$$\text{Project image} = \text{eigenface}^T \times A(1) \dots \dots \dots (5)$$

D. Euclidean Distance

Tahap terakhir dalam sistem pencarian ini adalah mencari kemiripan antara citra *query* dengan fitur dari citra yang sudah disimpan pada basis data. Dalam program aplikasi pencarian citra berdasarkan tekstur, *similarity measure* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Euclidean Distance*. *Euclidean Distance* merupakan teknik yang paling sederhana untuk menghitung jarak di antara dua vektor. Misalkan diberikan dua buah *feature vector* p dan q, maka jarak di antara dua *feature vector* p dan q ditentukan pada persamaan 2.6 seperti berikut ini [3]

$$P = \{ P_1, P_2, \dots, P_n \}$$

$$Q = \{ Q_1, Q_2, \dots, Q_n \}$$

$$d = \sqrt{(P_1 - Q_1)^2 + (P_2 - Q_2)^2 + \dots + (P_n - Q_n)^2} \dots \dots \dots (6)$$

dengan

P = citra P

Q = citra Q

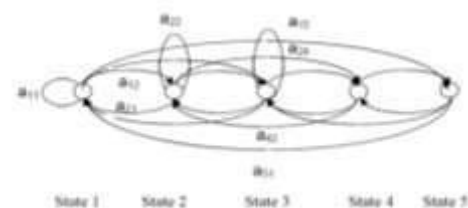
d = ukuran jarak antara *query* citra P dan citra Q yang ada di dalam *database*.

P_i = *feature vector* i pada *image* P

Q_j = *feature vector* j pada *image* Q

E. Hidden Markov Model (HMM)

Hidden Markov Model merupakan pemodelan probabilitas suatu sistem dengan mencari parameter-parameter *Markov* yang tidak diketahui untuk memperoleh analisis sistem tersebut. Metode *Hidden Markov Model* (HMM) mampu menangani perubahan statistik dari gambar, dengan memodelkan elemen-elemen menggunakan probabilitas. Salah satu aplikasinya adalah *image processing*, HMM memiliki tiga parameter utama yang harus dicari nilainya terlebih dahulu, ketiga parameter tersebut pada gambar 2.1 sebagai berikut :



Gambar 1. Contoh probabilitas transisi a=[3]

Parameter a dalam HMM dinyatakan dalam sebuah matriks dengan ukuran MxM dengan M adalah jumlah *state* yang memiliki 5 hubungan transisi, maka parameter A dalam gambar 1 dapat dituliskan dalam bentuk matriks seperti persamaan 7 sebagai berikut :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (7)$$

$$A_{ij} = P [q_{t+1} = S_j | q_t = S_i] \quad 1 \leq i, j \leq N \dots \dots \dots (8)$$

(8)

Keterangan :

A_{ij} = probabilitas transisi dari *state* i ke *state* j

P = peluang/probabilitas

q_{t+1} = kondisi sesudah q_t

q_1 = kondisi saat

ini S_j = *state* ke j

S_i = *state* ke i

Parameter b disebut sebagai *probabilitas state*, merupakan proses kemunculan suatu *state* dalam deretan seluruh *state* yang ada. Parameter B dalam HMM dituliskan dalam bentuk matriks kolom dengan ukuran $M \times 1$, dimana M merupakan jumlah seluruh *state* yang ada. Misalnya terdapat 5 buah *state* dalam suatu kondisi, maka matriks B yang terbentuk ditunjukkan oleh persamaan 9 sebagai berikut :

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} & b_{15} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} & b_{25} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} & b_{34} & b_{35} \\ b_{41} & b_{42} & b_{43} & b_{44} & b_{45} \\ b_{51} & b_{52} & b_{53} & b_{54} & b_{55} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$B_j(k) = P[v_{k+1} | q_t = S_j] \quad 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$ (10)

Keterangan :

$B_j(k)$ = observasi simbol probabilitas distribusi matriks

P = peluang/probabilitas

V_k = probabilitas simbol dengan kluster index

k

dalam *state* j

q_t = kondisi pada waktu tertentu yang berhubungan

dengan q_1

S_j = *state* ke j

Parameter b , disebut sebagai parameter awal, merupakan probabilitas kemunculan suatu *state*. Sama halnya dengan parameter B , parameter juga dituliskan dalam bentuk matriks kolom

dengan $M \times 1$, dimana M adalah jumlah *state* nya, jadi jika terdapat 5 buah *state* maka parameter v yang dihasilkan akan ditunjukkan seperti pada persamaan 11 sebagai berikut :

$$v = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix} \quad \text{..... (11)}$$

Keterangan :

π = parameter awal/inisial awal

c_1, c_2, \dots, c_5 = nilai inisial dari *state* ke-1 sampai ke-5

Hidden Markov Model dapat dituliskan sebagai $\lambda = (A, B, \pi)$. Dengan diketahuinya N, M, A, B dan π , *Hidden Markov Model* dapat menghasilkan urutan observasi $O = O_1 O_2 \dots O_T$ dimana masing-masing observasi O_t adalah simbol V , dan T adalah jumlah urutan observasi. Perhitungan yang efisien dari $P(O|\lambda)$, yaitu probabilitas urutan observasi apabila diberikan urutan observasi $O = O_1 O_2 \dots O_T$ dan sebuah model $\lambda = (A, B, \pi)$. Sebuah *Hidden Markov Model* dikarakteristik dengan parameter berikut :

N = jumlah *state* dalam model

M = jumlah simbol pengamatan yang dimiliki setiap *state*

A = matriks transisi, himpunan distribusi kemungkinan

perpindahan *state*

B = matriks emisi, himpunan distribusi kemungkinan

simbol pengamatan pada *state* j .

Π = inisial awal, himpunan distribusi kemungkinan *state* awal

Pelatihan model, diberikan sekumpulan sequence $\{O_i\}$, biasanya dihitung dengan menggunakan *Baum-Weichre-estimation*, dapat

untuk menentukan parameter-parameter (A, B, π) yang memaksimalkan probabilitas $P(\{O_i | \lambda\})$.

F. Singular Value Decomposition (SVD)

Dekomposisi nilai singular atau yang lebih dikenal sebagai SVD (*Singular Value Decomposition*) adalah salah satu teknik dekomposisi yang cukup terkenal. SVD berkaitan erat dengan nilai singular dari sebuah matriks yang merupakan salah satu karakteristik matriks [1].

SVD merupakan salah satu alat yang dapat digunakan untuk merepresentasikan sebuah matriks. SVD juga merupakan suatu teknik yang handal dalam melakukan berbagai analisis dan komputasi matriks, yaitu dengan mengekspos struktur geometrinya, sehingga dapat diketahui beberapa properti penting dari matriks tersebut. Sebuah matriks yang direpresentasikan dengan SVD akan didekomposisi menjadi 3 komponen matriks, yaitu matriks vektor singular kiri, matriks nilai singular, dan matriks vektor singular kanan. Persamaan SVD dapat dilihat pada persamaan 12 berikut ini.

Dimana :

$$A = S \quad V \quad D^T \quad (12)$$

$(m \times n) \quad (m \times m) \quad (m \times n) \quad (n \times n)$

S = Singular Vektor dari matriks A , dan vektor ini orthonormal

V = Diagonal vektor yang menyimpan *singular value* dari responding *singular* vektor yang berhubungan (diurut descending)

D^T = Singular vektor dari matriks A yang juga orthonormal (T artinya transpose)

G. Menghitung Persentase Keberhasilan

Cara untuk menghitung persentase keberhasilan dari suatu metode pengenalan dengan

rumus dapat dilihat dari persamaan 2.13 berikut ini :

$$\dots\dots\dots (13)$$

Dengan : A = citra berhasil dikenali

B = Jumlah citra *testing*

III. METODOLOGI

Adapun metode penelitian yang digunakan dalam penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

A. Jenis Penelitian

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini termasuk di dalam jenis penelitian terapan (*applied research*).

B. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan selama 6 bulan, terhitung sejak Oktober 2014 hingga April 2015. Obyek penelitian adalah wajah manusia yang diambil dari *database yale face database* (<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>) [6].

C. Data Set Penelitian

Data set penelitian dengan sampel 150 citra wajah manusia terdiri dari 15 wajah manusia masing-masing dengan 10 ekspresi wajah : normal, sedih, senang, mejam, terkejut, mengedip, pakai kacamata, pencahayaan tengah, pencahayaan kanan, dan pencahayaan kiri. Dimana citra *training* terdiri dari atas masing-masing sampel dengan 7 ekspresi : pencahayaan kanan, normal, pencahayaan kiri, sedih, terpejam, terkejut, dan mengedip, seperti Gambar 3.1 dibawah ini :



Gambar 2. Contoh Sampel Citra *Training*

Sedangkan citra *testing* terdiri dari atas masing-masing sampel dengan 3 ekspresi : Pencahayaan tengah, menggunakan kaca mata, dan senang seperti gambar 3.2 dibawah ini :



Gambar 3. Contoh Sampel Citra *Testing*

D. Sarana Pendukung

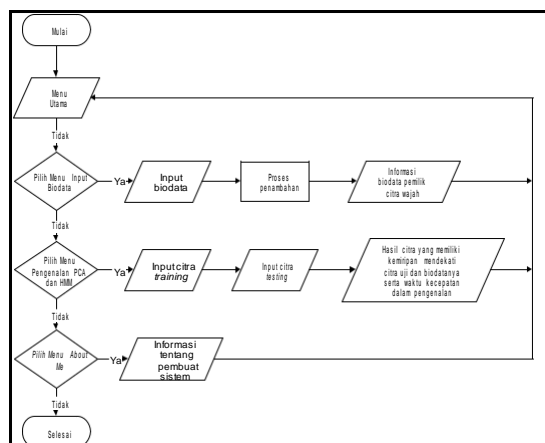
Sarana pendukung yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Perangkat Keras (*Hardware*) yang digunakan adalah :
 - a. Monitor VGA AMD Radeon Graphics
 - b. Processor intel core i5
 - c. RAM 4 GB
 - d. Harddisk 500 GB
 - e. Keyboard dan mouse
2. Perangkat Lunak (*Software*) yang digunakan adalah :
 - a. Matlab
 - b. MySQL
 - c. Sistem Operasi Windows 7 Ultimate

IV. ANALISIS DAN PERANCANGAN

A. Alur Sistem

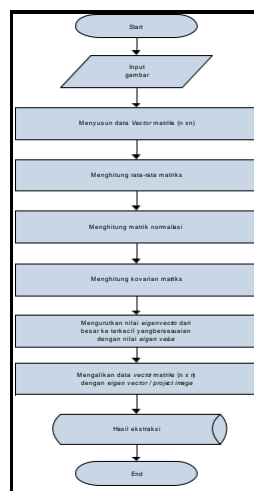
Alur sistem merupakan hasil analisis perancangan tahapan kerja sistem yang akan dibangun. Alur ini dimulai dari user memasukkan input-an data sampai dengan menghasilkan keluaran output.



Gambar 4. Diagram Alur Sistem

B. Alur Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

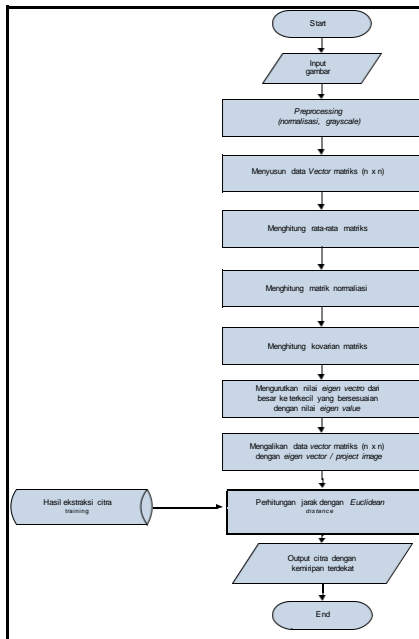
Dalam sistem yang akan dibangun ini, metode *Principal Component Analysis* untuk mengekstraksi fitur pada citra. Ada dua tahap penting yang didalam sistem yang akan dibangun ini. Tahap yang pertama adalah tahapan citra training yang akan disimpan dalam database. Alur dari tahap ini diperlihatkan pada gambar 5 sebagai berikut.



Gambar 5 Diagram alir citra *training* pada PCA

Tahap kedua yaitu tahapan citra *testing* yang akan diproses dengan metode PCA dan kemudian dicari jaraknya menggunakan *Euclidean Distance* terhadap seluruh citra yang ada dalam *database*.

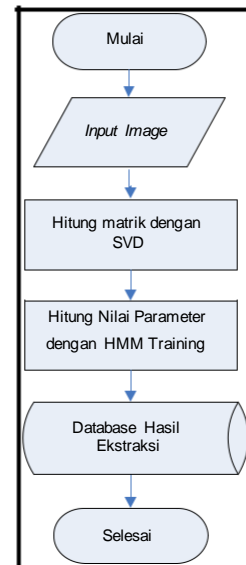
Gambar 6 akan memperlihatkan diagram alir dari tahapan pada citra *testing*.



Gambar 6. Diagram alir citra *testing* pada PCA

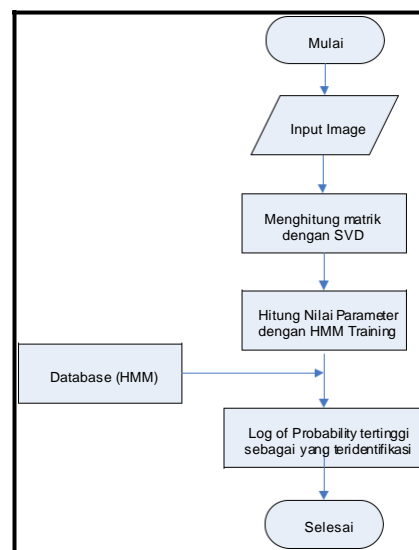
C. Alur Metode *Hidden Markov Model* (HMM)

Dalam sistem yang dibangun ini juga pengenalan wajah menggunakan metode *Hidden Markov Model* (HMM) untuk mengekstraksi fitur citra. Ada dua tahap penting yang didalam sistem yang akan dibangun ini. Tahap yang pertama adalah tahapan citra *training* yang akan disimpan dalam *database*. Alur dari tahap ini diperlihatkan pada gambar 7 sebagai berikut.



Gambar 7. Diagram alir citra *training* pada HMM

Tahap kedua yaitu tahapan citra *testing* yang akan diproses dengan metode HMM. Gambar 8 akan memperlihatkan diagram alir dari tahapan pengenalan pada citra *testing* dengan metode HMM.



Gambar 8. Diagram alir citra *testing* pada HMM

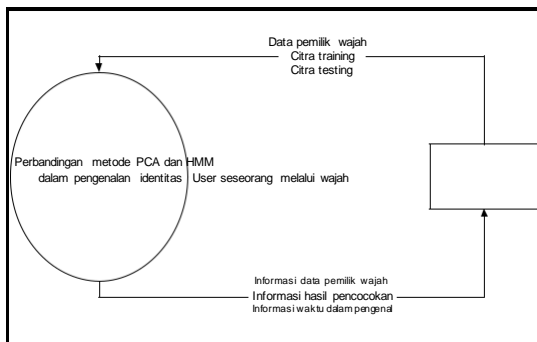
D. Perancangan Sistem

1. Perancangan *Data Flow Diagram*

(DFD) a. Diagram Kontek (Level 0)

Diagram konteks merupakan diagram tertinggi yang ada di *Data Flow Diagram* (DFD). Dalam diagram ini menggambarkan hubungan sistem dengan

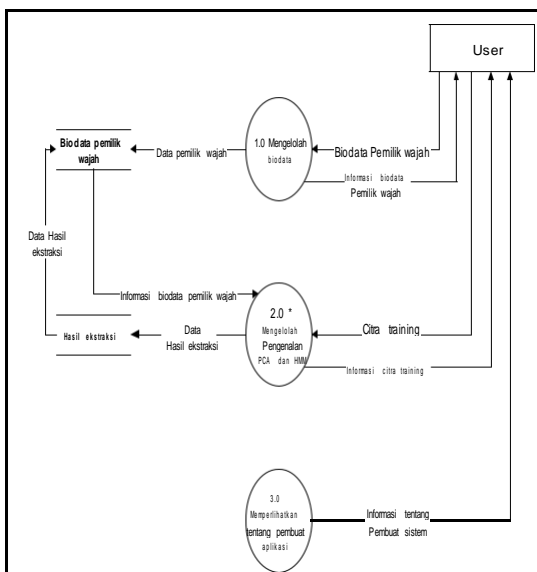
lingkungan disekitar sistem. Tujuan dari pembuatan diagram konteks ini adalah memberikan pandangan tentang aplikasi yang akan dibangun secara umum. Diagram konteks dari aplikasi atau sistem yang akan dibangun diperlihatkan pada Gambar 9 berikut ini.



Gambar 9. Diagram kontek (Level 0)

b. Diagram Level 1

diagram level 1 merupakan pemecahan dari diagram sebelumnya yaitu diagram konteks. Pada diagram level 1 ini terdapat 4 proses yang menggambarkan aplikasi tentang pengenalan wajah yang akan dibangun. Diagram level 1 dari aplikasi pengenalan wajah ini dapat dilihat pada Gambar 10 sebagai berikut.

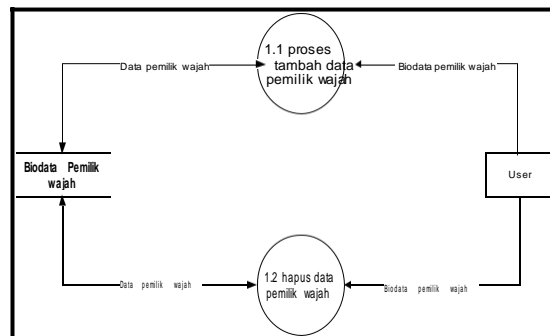


Gambar 10. Diagram level 1

c. Diagram Level 2

Diagram ini merupakan diagram rinci yang akan menjelaskan proses-proses lebih jelas dari diagram level sebelumnya yaitu diagram level satu. Diagram level dua pada sistem yang akan dibangun ini terdiri atas tiga diagram yaitu level 2 proses 1 yaitu mengolah biodata, level 2 proses 2 yaitu mengolah pengenalan PCA dan HMM.

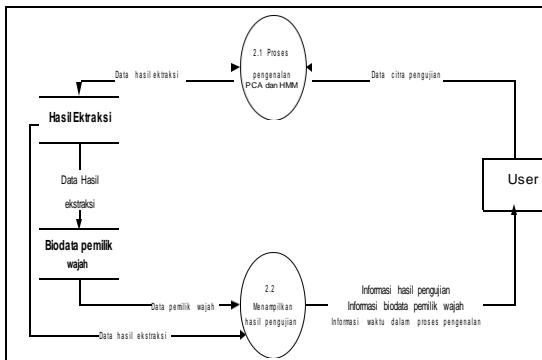
➤ Diagram level 2 proses 1 Mengolah Biodata.



Gambar 11. Diagram level 2 proses 1

Diagram level 2 proses 1 yaitu mengolah biodata. Proses ini dibagi menjadi dua sub proses yaitu proses 1.1 tambah data pemilik wajah, dimana user dapat menambahkan biodata pemilik wajah. Proses 1.2 hapus data pemilik wajah, dimana user dapat menghapus biodata pemilik wajah.

➤ Diagram level 2 proses 2 mengolah pengenalan PCA dan HMM



Gambar 12. Diagram level 2 proses 2

Diagram level 2 pada proses 2 yaitu melakukan pencocokan citra wajah dengan metode PCA dan metode HMM. Proses ini dibagi menjadi 2 sub proses yaitu proses 2.1 melakukan pengujian citra dan proses 2.2 menampilkan hasil pencocokan, menampilkan biodata pemilik wajah tersebut dan kecepatan dalam pengenalan.

Proses 2.1 dimana user memasukan citra testing, kemudian di ekstrasi dengan metode PCA dan metode HMM. Citra testing ini akan dibandingkan dengan citra training yang tersimpan dalam (data store) hasil ekstraksi. Proses 2.2 menampilkan hasil pencocokan citra wajah dan menampilkan biodata pemilik wajah yang dikenali sistem serta waktu proses pengenalan dari metode PCA dan metode HMM.

V. PEMBAHASAN

A. Hasil Implementasi Aplikasi

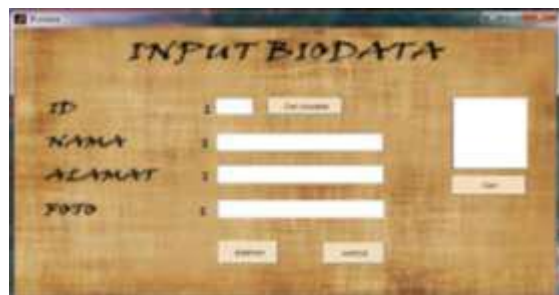
1. Tampilan Halaman Utama



Gambar 13. Tampilan Halaman Utama

Pada halaman utama ini terdapat judul dari aplikasi yang telah dibuat ini yaitu “Perbandingan Metode *Principal Component Analysis* (PCA) dengan Metode *Hidden Markov Model* (HMM) Dalam Pengenalan Identitas Seseorang Melalui Wajah”. Terdapat menu-menu seperti input biodata, pengenalan PCA dan HMM dan *About Me* dalam halaman utama ini.

2. Tampilan Menu Input Biodata



Gambar 14. Tampilan menu input biodata

Menu ini berfungsi untuk menginputkan biodata pemilik wajah kedalam database. Biodata pemilik wajah ini nantinya akan dipanggil ketika pengujian citra dengan metode PCA dan metode HMM sebagai identitas pemilik wajah.

3. Tampilan Menu Pengenalan PCA dan HMM



Gambar 15. Tampilan menu pengenalan PCA dan HMM

Menu ini berfungsi sebagai proses pengenalan citra menggunakan metode PCA dan metode HMM. Pada *form* PCA *user* memilih folder citra *training* lalu memilih citra *testing*, outputnya berupa citra kemiripan terdekat dengan citra *testing* beserta biodatanya dan waktu proses pengenalan dengan metode PCA tersebut. Pada *form* HMM *user* langsung mengklik tombol pengenalan HMM, nanti sistem akan langsung memproses citra *training*, sesudah diproses citra *training* *user* akan memilih citra yang akan di *testing*. Outputnya berupa citra kemiripan terdekat beserta biodatanya dan waktu proses pengenalan dengan metode HMM.

4. Tampilan Menu About Me



Gambar 16. Tampilan menu *about me*

Pada menu *about me* berisi tentang pembuat aplikasi pengenalan wajah dengan metode PCA dan HMM.

B. Pengujian

Dalam pengujian perbandingan metode PCA dan HMM dalam pengenalan identitas seseorang melalui wajah ini terdapat empat sampel citra yaitu :

1. Citra Wajah Asli,



Gambar 17. Contoh citra wajah asli

2. Citra Wajah Utuh



Gambar 18. Contoh citra wajah utuh

3. Citra Wajah Fokus Alis-Mata-Hidung-Mulut



Gambar 19. Contoh wajah fokus alis-mata-hidung-mulut

4. Citra Wajah Fokus Alis-Mata-Hidung




Gambar 20. Contoh wajah fokus alis-mata-hidung

Masing-masing empat sampel ini terdiri dari 45 citra *testing* dan 105 citra *training*. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut :

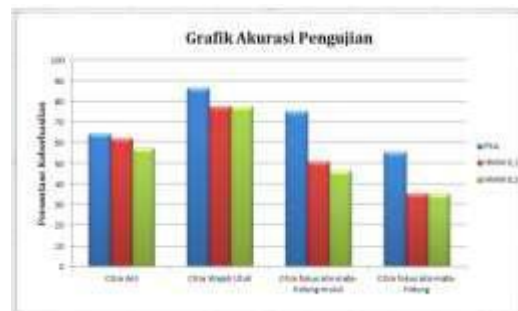
1. Pengujian dengan citra wajah asli menggunakan metode PCA
2. Pengujian dengan citra wajah utuh menggunakan metode PCA

3. Pengujian dengan citra fokus alis-mata-hidung-mulut dengan metode PCA
4. Pengujian dengan citra fokus alis-mata-hidung dengan metode PCA
5. Pengujian dengan citra wajah asli menggunakan metode HMM dengan maksimum iterasi 2000, toleransi 0,1 dan 0,2
6. Pengujian dengan citra wajah utuh menggunakan metode HMM dengan maksimum iterasi 2000, 5000, 10.000 dengan toleransi 0,1 dan 0,2
7. Pengujian dengan citra wajah fokus alis-mata-hidung-mulut menggunakan metode HMM dengan maksimum iterasi 2000, toleransi 0,1 dan 0,2
8. Pengujian dengan citra wajah fokus alis-mata-hidung menggunakan metode HMM dengan maksimum iterasi 2000, toleransi 0,1 dan 0,2.

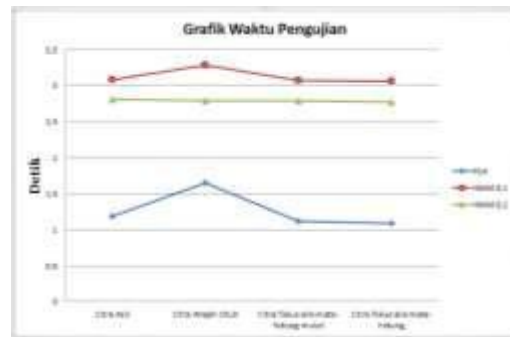
Tabel 1. Hasil semua pengujian pada metode PCA dan HMM

Sampel Gambar	Sampel Pengujian	Metode	Keberhasilan	Waktu	Salah	Waktu rata-rata	Persentase Keberhasilan
	Citra Asli	HMM	100	100	0	1.000 detik	100,0%
	Citra Wajah Utuh	HMM	100	100	0	1.000 detik	100,0%
	Citra Fokus alis-mata-hidung-mulut	HMM	100	100	0	1.000 detik	100,0%
	Citra Fokus alis-mata-hidung	HMM	100	100	0	1.000 detik	100,0%
	Citra Asli	HMM dengan Iterasi 2000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%
	Citra Wajah Utuh	HMM dengan Iterasi 2000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%
	Citra Fokus alis-mata-hidung-mulut	HMM dengan Iterasi 2000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%
	Citra Fokus alis-mata-hidung	HMM dengan Iterasi 2000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%
	Citra Wajah Utuh	HMM dengan Iterasi 5000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%
	Citra Wajah Utuh	HMM dengan Iterasi 10.000	92,0	100	8	5.000 detik	92,0%

Secara grafikal Tabel 1 hasil semua pengujian metode PCA dan metode HMM ini digambarkan seperti gambar 21, 22, 23, dan 24 dibawah ini :



Gambar 21. Grafik persentase keberhasilan semua sampel uji



Gambar 22. Grafik waktu pengujian pada semua sampel uji



Gambar 23. Grafik akurasi pengujian pada HMM dengan sampel wajah utuh



Gambar 24. Grafik Waktu pengujian pada HMM dengan sampel wajah utuh

VI. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah :

1. Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Metode Hidden Markov Model (HMM) berhasil melakukan pengenalan wajah seseorang dengan hasil PCA secara umum lebih baik daripada HMM.
2. Pengenalan wajah terbaik diperoleh dari citra wajah manusia tanpa background dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 86,6% pada PCA sedangkan dengan HMM sebesar 77,7% dengan maksimum iterasinya 2000 dan toleransi 0,1.
3. Metode PCA lebih cepat dalam pengenalan wajah dari 1-1,5 detik sedangkan pada metode HMM 2-7,5 detik.
4. Hasil Pengenalan wajah menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) sebagai berikut :
 - a. Sampel gambar citra asli dengan 45 citra testing dan 105 citra training memiliki tingkat akurasi 64,4 %, waktu rata-rata 1,25 detik.
 - b. Sampel gambar citra wajah utuh dengan 45 citra testing dan 105 citra training memiliki tingkat akurasi 86,6%, waktu rata-rata 1,58 detik.
 - c. Sampel gambar fokus pada alis, mata, hidung dan mulut dengan 45 citra testing dan 105 citra training memiliki tingkat akurasi 75,5%, waktu rata-rata 1,14 detik.
 - d. Sampel gambar fokus pada alis, mata, dan hidung dengan 45 citra testing dan 105 citra training memiliki tingkat akurasi 35,5%, waktu rata-rata 1,11 detik.
5. Hasil Pengenalan Wajah menggunakan Metode Hidden Markov Model (HMM) sebagai berikut :
 - a. Sampel gambar citra asli dengan maksimal iterasi 2000, toleransi 0,1 tingkat akurasi 62,2% dan waktu rata-rata pengenalan 3,05 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 57,7% waktu rata-rata pengenalan 2,83 detik.
 - b. Sampel gambar citra wajah utuh dengan maksimal iterasi 2000, toleransi 0,1 tingkat akurasi 77,7% dan waktu rata-rata pengenalan 3,25 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 77,7% waktu rata-rata pengenalan 2,79 detik.
 - c. Sampel gambar fokus pada alis, mata, hidung dan mulut dengan maksimal iterasi 2000, toleransi 0,1 tingkat akurasi 51,1% dan waktu rata-rata pengenalan 3,08 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 46,6% waktu rata-rata pengenalan 2,69 detik.
 - d. Sampel gambar fokus pada alis, mata, dan hidung dengan maksimal iterasi 2000, toleransi 0,1 tingkat akurasi 35,5% dan waktu rata-rata pengenalan 3,10 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 35,5% waktu rata-rata pengenalan 2,69 detik.
 - e. Sampel gambar citra tanpa background dengan maksimal iterasi 5000, toleransi 0,1 tingkat akurasi 77,7% dan waktu rata-rata pengenalan 5,18 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 77,7% waktu rata-rata pengenalan 4,68 detik.
 - f. Sampel gambar citra tanpa background dengan maksimal iterasi 10.000, toleransi

0,1 tingkat akurasi 77,7% dan waktu rata-rata pengenalan 7,43 detik. Sedangkan toleransi 0,2 tingkat akurasi 77,7% waktu rata-rata pengenalan 6,87 detik.

[4] Fathansyah. (2012). Basis Data. Bandung: Informatika.

[5] Puri, F. T. (2011). Analisis algoritma eigenface (pengenalan wajah) pada aplikasi kehadiran pengajar dosen.

[6] Database wajah dari (<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>).

B. Saran

Penelitian ini masih memiliki beberapa kekurangan yang dapat diperbaiki untuk penelitian selanjutnya. Peneliti selanjutnya dapat ditingkatkan dengan :

1. PCA dapat digabungkan dengan metode lain yang akurasi dikenal keakurasiannya cukup tinggi contohnya seperti metode SVM dimana PCA berfungsi untuk melakukan reduksi dimensionalitas terhadap fitur citra dan dengan pemilihan fitur pada PCA yang hanya memilih nilai eigen yang paling besar maka ketika digabungkan dengan metode lain seperti SVM akan menaikkan tingkat akurasi klasifikasi dan terutama sekali mempercepat hasil pengenalannya.
2. Modifikasi Metode HMM dapat menggunakan codebook, codebook merupakan bit-bit seperti 32, 64, 128 dan 256 bit yang dapat meningkatkan akurasi dalam metode HMM. Tetapi semakin tinggi codebook semakin lama dalam pengenalan nanti.

REFERENSI

- [1] Amalia, I. T., Suci, F., & Wahyuningsi, S. (2013). Singular Value Decomposition. Dipetik 5 2015, dari <http://learnwell.blogdetik.com/2013/05/01/singular-value-decomposition/>
- [2] Bprasetio. (2005). Citra wajah sebagai alat identifikasi. <http://home.bprasetio.or.id/>.
- [3] Dila, P. S. (2013). Sistem Perolehan Citra Berbasis Isi Menggunakan GRLM Berdasarkan Ciri Tekstur pada Pola Batik. Dipetik December 11, 2013, dari <http://pta.trunojoyo.ac.id/uploads/journals/070411100128/070411100128.pdf>