

## PERBANDINGAN METODE *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* DAN *HIDDEN MARKOV* MODEL PADA PENGENALAN WAJAH

**Yudha Ardiyansyah<sup>1</sup>, Ahmad Muhadi<sup>2</sup>, Raymundus Sunjarwanto<sup>3</sup>, Renal Aji Pangestu<sup>4</sup>, Perani Rosyani<sup>5</sup>**

<sup>1-5</sup>Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Jl. Raya Puspitek No. 46 buaran, serpong, Kota Tangerang Selatan. Provinsi Banten 15310

<sup>1-5</sup>Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Pamulang

e-mail: <sup>1</sup>yudha.ardiyansyah07@gmail.com, <sup>2</sup>ahmadmuhadi62@gmail.com, <sup>3</sup>erenmendes2610@gmail.com, <sup>4</sup>renalaji08@gmail.com, <sup>5</sup>dosen00837@unpam.ac.id

---

### *Abstrak*

Wajah merupakan salah satu bagian tubuh terpenting dari manusia. Wajah berfungsi sebagai tanda pengenal identitas seseorang. Wajah karena wajah sangat terstruktur, kompleks dan rumit. Metode Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Metode Hidden Markov Model (HMM) merupakan dua metode yang sangat sering digunakan untuk membuat aplikasi pengenalan wajah. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mencari tau perbandingan dari metode PCA dan HMM. Citra yang digunakan pada penelitian kali ini merupakan citra yale face database (<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>) dengan menggunakan 10 sampel data. Berdasarkan dari penelitian yang kita lakukan secara umum metode PCA lebih akurat dalam pengenalan wajah dari pada dengan metode HMM. Dengan hasil rata – rata kecocokan wajah dengan metode PCA yang didapatkan adalah 77,59, dibandingkan dengan nilai rata – rata kecocokan wajah dengan metode HMM adalah 68,69.

*Kata kunci: Metode Principal Component Analysis, Metode Hidden Markov Model, Pengenalan Wajah*

---

### I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi saat ini berkembang sangat pesat banyak munculnya teknologi baru yang dapat membantu manusia dalam melakukan aktivitas sehari - hari. Namun dengan banyaknya teknologi yang tersedia dapat menyebabkan ketergantungan masyarakat pada teknologi tersebut. Sehingga dikembangkan pula suatu teknologi yang mampu menganalisa wajah manusia yaitu Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan.

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. Wajah terutama digunakan untuk ekspresi, penampilan, serta identitas. Tidak ada satu wajah pun yang serupa mutlak, bahkan pada manusia kembar identik sekalipun[1].

Sistem pengenalan wajah merupakan sebuah solusi masalah untuk mengidentifikasi wajah dan pengenalan wajah

seseorang. Penelitian terhadap pengenalan wajah manusia atau Sistem face recognition sudah banyak dilakukan dengan kelebihan dan kekurangannya masing - masing. Hal ini disebabkan karena wajah manusia mewakili sesuatu yang objek yang kompleks, sehingga untuk membangun dan mengembangkan model komputasi yang ideal untuk pengenalan wajah manusia adalah sesuatu hal yang rumit dan sulit[2]. Hal yang terpenting dalam pengenalan wajah adalah ekstraksi semua informasi yang relevan pada citra wajah. Ekstraksi fitur ciri wajah dibagi menjadi dua, yaitu Holistik (mengenal wajah secara keseluruhan) dan Parsial (mengenal wajah secara bagian per bagian, misalnya mata, hidung, mulut dan sebagainya). Pendekatan yang terbukti mampu memberikan hasil terbaik dalam melakukan ekstraksi ciri wajah adalah pemrosesan citra wajah secara keseluruhan. Citra (image) adalah gambar pada bidang dwimatra (dua dimensi). Ditinjau dari sudut pandang matematis, citra merupakan fungsi menerus (continue) dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra[3].

HMM adalah seperangkat model statistik yang digunakan untuk mengkarakterisasi sifat sinyal. HMM memiliki kinerja

yang sangat baik dalam pengenalan suara dan pengenalan karakter, dimana datanya 1 dimensi. Sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai proses Markov dengan parameter yang tidak diketahui, dan tujuannya adalah untuk menemukan parameter tersembunyi dari parameter yang dapat diamati[4]. Hidden Markov Model (HMM) merupakan model statistik dimana suatu sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai markov proses dengan kondisi yang tidak terobservasi. Suatu HMM dapat dianggap sebagai jaringan Bayesian dinamis yang sederhana atau simplest dynamic bayesian network[5].

Principal Component Analysis (PCA) adalah tehnik linear untuk memproyeksikan data vektor yang berdimensi tinggi ke vektor yang mempunyai dimensi lebih rendah. Dimensi didalam image ini berupa matriks  $M \times N$  yang memiliki 3 layer RGB. Oleh karena itu, penulis mengambil 40 pose wajah dengan citra RGB yang kemudian di convert ke citra grayscale kemudian matriks tersebut akan di reduksi menggunakan metode PCA. Setelah itu akan di hitung tingkat kesamaan (similarity degree) antara citra tes dengan citra uji menggunakan metode jarak[6].

Metode jarak digunakan untuk menentukan tingkat kesamaan (similarity degree) atau ketidaksamaan (disimilarity degree) dua vektor fitur. Banyak teknik pengenalan pola dengan menggunakan metode jarak diantaranya yaitu Euclidean Distance, City-Block Distance, dan Bray Curtis. Dari sekian banyak metode jarak yang digunakan dalam pengenalan pola, metode Euclidean Distance yang sering dipakai, padahal masih banyak metode lain dalam teknik recognition menggunakan jarak. [5] Dari metode jarak yang disebutkan metode Euclidean Distance merupakan metode yang sering dipakai didalam pengenalan pola[6].

Pada penelitian ini penulis akan mencoba untuk membandingkan metode PCA dengan HMM pada pengenalan wajah, dengan menggunakan Canberra Distance. Dengan pola wajah yang sudah di ekstrak terlebih dahulu dengan menggunakan metode PCA dan HMM. Hal ini dilakukan untuk mengetahui nilai dari tingkat kesamaan metode jarak jauh. Apakah hasil perbandingan dari metode tersebut akan lebih kecil, lebih besar, atau sama.

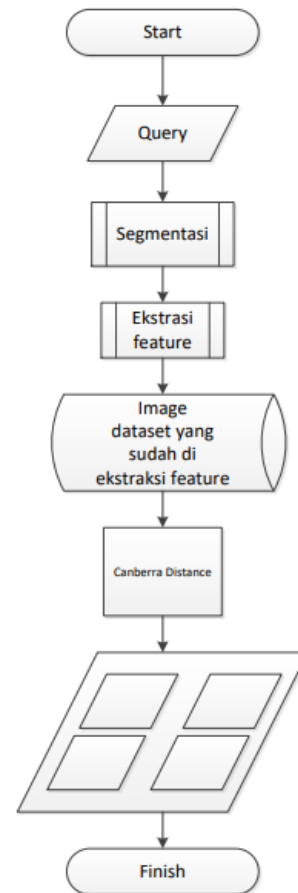
**II. METODE PELAKSANAAN**

Pada metode penelitian yang gunakan adalah mengumpulkan literatur yang membahas metode PCA, mengumpulkan literatur yang membahas metode HMM, dan membandingkan metode kemiripan antara citra dengan menggunakan Canberra Distance. Dengan tahap-tahap penelitian sebagai berikut:

1. Pre-processing adalah tahap awal dari penelitian yang merupakan pengumpulan data citra yang digunakan dalam penelitian ini. ukuran citra yang digunakan di sesuaikan menjadi ukuran 112x92. Setelah itu citra di masukan kedalam query citra untuk selanjutnya akan diproses di dalam segmentasi. Didalam proses segmentasi ini akan di sesuaikan dengan database yalefaces.

2. Processing adalah proses dari mengekstrak citra dengan metode PCA dan metode HMM. Dengan cara membuat matriks berbentuk 2 dimensi menjadi 1 dimensi yang digunakan untuk mempermudah dan mempercepat dalam proses perhitungan data rata-rata.
3. Post-processing adalah proses tahap akhir dari penelitian ini yang digunakan untuk menghitung nilai dari matriks dengan menggunakan metode Canberra Distance.

Berikut adalah alur prosesnya :



Gambar 1. flow diagram recognition

**III. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada penelitian ini data yang akan kita gunakan merupakan data dari citra wajah yang di ambil dari data base yalefaces. Berikut ini adalah proses tahapan-tahapannya :

1. Pra-processing pada tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan citra data training yang diproses oleh sistem agar informasi yang terkandung didalamnya dapat diolah untuk proses selanjutnya. Tahapan pra-proses yang dilakukan adalah tahapan normalisasi sebelum melakukan ekstraksi wajah. Normalisasi ini termasuk normalisasi geometri, koreksi gambar wajah, tingkat grayscale, dll. Dalam

penelitian ini kendala-kendala tersebut telah diselesaikan pada yalefaces database wajah [1].



Gambar 2. sample yalefaces

2. Processing adalah tahapan dimana akan mengekstrak feature untuk mendapatkan dua data ciri dari citra yang dimasukan, karena didalam penelitian kali ini membahas perbandingan PCA dengan HMM pada pengenalan wajah. Maka ciri yang akan di ambil adalah ciri yang menggunkan PCA dan HMM untuk mengetahui dimensi tinggi lebih rendah dari kedua metode tersebut. Didalam proses ini memiliki langkah-langkah seperti berikut :

- a. Pertama membentuk matriks dari data citra wajah dengan cara membentuk matrik dari data citra dan mengambil data dari pixel setiap citra. berukuran mxn yang dimana variable m diisi jumlah citra training dan variable n akan di isi dengan citra tes.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & & x_{2n} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & & x_{3n} \\ \dots & & & & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

- b. Lalu mencari rata-rata citra setelah membentuk matriks data wajah, selanjutnya mencari nilai dari mean dari semua data citra. Proses ini bertujuan agar kita bisa tahu noise yang dapat mengurangi keakuratan pada perhitungan PCA dan HMM. yang dapat kita hitung dengan dan metode seperti berikut :

Metode untuk PCA

$$\tau = \frac{(x_{12} + x_{21} + x_{31} + \dots + x_{m1})}{m}$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^m x_{ji}}{m} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \dots, \tau_n]$$

Metode untuk HMM

$$dist(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

- c. Pengandaan nilai rata-rata  
 Pengandaan dari nilai rata - rata dilakukan dengan menyamakan dimensi nilai rata - rata dengan dimensi data citra, sehingga nilai rata - rata dari seluruh citra data contoh memiliki dimensi (mxn). Matriks rata - rata citra data contoh yang telah digandakan sebanyak beberapa kali dapat ditulis menggunakan persamaa :  $\mu = \alpha x \tau$
- d. Perhitungan nilai dari rata-rata nol.

Perhitungan nilai dari rata-rata nol, memiliki fungsi untuk menghilangkan noise pada gangguan keakuratan pada perhitungan metode PCA dan HMM. Perhitungan ini dapat dimodelkan dengan persamaan seperti berikut:

$$\phi = x - \mu$$

- e. Pembentukan dari matriks kovarian  
 Hasil yang di dapat dari peritungan nol nantinya digunakan untuk menadpatkan hasil untuk nilai dari matriks kovirian. Berikut ini adalah rumus untuk hasil dari persamaan matriks kovarian:

$$c = \frac{1}{m-1} \phi_{ji} * \phi^T_{ji}$$

- f. Penentuan dari matriks eignvalue dan eigenvector

Setelah mendapatkan hasil dari matriks kovirian, maka selanjutnya adalah menentukan nilai dari matriks eignvalue dan eigvectore.

Untuk mencari matriks eignvalue bisa menggunakan persamaan :

$$C - Z = |C - \lambda I|$$

$$|C - \lambda I| = 0$$

Penjelasan:

C : matriks kovian.

Z : matriks eignvalue

$\lambda$  : scalar pembentuknya

I : matriks identitas

- g. Pencarian eigenface untuk pengenalan wajah

Nilai Eigenface dapat diperoleh dari hasil perkalian nilai Matriks X atau eigenvector dengan nilai dari matriks N yang adalah nilai matriks hasil perhitungan rata rata nol pada persamaan yang dibagi oleh akar Z. sebagai eignvalue.

$$Eigenface = \frac{1}{\sqrt{Z}} * X * \phi$$

Sesudah dari proses reduksi yang diatas semua query dari citra akan tersimpan didalam penyimpanan atau database. Lalu akan di hitung dari tingkat kesamaannya citranya dengan metode Manhattan Distance, dan Canberra Distance.

- h. Canberra Distance  
 Setiap nilai dari 2 vektor yang telah dicocokkan datanya, Canberra Distance akan membagi absolute dengan selisih dari 2 nilai dari jumlah absolute 2 nilai tersebut. Hasil yang didapatkan dari dua nilai yang dicocokkan lalu akan dijumlahkan untuk mendapatkan nilai dari Canberra Distance. Jika terdapat koordinat nol, nol((0,0)) maka akan diberikan definisi sebagai 0/0=0. Canberra Distance terkenal dengan sangat

pekanya terhadap sedikit perubahan dengan kedua koordinat yang mendekati nol.

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{|x_{ik} - x_{jk}|}{|x_{ik}| + |x_{jk}|}$$

Keterangan :

- dij merupakan tingkat dari perbedaan (dissimilarity degree)
- n merupakan nilai dari jumlah vector
- xik merupakan vektor dari citra yang di input
- xjk merupakan vektor dari citra pembanding /output

Hasil dari percobaan pengambilan gambar training yang dilakukan sebanyak 9 secara acak. Lalu akan dilakukan pengekstrakan data yang memakai PCA , pengekstrakan data yang memakai HMM dan akan melakukan perhitungan dengan jarak Canberra didapatkan nilainya sebagai berikut :

Rate Recognition PCA	
Train Image	Canberra
1	57.80
2	70.46
3	76.46
4	79.83
5	80.35
6	82.18
7	83.16
8	83.50
9	84.50

Table 1. Hasil dari PCA

Rate Recognition HMM	
Train Image	Canberra
1	48.90
2	61.56
3	67.56
4	70.93
5	71.45
6	73.28
7	74.26
8	76.40
9	75.60

Table 2. Hasil dari HMM

#### IV. SIMPULAN

mengekstrak gambar dengan metode HMM dan Metode PCA cukup sulit dilakukan karena sangat rumit dan peneliti harus memahami mentrasporse matriks dengan ukuran mxm menjadi 1xm. Pada metode HMM tingkat kecocokan rata – rata wajah mendapatkan nilai 68,69, dan pada metode PCA tingkat kecocokan rata – rata wajah mendapatkan nilai 77,59. Berarti dapat disimpulkan bahwa pengenalan wajah dengan metode PCA lebih akurat dibandingkan dengan metode HMM.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Septian, “Penerapan Metode Singular Value Decomposition (SVD) pada Aplikasi Pengenalan Wajah Manusia,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 1, no. 2, pp. 54–59, 2016.
- [2] A. R. Syakhala, D. Puspitaningrum, and E. P. Purwandari, “Perbandingan Metode Principal Component Analysis (PCA) dengan Metode Hidden Markov Model (HMM) dalam Pengenalan Identitas,” *J. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 68–81, 2015, [Online]. Available: <https://ejournal.unib.ac.id/index.php/rekursif/issue/archive>.
- [3] A. Budi, S. Suma’inna, and H. Maulana, “Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA),” *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 166–175, 2018, doi: 10.15408/jti.v9i2.5608.
- [4] A. Hendrawan, B. A. Pramono, and W. Adhiwibowo, “Penggunaan Model Hidden Markov Dan Metode Neural Network Sebagai Penerapan Teknologi Pengenalan Wajah,” *Sci. Comput. Sci. Informatics J.*, vol. 2, no. 1, p. 13, 2019, doi: 10.22487/j26204118.2019.v2.i1.12173.
- [5] Q. Nada, C. Ridhuandi, P. Santoso, and D. Apriyanto, “Speech Recognition dengan Hidden Markov Model untuk Pengenalan dan Pelafalan Huruf Hijaiyah,” *J. Al-AZHAR Indones. SERI SAINS DAN Teknol.*, vol. 5, no. 1, p. 19, 2019, doi: 10.36722/sst.v5i1.319.
- [6] P. Rosyani, “Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Canberra Distance,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 2, no. 2, p. 118, 2017, doi: 10.32493/informatika.v2i2.1515.