

# ANALISA PENGUKURAN SIMILARITAS BERDASARKAN JARAK MINIMUM PADA PENGENALAN WAJAH 2D MENGGUNAKAN DIAGONAL PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

Fetty Tri Anggraeny, Wahyu J.S Saputra

Jurusan Teknik Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur  
Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Indonesia  
email: [fetty.ta@gmail.com](mailto:fetty.ta@gmail.com)

**Abstrak.** Pengenalan identitas berdasarkan citra biometri semakin ditingkatkan dalam sistem keamanan pemerintahan. Sudah banyak penelitian yang telah dilakukan untuk meningkatkan penyelesaian permasalahan tersebut. Pengenalan identitas berdasarkan biometri dapat dilakukan menggunakan citra wajah, citra sidik jari, dan citra retina. Citra biometri wajah lebih memungkinkan untuk diterapkan karena tidak menggunakan alat khusus untuk pengambilan citra biometri dan dapat diterima oleh masyarakat. Citra biometri wajah dapat diperoleh dengan menggunakan kamera digital pada umumnya. Penelitian ini melakukan analisa berbagai metode pengukuran similaritas pengenalan citra biometri wajah 2D. Metode yang digunakan antara lain jarak euclidean, manhattan, SSE-distance, MSE-distance, Canberra, dan modified-SSE. Ekstraksi fitur citra wajah menggunakan metode Diagonal Principal Component Analysis (diaPCA), merupakan pengembangan dari 2DPCA. Metode ini menggabungkan informasi piksel baris dan piksel kolom dari suatu citra. Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa jarak-SSE memberikan hasil error rata-rata yang paling minimum dibandingkan dengan metode pengukuran jarak yang lain, yaitu 0,75% atau dengan kata lain mencapai akurasi sebesar 99,25%. Sedangkan metode pengukuran jarak yang memiliki error paling besar adalah jarak Euclidean, yaitu mencapai error rata-rata 11,83% atau akurasi 88,17%. Perbandingan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan PCA, menunjukkan bahwa secara umum nilai akurasi diaPCA lebih tinggi daripada PCA.

**Kata kunci:** pengenalan wajah, diagonal PCA, pengukuran jarak minimum

Sistem keamanan pemerintahan saat ini mengarah ke peningkatan data sistem keamanan berdasarkan ciri tubuh manusia ataupun perilaku manusia, dikenal dengan istilah biometri. Peningkatan sistem keamanan biometri di Indonesia diawali dengan pendataan e-ktp. E-ktp atau KTP elektronik adalah dokumen kependudukan yang memuat sistem keamanan/pengendalian baik dari sisi administrasi ataupun teknologi informasi dengan berbasis pada database kependudukan nasional [5]. Pendataan biometri untuk e-ktp meliputi pendataan gambar wajah, tanda tangan, sidik jari, dan retina. Data biometri selain 4 (empat) biometri tersebut antara lain suara, gaya menulis, tangan, dan middleware.

Persebaran penggunaan biometri sebagai data sistem keamanan sampai tahun 2007 dari yang tertinggi ke terendah adalah sidik jari, middleware, wajah, tangan, iris, suara, tanda tangan, dan gaya menulis [4]. Meskipun menurut data tersebut, biometri wajah

menduduki posisi ketiga namun biometri ini lebih memungkinkan untuk diterapkan karena tidak menggunakan alat khusus untuk pengambilan citra biometri wajah dan dapat diterima oleh masyarakat. Citra biometri wajah dapat diperoleh dengan menggunakan kamera digital pada umumnya.

Sudah banyak dilakukan penelitian dengan topik pengenalan identitas seseorang menggunakan citra anggota tubuh. Pengenalan identitas dapat dilakukan berdasarkan citra wajah, citra sidik jari, dan citra retina. Pada citra wajah terdapat banyak ciri wajah yang dapat dijadikan dasar pengenalan, seperti bentuk mata, bentuk hidung, bentuk bibir, lebar dahi, lebar wajah, tinggi wajah, dan sebagainya. Untuk mendapatkan fitur-fitur tersebut harus melalui proses yang cukup panjang agar siap digunakan dalam proses pengenalan. Dalam penelitian ini, kami menggunakan Principal Component Analysis (PCA) yang sudah banyak

digunakan oleh penelitian lain untuk melakukan ekstraksi ciri.

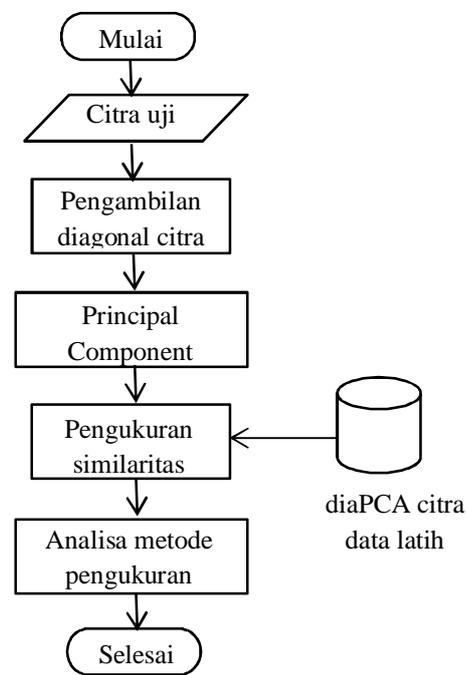
PCA dapat digunakan untuk menyelesaikan proses-proses citra digital sebagai salah satu bentuk data. PCA mampu mendapatkan pola suatu data sehingga dapat digunakan untuk mengetahui kemiripan atau perbedaan dengan data yang lain [1]. Dalam bidang pengolahan citra digital dengan topic pengenalan objek citra diperlukan suatu metode yang mampu menganalisa kemiripan ataupun perbedaan antar citra, PCA dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut.

Zhang (2006) telah menerapkan pengembangan dari PCA yaitu diagonal PCA (diaPCA). Berbeda dengan PCA yang menggunakan data baris, diaPCA menggunakan data diagonal citra. DiaPCA langsung mencari vektor proyeksi optimal dari diagonal gambar wajah tanpa transformasi citra-ke-vektor [6]. Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan dengan menggunakan basisdata citra wajah FERET dan klasifikasi nearest-neighbor, diaPCA menghasilkan tingkat akurasi lebih baik daripada PCA dan 2DPCA, yaitu 90,5%. Akurasi juga meningkat ketika diaPCA digabung dengan 2DPCA, mencapai 91,5%.

Untuk mengukur tingkat kemiripan data digunakan metode pengukuran jarak, seperti jarak Euclidean, jarak Manhattan dan jarak Mahalanobis, dan sebagainya. Penelitian beberapa metode pengukuran jarak dalam permasalahan pengenalan citra wajah menghasilkan metode pengukuran jarak yang memiliki akurasi tertinggi adalah simplified Mahalanobis, angle weighted, modified SSE, dan angle whitened [2]. Perlibakas (2004) menggabungkan berbagai macam basis data citra wajah. Dari sekian metode pengukuran jarak yang digunakan, metode simplified-Mahalanobis memberikan akurasi terbaik dibandingkan dengan metode lain. Penelitian serupa, membandingkan 4 empat metode pengukuran jarak pada pengenalan wajah dengan basisdata FERET, yaitu city-block, squared-Euclidean, angle-negative, dan mahalanobis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jarak Euclidean menghasilkan akurasi paling baik dari tiga metode pengukuran jarak yang lain [7]. Rady (2011) juga melakukan penelitian yang serupa dengan menggunakan basis data ORL dan membandingkan beberapa metode pengukuran jarak, yaitu Euclidean, squared-euclidean, dan city-block. Penelitian

tersebut menunjukkan bahwa Euclidean memberikan hasil akurasi yang lebih baik dari 2 (dua) metode yang lain [8].

Dalam penelitian ini, kami akan menggunakan keunggulan dari diaPCA untuk menyelesaikan permasalahan pengenalan wajah 2D. Selain itu dalam penelitian ini akan dilakukan analisa beberapa pengukuran jarak untuk mengukur similaritas antar data. Metode yang digunakan antara lain jarak euclidean, manhattan, SSE-distance, MSE-distance, Canberra, dan modified-SSE. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan basisdata citra wajah FERET [6, 7], kami menggunakan basisdata citra wajah ORL.



Gambar 1. Metodologi

## I. METODOLOGI

Citra masukan yang digunakan berdimensi 2 (dua), jika citra masukan berdimensi 3 (tiga) atau menggunakan model warna Red Green Blue (RGB) maka dilakukan pengubahan ke citra berskala keabuan (grayscale) yang berdimensi 2 (dua). Sebelum penerapan PCA, dilakukan pengambilan citra diagonal dari citra asal. Kemudian dilakukan pengukuran similaritas dengan beberapa metode pengukuran jarak, seperti jarak jarak euclidean, manhattan, SSE-distance, MSE-distance, Canberra, dan modified-SSE. Alur dari metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1. Basis data PCA diagonal citra data latih diperoleh dengan tahapan yang sama dengan citra uji, tanpa

melalui proses pengukuran similaritas dan analisa.

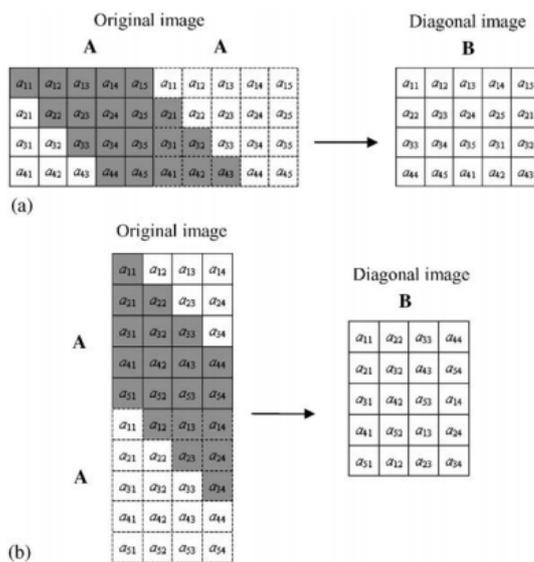
**Diagonal PCA**

Diagonal PCA diperoleh dari penerapan PCA terhadap diagonal citra wajah. Diagonal citra dapat menggabungkan informasi pada baris dan kolom citra awal [6].

Misal terdapat  $M$  citra wajah training berukuran  $m$  baris dan  $n$  kolom ( $A_k$ ). Citra diagonal wajah  $B_k$  setiap citra training diperoleh dengan algoritma [6]:

- (1) Jika  $m \leq n$ , gunakan metode pada Gambar 2a. Diagonal citra diperoleh dengan mengambil  $n$  piksel pada setiap baris.
- (2) Jika  $m > n$ , gunakan metode pada Gambar 2b. Diagonal citra diperoleh dengan mengambil  $n$  piksel pada setiap kolom.

Dalam penelitian ini akan digunakan 1 (satu) diagonal saja dari masing-masing citra.



Gambar 2. Algoritma pembentukan diagonal citra. (a) jika  $m \leq n$ , dan (b) jika  $m > n$  [6].

Setelah citra diagonal ( $B_k$ ) terbentuk, tahap berikutnya adalah menerapkan PCA terhadap  $B_k$ . Metode PCA terdiri dari 3 langkah dasar, yaitu membuat matriks transformasi (proyeksi) berdasarkan citra latih, melakukan proyeksi citra uji terhadap matriks transformasi, melakukan perbandingan citra uji terhadap citra latih.

Adapun langkah pertama untuk melakukan proses PCA, membuat matriks transformasi (proyeksi) berdasarkan citra latih, diawali dengan menghitung matrik kovarian berdasarkan citra diagonal:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (B_k - \bar{B})^T (B_k - \bar{B}) \tag{1}$$

dimana

$$\bar{B} = 1/M \sum_k B_k, \tag{2}$$

adalah rata-rata citra diagonal. Matriks vektor proyeksi  $X = [X_1, \dots, X_d]$  dapat diperoleh dengan menghitung  $d$  vektor eigen dari  $d$  nilai eigen terbesar dari  $G$ .

$$GV = \lambda V, \tag{3}$$

dimana  $V$  adalah himpunan vektor eigen terkait dengan nilai eigen  $\lambda$ .

Langkah kedua, melakukan proyeksi citra uji terhadap matriks transformasi. Rumus memproyeksikan citra latih ( $A_k$ ) terhadap vektor proyeksi ( $X$ ):

$$C_k = A_k X. \tag{4}$$

Jika terdapat citra uji  $A$ , terlebih dahulu lakukan rumus (4) untuk mendapatkan vektor fitur  $C$ , kemudian lanjutkan ke langkah ketiga, melakukan perbandingan citra uji terhadap citra latih, dengan menerapkan salah satu metode pengukuran jarak similaritas antara  $C$  dan dan setiap vektor fitur citra latih  $C_k$ .

**Pengukuran Similaritas**

Pengukuran similaritas didasarkan pada perolehan nilai jarak minimum antara diaPCA citra uji dan basisdata diaPCA citra latih. Jika hasil perhitungan jarak bernilai kecil maka dapat dikatakan kedua citra mirip. Metode pengukuran jarak yang digunakan dalam penelitian ini antara lain jarak euclidean, manhattan, SSE-distance, MSE-distance, Canberra, dan modified-SSE [2, 7]. Misal  $X$  dan  $Y$  adalah vektor fitur dari data uji dan vektor fitur dari data latih. Jarak Euclidean

- (1) Jarak Euclidean

Jarak Euclidean menghitung akar dari jumlah kuadra selisih 2 vektor, yang umumnya dikenal dengan teorema Phytagoras. Jarak Euclidean sangat umum digunakan dalam pengukuran jarak, ketika orang berbicara tentang pengukuran jara, dengan kata lain merujuk ke jarak Euclidean [8].

$$\begin{aligned} d(X, Y) &= L_{p=2}(X, Y) \tag{5} \\ &= \|X - Y\| \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}; \end{aligned}$$

## (2) Jarak Manhattan (City-Block)

Jarak Manhattan disebut juga dengan *L1-distance*, *L1-norm*, *Manhattan length*. Merepresentasikan jarak antara 2 (dua) titik pada grid jalan kota [8].

$$d(X, Y) = L_{p=1}(X, Y) \quad (6)$$

$$= \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|;$$

## (2) Squared Euclidean Distance atau Sum Squared Error (SSE)

SSE merupakan penjumlahan berbobot dari kuadrat errorselisih.

$$d(X, Y) = L_{p=2}^2(X, Y) \quad (7)$$

$$= \|X - Y\|^2$$

$$= \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2;$$

## (3) Jarak Mean Squared Error (MSE)

MSE diperoleh dari membagi SSE dengan tingkat kebebasan error.

$$d(X, Y) = L_{p=2}^2(X, Y) \quad (8)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2;$$

## (4) Jarak Canberra

Jarak Canberra adalah ukuran numeric dari jarak antara sepasang titik dalam ruang vector dan merupakan versi berbobot dari jarak Manhattan.

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{|x_i| + |y_i|}; \quad (9)$$

## (5) Modified-SSE

Modified-SSE merupakan pengembangan SSE yaitu membagi hasil SSE dengan penjumlahan dari jumlah kuadrat masing-masing vector.

$$d(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2}. \quad (10)$$

**Dataset**

Penelitian ini menggunakan basisdata citra wajah ORL yang diambil dari 40 wajah subjek (orang) [3]. Masing-masing subjek dilakukan 10 kali pengambilan gambar wajah di aktu yang berbeda, pencahayaan yang bervariasi, ekspresi wajah berbeda dan atribut wajah (kacamata). Semua citra diambil dengan latar belakang homogen dengan posisi subjek berada di depan kamera. Beberapa contoh citra dapat dilihat pada Gambar 3. File citra dalam format PGM dengan spesifikasi citra berskala keabuan, berukuran 92x112 piksel.

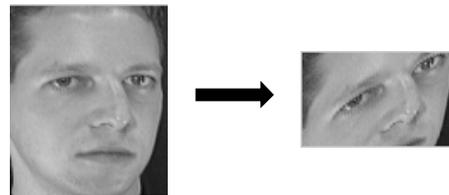
Dari 400 citra wajah tersebut dibagi kedalam 2 kelompok, yaitu data latih dan data uji. Untuk membagi data digunakan *k-fold cross validation*. Pada umumnya dalam penelitian-penelitian sebelumnya menggunakan *k=10*.



Gambar 3. Contoh basis data ORL.

**II. PEMBAHASAN**

Citra pada basis data ORL berukuran 92x112 piksel, dengan kata lain  $m \leq n$  maka akan digunakan algoritma (1) untuk menghasilkan diagonal citra. Gambar 4 menampilkan hasil pemrosesan pengambilan citra diagonal. Hasil citra diagonal berukuran lebih kecil dari citra asal yaitu 56x92 piksel.



Gambar 4. Pemrosesan diagonal citra.

Setelah diperoleh citra diagonal maka tahap berikutnya adalah PCA. Dalam proses ini akan dihasilkan vektor fitur untuk masing-masing citra sebesar 5152 nilai. Vektor fitur nantinya akan digunakan sebagai pengukuran similaritas antara citra uji dengan citra latih.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa metode similaritas berdasarkan pengukuran jarak. Masing-masing metode pengukuran jarak dilakukan 3 (tiga) kali uji coba dan setiap uji coba menggunakan *10-fold cross validation*. Tabel 1 menunjukkan urutan metode yang memiliki rata-rata error paling minimum ke paling besar adalah Jarak-SSE, Jarak-MSE, Modified-SSE, Manhattan, Canberra, dan Euclidean. Dengan urutan nilai rata-rata error adalah 0,75%, 1,17%, 1,25%, 3,25%, 3,33%, 12,03%. Tampak bahwa selisih rata-rata error antara Canberra dan Manhattan memiliki selisih sangat kecil yaitu sekitar 0,08%. Hal ini dimungkinkan karena Jarak Canberra

merupakan pengembangan dari jarak Manhattan dengan versi berbobot.

Tabel 1. Rata-rata error uji coba variasi metode pengukuran jarak

	Rata-rata error 10-fold (%)			Rata-rata
	Uji ke-1	Uji ke-2	Uji ke-3	
Euclidean	11	13,25	11,25	12,03
Manhattan	8	0,75	1	3,25
Jarak-SSE	0,5	0,75	1	0,75
Jarak-MSE	2	0,25	1,25	1,17
Canberra	3	3,75	3,25	3,33
Modified-SSE	1,5	1	1,25	1,25

Tabel 2. Perbandingan % akurasi metode yang diusulkan dengan penelitian sebelumnya.

Pengukuran jarak	Metode yang diusulkan	Perlibakas (2004)	Ahuja (2011)	Rady (2011)
Euclidean	87,97	-	72	95,2
Manhattan	96,75	83,92	77	94,3
Jarak-SSE	99,25	83,69	-	-
Modified-SSE	98,75	83,45	-	-

Penelitian yang kami lakukan, kami bandingkan dengan penelitian sebelumnya [2, 7, 8], dapat dilihat pada Tabel 2. Perlibakas (2004) menggabungkan berbagai basisdata wajah sebagai data latih dan data uji, dan menggunakan PCA [2]. Ahuja (2011) juga menggunakan PCA pada basis data FERET [7]. Sedangkan Rady (2011) juga menggunakan PCA untuk basis data ORL. Berdasarkan Tabel 2 tampak bahwa secara umum penelitian yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi melebihi 3 penelitian sebelumnya, terutama Perlibakas (2004) dan Ahuja (2011). Pada penelitian dengan menggunakan basis data ORL, nilai akurasi bernilai lebih kecil pada pemakaian metode pengukuran jarak Euclidean. Sedangkan jika dibandingkan dengan penelitian yang menggunakan basis data gabungan maupun FERET, menunjukkan hasil yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa metode diagonal PCA dapat memberikan akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan PCA, karena dalam diagonal PCA menggabungkan informasi baris dan kolom. Dimana hal ini tidak ada dalam PCA yang hanya menggunakan informasi baris.

### III. SIMPULAN

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa jarak-SSE

memberikan hasil error rata-rata yang cukup minim dibandingkan dengan metode pengukuran jarak yang lain, yaitu 0,75% atau dengan kata lain mencapai akurasi sebesar 99,25%. Sedangkan metode pengukuran jarak yang memiliki error paling besar adalah jarak Euclidean, yaitu mencapai error rata-rata 11,83% atau akurasi 88,17%.

Hasil perbandingan dengan penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa secara umum penelitian yang dilakukan menghasilkan akurasi lebih tinggi dari penelitian sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa metode diagonal PCA dapat memberikan akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan PCA.

Pengembangan penelitian ini dapat diarahkan pada pengembangan pemakaian metode diagonal PCA. Pada penelitian ini, setiap citra hanya diambil 1 (satu) diagonal saja. Hasil dari citra diagonal tersebut masih ada bagian yang tidak menjadi focus penelitian misalnya latar belakang dan rambut. Oleh karena itu, penelitian berikutnya bisa diarahkan ke pemanfaatan diagonal silang agar objek penelitian lebih tepat. Tentunya hal ini hanya berlaku jika posisi objek tepat berada di tengah-tengah citra.

### IV. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Smith I Lindsay. "A tutorial on Principal Component Analysis". Cornell University, USA. February 2002.
- [2] Perlibakas Vytautas . "Distance measures for PCA-based face recognition". Elsevier. Pattern Recognition Letters 25 (2004) 711–724.
- [3] ORL Database. <<http://www.uk.research.att.com/facedatabas e.html>>
- [4] Abate Andrea F., Nappi Michele, Riccio Daniel, Sabatino Gabriele. 2D and 3D face recognition: A survey. Elsevier. Pattern Recognition Letters 28 (2007) 1885–1906.
- [5] Apa dan Mengapa e-KTP. <<http://www.e-ktp.com>>.
- [6] Daoqiang Zhang, Zhi-Hua Zhou, Songcan Chen. Diagonal principal component analysis for face recognition. Elsevier. Pattern Recognition 39 (2006) 140–142.
- [7] Ahuja Mini Singh, Chhabra Sumit. Effect of Distance Measures in PCA Based Face Recognition. International Journal of Enterprise Computing and Business

Systems. ISSN: 2230-8849. Vol. 1 Issue 2  
July 2011.

- [8] Rady Hussein. Face Recognition using  
Principal Component Analysis with Different  
Distance Classifiers. International Journal  
of Computer Science and Network Security  
Vol.11 No.10, October 2011.