

# Pengenalan Personal Berdasarkan Pengukuran Jarak Citra Wajah Menggunakan Pendekatan Linear dan Nonlinear

Dwi Ely Kurniawan  
Jurusan Teknik Elektro  
Politeknik Negeri Batam  
Batam, Kep. Riau 29461, Indonesia  
dwialikhs@polibatam.ac.id

Afdhol Dzikri  
Jurusan Multimedia Jaringan  
Politeknik Negeri Batam  
Batam, Kep. Riau 29461, Indonesia  
afdhol@polibatam.ac.id

**Abstrak** - Metode pengukuran jarak citra wajah merupakan metode dalam mengukur tingkat kesamaan dua vector fitur wajah. Tingkat kesamaan inilah yang digunakan untuk mengenali mirip atau tidak citra wajah uji terhadap sekumpulan data citra wajah pada database. Citra wajah terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan filter gabor lalu dilatih dengan memberikan deskripsi personal dari pemilik wajah. Pengambilan sampel citra wajah sebanyak 40 orang dengan berbagai pose yang diperoleh dari database AT&T Face. Pendekatan linear dan non linear subspaces untuk menghasilkan ekstraksi fitur dari masing-masing citra personal wajah. Pendekatan linear menggunakan PCA dan nonlinear menggunakan KPCA sedangkan untuk pengukuran jarak menggunakan Euclidean, Cosine, Chebysev dan Mahalanobis. Hasil dari penelitian didapatkan bahwa dari tiga kali uji menunjukkan bahwa ekstraksi fitur PCA lebih baik dengan pengenalan pengukuran jarak Mahalanobis yaitu 97,5% dari 200 data latih.

**Kata kunci:** linear, nonlinear, filter gabor, pengukuran jarak.

## I. PENDAHULUAN

Wajah merupakan bentuk yang unik dari setiap manusia, untuk mengenali bentuk wajah dapat dilakukan dengan mengenali pola wajah. Pengenalan pola artinya menggambarkan wajah berdasarkan pengukuran kuantitatif ciri atau sifat dari wajah. Pola tersebut berupa kumpulan hasil pengukuran yang dinyatakan dalam notasi vector atau matriks wajah. Beberapa kesulitan dalam pengenalan wajah seperti kondisi pencahayaan, sudut dan variasi ekspresi.

Tahapan dalam pengenalan terdiri dari akuisi, prapemrosesan, ekstraksi ciri, dan pencocokan. Akuisisi merupakan tahap pengambilan data citra wajah. Prapemrosesan merupakan tahap memperbaiki citra dengan memanipulasi parameter citra agar mendapatkan citra dengan kualitas yang lebih baik. Ekstraksi ciri merupakan tahap mengekstraksi ciri wajah untuk mendapatkan nilai unik fitur vector yang selanjutnya digunakan sebagai parameter pembanding dalam proses pengenalan dengan pengukuran jarak. Pengenalan personal yang dilakukan diawali dengan mendeskripsikan wajah berdasarkan citra wajah pemilik.

Tahap yang paling menentukan dalam pengenalan tersebut adalah proses ekstraksi ciri dan teknik klasifikasi fitur citra wajah. Ekstraksi ciri berkaitan dengan metode ekstraksi yang digunakan. Klasifikasi atau pencocokan berkaitan dengan penghitungan jarak kesamaan wajah dari database wajah yang telah ada sebelumnya.

Penelitian yang pernah dilakukan oleh Soni terhadap pengenalan wajah citra dua dimensi berdasarkan PCA dan pengukuran jarak Eucliden, City Block, Mahalanobis dan Covariance. Penelitian tersebut membandingkan metode pengukuran jarak hasil ekstraksi PCA. Menggunakan database ORL Face dengan 400 citra wajah menghasilkan analisis pengukuran jarak menggunakan City Block memberikan pengenalan lebih baik dibandingkan dengan pengukuran jarak lainnya [8]. Magesh Kumar melakukan penelitian dengan menganalisis kombinasi ekstraksi ciri dan pengukuran jarak. Ekstraksi fitur yang digunakan filter Gabor, PCA, LDA. Pengukuran jarak menggunakan Euclidean dan Mahalanobis. Metode filter Gabor mampu menghilangkan variasi terhadap pose, pencahayaan dan mimik wajah [4].

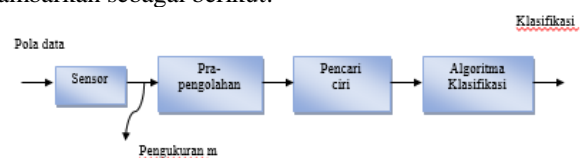
Shah melakukan pendekatan linear dan nonlinear subspaces dalam ekstraksi fitur diperoleh pengenalan yang lebih maksimal dengan memanfaatkan Kernel PCA [6]. Ahuja menggunakan pendekatan statistik ICA, PCA dan LDA [1]. Sturc mengkombinasikan filter gabor dan LDA pengenalan hingga 96,8% dengan 5 subset citra pengujian [9].

Berdasarkan literatur tersebut penelitian ini mencoba mengkombinasikan filter gabor pada ekstraksi fitur linear dan nonlinear. Metode ekstraksi fitur linear dari PCA dan nonlinear dari Kernel PCA kemudian membandingkan kombinasi metode tersebut dalam mendapatkan nilai fitur vector. Sementara untuk pencocokan menggunakan pengukuran jarak Euclidean, Chebysev, Cosine dan Mahalanobis.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Pengenalan Pola

Pengenalan pola merupakan suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif ciri atau sifat dari objek. Pola dapat berupa kumpulan hasil pengukuran yang bisa dinyatakan dalam notasi vektor atau matriks. Pola tersebut merupakan suatu entitas yang terdefinisi, sehingga dapat dicocokkan berdasarkan deskripsi objek sebelumnya. Struktur sistem pengenalan pola digambarkan sebagai berikut.

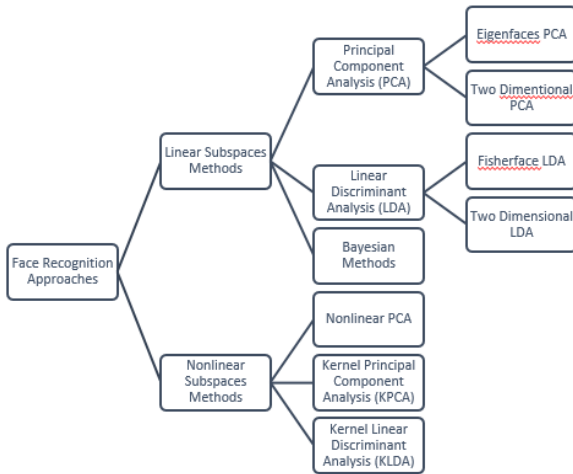


Gambar 1 Struktur Sistem Pengenalan Pola

Secara garis besar metode-metode pengenalan pola dapat dibagi menjadi tiga kelompok yaitu metode statistik, metode struktural dan metode jaringan syaraf tiruan. Metode statistik adalah metode pengenalan pola dengan mengukur jarak ciri fitur dan diklasifikasikan pada tingkat kesamaan ciri. Metode struktural adalah pengenalan pola dengan mencari ciri khas/fitur yang unik dari suatu citra tertentu. Metode jaringan syaraf tiruan adalah pengenalan pola dengan melakukan proses pembelajaran atau pelatihan ciri fitur pada tiap masukan untuk dilakukan proses pengenalan [5].

### B. Pendekatan Pengenalan Wajah

Shah melakukan pendekatan dua metode dalam ekstraksi fitur secara linear subspaces dan nonlinear subspace terhadap pengenalan wajah [6].



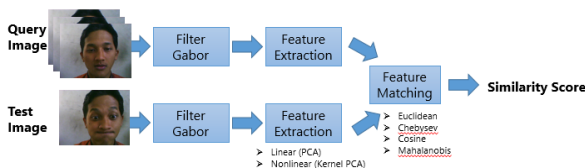
Gambar 2 Pendekatan Pengenalan Wajah

Proses ekstraksi fitur secara linear subspace artinya untuk pengenalan wajah dengan posisi yang normal dalam kondisi tampak dari depan terlihat secara keseluruhan wajah. Sedangkan nonlinear sebaliknya dimana wajah hanya tampak dari samping tidak terlihat secara keseluruhan wajah. Dalam posisi ini citra wajah akan lebih sulit untuk direduksi dan dikenali. Soni mengkatagorikan dalam pendekatan pengenalan terdapat dua metode yakni template based dan geometrical fitur based. Linear dan non linear subspace termasuk kedalam metode statistik yang merupakan salah satu pendekatan dari template based [8].

## III. ANALISIS DAN PERANCANGAN

### A. Deskripsi Sistem

Pengenalan personal yang dirancang berdasarkan pengukuran jarak citra wajah. Secara keseluruhan desain sistem dalam penelitian ini diilustrasikan pada gambar berikut.

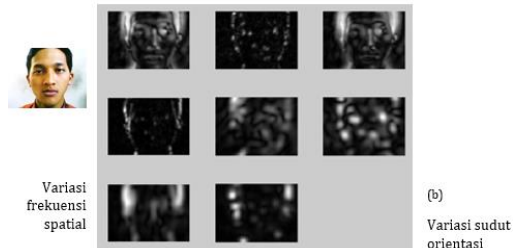


Gambar 3 Pengenalan Personal

Citra disusun secara query untuk dilakukan pelatihan menggunakan pendekatan linear dan nonlinear serta pengujian citra menggunakan pengukuran jarak untuk citra uji. Tahap pelatihan digunakan untuk mengambil nilai eigenvalue dari tiap citra wajah lalu disimpan pada database. Penelitian ini menggabungkan filter gabor untuk mendapatkan hasil ekstraksi yang lebih optimal yakni informasi frekuensi yang terlokalisasi dari tiap citra wajah.

### B. Filter Gabor

Filter gabor merupakan sebuah pilihan tradisional untuk memperoleh informasi frekuensi yang terlokalisasi. Filter gabor menawarkan lokalisasi simultan terbaik dari informasi frekuensi spasial. Akan tetapi, filter gabor memiliki dua keterbatasan utama, bandwidth maksimum sebuah filter gabor terbatas pada sekitar satu oktaf dan tidak optimal jika digunakan untuk mencari informasi spektral yang luas dengan lokalisasi spasial yang maksimal [2].



Gambar 4 (a) Citra wajah asli (b) Citra wajah hasil filter gabor 2x4

Landmark wajah direpresentasikan dengan respon filter gabor citra 2D yang didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut.

$$\psi_{f,\theta}(x,y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left\{\frac{x_{\theta_n}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta_n}^2}{\sigma_y^2}\right\}\right] \exp(2\pi f x_{\theta_n}) \quad (2)$$

dimana

$$\begin{bmatrix} x_{\theta_n} \\ y_{\theta_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta_n & \cos \theta_n \\ -\cos \theta_n & \sin \theta_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3)$$

Persamaan 2 untuk  $\sigma_x$  dan  $\sigma_y$  adalah standard deviasi Gaussian envelope sepanjang dimensi x dan y, sedangkan f adalah pusat frekuensi gelombang sinusoidal bidang, dan  $\theta_n$  orientasi. Rotasi bidang x-y oleh sudut  $\theta_n$  akan menghasilkan filter gabor pada orientasi  $\theta_n$ . Sudut  $\theta_n$  didefinisikan sebagai berikut.

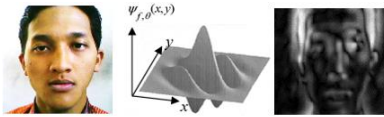
$$\theta_n = \frac{\pi}{p} (n - 1) \quad (4)$$

Persamaan 4 nilai  $n=1,2,\dots,p$  dimana p menunjukkan jumlah orientasi. Desain filter gabor dilakukan dengan tuning filter oleh frekuensi bandpas spasial tertentu dan orientasi dengan tepat memilih parameter filter, penyebaran filter  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$ , radial frekuensi f dan orientasi  $\theta_n$  filter. Representasi gabor dari citra wajah dihitung dengan mengkonvolusi citra wajah misalnya:  $f(x,y)$  menjadi intensitas pada  $(x,y)$  koordinat dalam gambar wajah grayscale, konvolusi dengan sebuah filter gabor

$\psi_{f,\theta}(x,y)$  didefinisikan sebagai berikut.

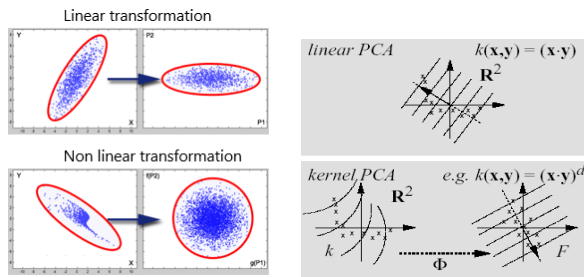
$$g_{f,\theta}(x,y) = f(x,y) \otimes \psi_{f,\theta}(x,y) \quad (5)$$

Persamaan 5 tanda  $\otimes$  menunjukkan operator konvolusi. Gambar 5 menggambarkan hasil konvolusi dari citra wajah dengan filter gabor. Respon terhadap setiap representasi kernel gabor adalah fungsi kompleks dengan bagian nyata dan bagian imajiner. Sebelum dilakukan filter gabor, tiap citra hendaknya dinormalisasi terlebih dahulu untuk mengurangi pengaruh kondisi pencahayaan.



Gambar 5 Proses konvolusi citra wajah dengan filter gabor

Masalah yang paling penting dalam desain filter gabor untuk pengenalan wajah adalah pada pemilihan parameter penyaringan. Penelitian ini akan menggunakan 8x5 orientasi sudut dan frekuensi spasial sehingga menghasilkan 40 saluran filter gabor.



Gambar 6 Linear dan Nonlinear Subspace

Representasi linear data pada PCA seringkali mengalami kesulitan untuk memodelkan data yang sangat kompleks. Kernel Principal Component Analysis (KPCA) merupakan pengembangan nonlinear dari PCA, sehingga untuk jenis data yang nonlinear lebih mudah untuk dimodelkan dalam representasi sebuah citra wajah.

Pencarian nilai PCA dimulai dengan input N dari hasil gabor titik poin pada dimensi  $X = \{X_1|X_2|\dots|X_N\}$  dimana setiap kolom mewakili satu titik. Reduksi rata2 dari semua titik, lalu hitung matrik kovarian

$$S = \sum_{n=1}^N x_n x_n^T \quad (6)$$

Diagonalisasi S untuk memperoleh eigenvalue dan eigenvector. Proyeksi titik data pada eigenvector

$$a_n = E^T \left( X_k - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \right) \quad (7)$$

Pencarian nilai KPCA dimulai dengan input N titik poin dari hasil filter gabor pada dimensi  $X = \{X_1|X_2|\dots|X_N\}$  dimana setiap kolom mewakili satu titik. Reduksi rata2 dari semua titik poin, pilih kernel k yang tepat kemudian buat  $N \times N$  matrik  $K_{ij} = \{k(x_i, x_j)\}$ . Modifikasi matrik dengan

$$\tilde{K} = \left( 1 - \frac{1_{N \times N}}{N} \right)^T K \left( 1 - \frac{1_{N \times N}}{N} \right) \quad (8)$$

dimana  $1_{N \times N}$  adalah  $N \times N$  matriks dengan semua entri = 1. Diagonalisasi K untuk memperoleh eigenvalue dan eigenvector.

### C. Pendekatan Linear dan Nonlinear

Pendekatan linear merupakan representasi dari transformasi subruang data secara linear. Sedangkan nonlinear sebaliknya. Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode linear yang digunakan untuk ekstraksi fitur citra wajah. PCA mampu mereduksi dimensi dari subruang data yang besar menjadi lebih sederhana.

### D. Pencocokan Fitur

Proses pencocokan adalah menampilkan citra sesuai dengan kesamaan citra (*similarity core*). Pencocokan bertujuan untuk membangkitkan fitur vektor yang didapatkan dari hasil ekstraksi ciri pada database acuan. Proses pencocokan dimulai dengan memindahkan variabel array dan membandingkan array database dengan citra uji. Nilai array setiap citra yang diklasifikasikan sesuai dengan jarak terdekat citra. Proses ini dilakukan sebanyak database yang telah didaftarkan dimulai dengan memindahkan database ke variabel array hingga mendapatkan nilai similarity. Nilai similarity yang terbesar dinyatakan paling mirip dengan citra wajah.

Euclidean distance adalah metrika yang menghitung akar dari kuadrat perbedaan 2 vektor .

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (9)$$

Chebyshev distance disebut nilai jarak maksimum dengan memeriksa sebuah *magnitude absolute* dari perbedaan 2 vektor. Masing-masing nilai perbedaan akan dipilih, nilai yang paling besar .

$$d_{ij} = \max_k |x_{ik} - x_{jk}| \quad (10)$$

Cosine similarity merupakan metode perhitungan jarak antara vektor d1 dan d2 yang menghasilkan sudut cosine x diantara kedua vektor tersebut. Metode ini digunakan untuk menghitung nilai kedekatan vektor d dengan centroid atau pusat massa pada masing-masing cluster.

$$\text{Sin}(A, B) = \text{Cosine } \theta = \frac{A \cdot B}{|A| |B|} \quad (11)$$

Mahalanobis distance metode mengelompokkan data pada jarak tertentu dengan membandingkan dua buah matrik ciri dari citra wajah yang telah melalui proses ekstraksi ciri.

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T P^{-1} (\vec{x} - \vec{y})} \quad (12)$$

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan menggunakan database wajah AT&T Face masing-masing data wajah personal dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Data latih sebanyak 200 citra dan pengujian sebanyak 40 citra. Pelatihan menggunakan 3 wajah latih sebagai uji pertama, 4 wajah latih sebagai uji kedua, 5 wajah latih sebagai uji ketiga. Metode yang digunakan dalam pengujian ini dikelompokkan menjadi dua pendekatan dengan metode PCA (linear) dan KPCA (nonlinear) sedangkan untuk pencocokan menggunakan penghitungan jarak Cosine, Euclidean, Chebyshev dan Mahalanobis.

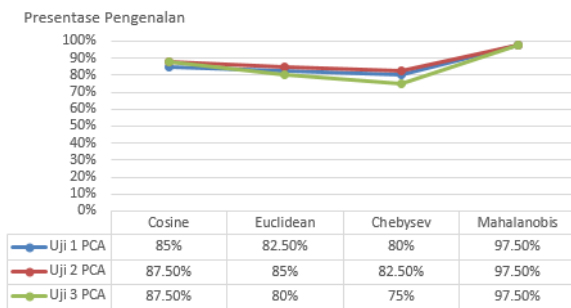
Tabel 1 Perbandingan pengenalan linear PCA dengan pengukuran jarak pada database AT&T Face

| Pengukuran Jarak | Data Latih | Data Test | Output cocok | Presentase Pengenalan |
|------------------|------------|-----------|--------------|-----------------------|
| Euclidean        | 200        | 40        | 35           | 87%                   |
| Cosine           | 200        | 40        | 32           | 80%                   |
| Chebyshev        | 200        | 40        | 30           | 75%                   |
| Mahalanobis      | 200        | 40        | 39           | 97%                   |

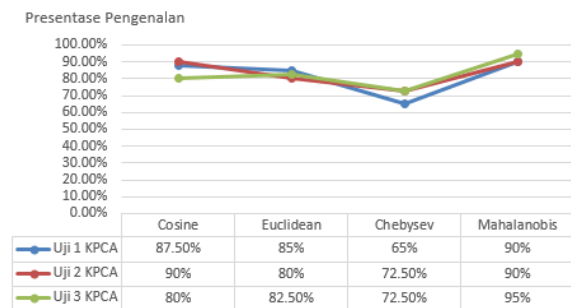
Tabel 2 Perbandingan pengenalan nonlinear KPCA dengan pengukuran jarak pada database AT&T Face

| Pengukuran Jarak | Data Latih | Data Test | Output cocok | Presentase Pengenalan |
|------------------|------------|-----------|--------------|-----------------------|
| Euclidean        | 200        | 40        | 32           | 80%                   |
| Cosine           | 200        | 40        | 33           | 82%                   |
| Chebyshev        | 200        | 40        | 29           | 72%                   |
| Mahalanobis      | 200        | 40        | 38           | 95%                   |

Untuk melihat perbandingan metode pengenalan dengan pengukuran jarak citra hasil ekstraksi linear PCA dan non linear KPCA dapat dilihat pada grafik berikut.



Gambar 7 Pengujian Pengukuran Jarak Hasil PCA



Gambar 8 Pengujian Pengukuran Jarak Hasil KPCA

Kedua grafik tersebut dari tiga kali uji dapat disimpulkan bahwa pengenalan jarak Mahalanobis lebih baik dibandingkan dengan yang lain. Artinya bila matrik covariance adalah matrik diagonal maka pengukuran jarak Mahalanobis pada subruang data secara linear dan non linear adalah pilihan yang terbaik. Pengenalan pengukuran Mahalanobis hasil dari ekstraksi PCA 97,5% dan KPCA 95% dari 200 citra dan 40 data uji.

Selain itu semakin banyak data latih pada pengukuran jarak Chebyshev maka tingkat pengenalan akan semakin menurun. Hal ini dikarenakan Chebyshev hanya mengambil nilai maksimum dari perbedaan dua vektor. Sedangkan pada Cosine menurun pada uji ketiga dikarenakan nilai sudut cosinus yang

dihasilkan dari ekstraksi KPCA membuat data menjadi kompleks.

## REFERENCES

- [1] Ahuja M.S., Chhabra S., 2011. Effect of Distance Measure in PCA Based Face Recognition. International Journal of Enterprise Computing and Bussiness Systems
- [2] Ghosal V.,2009. Efficient Face Recognition System Using Random Forests. Buku Thesis pada Departement of Computer Science and Engineering Indian Institute of Technology Kanpur. India.
- [3] Kurniawan D.E., 2013. Identifikasi Citra Wajah Menggunakan Gabor-based Kernel Principal Component Analysis. ABEC. Batam
- [4] Kumar M., Ragul G., Thiyagarajan R., 2013. Gabor Feature Statical Modelling in Face Recognition With Chaotic Database. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. India
- [5] Putra D., 2009. Sistem Biometrika Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra dan Tahapan Membangun Aplikasi Sitem Biometrika. Yogyakarta. Penerbit Andi.
- [6] Shah J.H., dkk., 2013. A Survey: Linear and Nonlinear PCA Based Face Recognition Techniuques. The International Arab Journal of Information Technology, Vol.10.
- [7] Sharif M., Khalid A., Raza M., Mohsin S., 2011. Face Recognition using Gabor Filters. Journal of Aplied Computer Science and Mathematic No.11
- [8] Soni S., Sahu R.K., 2013. Face Recognition Based on Two Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA) and Result Comparison with Different Classifiers. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering
- [9] Struc V., Gajsek R., Pavesic N., 2011. Principal Gabor Filters for Face Recognition.