

## Pengujian Pengenalan Wajah Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor

**Ervin Setiawan, Utin Kasma**

STMIK Pontianak: Jl. Merdeka Barat No.372, (0561)735555

Jurusan Teknik Informatika, STMIK Pontianak

e-mail: [setiawanervin@gmail.com](mailto:setiawanervin@gmail.com), [utin.kasma@stmkpontianak.ac.id](mailto:utin.kasma@stmkpontianak.ac.id)

### **Abstrak**

*Dewasa ini perkembangan ilmu dan teknologi yang berkaitan dengan pengukuran dan analisis statistik data biometric berkembang dengan demikian pesatnya. Wajah adalah sarana pertama untuk mengenali seseorang. Namun, Proses pengenalan wajah yang dilakukan oleh komputer tidak semudah pengenalan wajah yang dilakukan oleh manusia. Proses Pengenalan wajah pada komputer selain lambat, juga sangat berpengaruh terhadap faktor dari luar, seperti cahaya, posisi wajah, maupun aksesories yang sedang dipakai. Karena terdapat berbagai faktor yang mempengaruhi pengenalan wajah, maka digunakanlah metode-metode seperti Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA) dan Locality Preserving Projections (LPP) untuk mengekstraksi fitur-fitur yang terdapat dalam citra agar dapat dikenali lebih mudah. Setelah dilakukan ekstraksi fitur, maka akan dilakukan pengklasifikasian dengan metode k-nearest neighbor (KNN) sebagai proses untuk mengenal wajah seseorang. Hasil dari beberapa pengujian yang dilakukan, LDA memiliki decision error rate terendah dibandingkan ke dua metode lain yang diujikan. Dimana rata-rata kesalahan dari LDA tidak sampai 7 kesalahan. Metode ekstraksi fitur yang paling baik untuk meoptimalkan metode pengklasifikasian KNN adalah metode ekstraksi fitur LDA. Metode ekstraksi fitur LDA sangat baik dalam mengekstraksi fitur-fitur yang ada dalam citra sehingga memudahkan metode KNN dalam mengklasifikasi identitas dari citra yang diujikan.*

**Kata kunci**— Pengenalan Wajah, Principal Component Analysis, Linear Discriminant Analysis, Locality Preserving Projections, K-Nearest Neighbor, Decision Error Rate

### **Abstract**

*Nowadays, the development of science and technology related to the measurement and statistical analysis of biometric data is growing so rapidly. The face is the first tool to identify a person. However, the facial recognition process is performed by a computer is not as easy as facial recognition done by humans. Facial recognition processes on the computer in addition to slow, also very influential on external factors such as light, the position of the face, as well as accessories being worn. Because there are different factors that affect face recognition, it is used methods such as Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA) and Locality Preserving Projections (LPP) to extract the features contained in the image to be recognized more easily. After feature extraction, classification shall be made by the method of k-nearest neighbor (KNN) as a process of getting to know a person's face. The results of some tests performed, LDA has the lowest decision error rate compared to two other methods tested. Where the average error of the LDA was not until seven errors. Feature extraction method is best for optimizing KNN classification method is LDA. LDA method is excellent in extracting features that exist in the image sehingga facilitate KNN method in classifying the identity of the image being tested.*

**Keywords**— *Face Recognition, Principal Component Analysis, Linear Discriminant Analysis, Locality Preserving Projections, K-Nearest Neighbor, Decision Error Rate*

## 1. PENDAHULUAN

Proses pengenalan wajah yang dilakukan oleh komputer tidak semudah pengenalan wajah yang dilakukan oleh manusia. Manusia dengan mudah mengenali wajah seseorang tanpa harus berpikir, asalkan masih dalam batas-batas yang masih dapat dilihat. Sedangkan komputer selain lambat dalam melakukan pengenalan, juga sangat berpengaruh terhadap faktor dari luar, seperti cahaya, posisi wajah, maupun aksesories yang sedang dipakai. Sudah banyak algoritma yang digunakan dalam mengatasi masalah yang dihadapi oleh komputer dalam mengenali wajah, salah satunya adalah *system feature-based*, yaitu dengan mengekstraksi ciri dari komponen citra wajah seperti mata, hidung, mulut, dan lain-lain. Ekstraksi fitur yang paling banyak digunakan adalah ekstraksi fitur PCA (*Principal Component Analysis*) dan LDA (*Linear Discriminant Analysis*) [1]. Dalam penelitian kali ini akan metode ekstraksi fitur PCA dan LDA akan di bandingkan dengan ekstraksi fitur LPP (*Locality Preserving Projections*). Dalam mereduksi fitur yang ada LPP akan mengubah gambar menjadi dimensi yang lebih rendah dan akan mempertahankan struktur lokal dari gambar wajah. Struktur lokal inilah yang lebih di pentingkan dalam masalah pengklasifikasian [1].

Dalam mengekstraksi fitur, metode PCA akan mencari kemiripan ciri dari beberapa citra dalam sebuah kelas dan mempertahankannya sehingga untuk ciri yang tidak berkesesuaian akan dihilangkan dari data. Metode ekstraksi fitur PCA tidak memerlukan banyak ruang dalam penyimpanan hasil pelatihan dan tidak terlalu terpengaruh dengan derau pada data [2]. Dalam mereduksi fitur, metode LDA akan mencari perbedaan dari beberapa kelas yang ada, sehingga metode LDA sangat baik digunakan dalam pengenalan wajah [3].

Setelah dilakukannya tahap pengekstraksian fitur pada data, maka tahap selanjutnya yang akan dilakukan adalah pengklasifikasian data. Pada penelitian ini metode klasifikasi yang digunakan adalah metode KNN (*k-Nearest Neighbor*). Penggunaan KNN dalam pengklasifikasian dalam metode pengenalan wajah karena training sangat cepat dan efektif untuk data training yang besar [4].

K.S. Maheswari dan C. Harinath Babu (2015: 1110-1116) menggunakan PCA digabungkan dengan metode KNN dalam pengenalan wajah dengan gambar berwarna. Pada penelitian ini sampel yang digunakan berjumlah 70 orang dengan ekspresi beraneka ragam. Dari dua percobaan yang dilakukan yaitu pertama dengan 700 gambar, sistem dapat mengenali 654 gambar wajah dan yang ke dua dengan 350 gambar, sistem dapat mengenali 317 wajah tanpa kesalahan. Dengan hasil tersebut didapatkan hasil keberhasilan pengenalan wajah menggunakan *PCA* digabungkan dengan metode pengklasifikasian *KNN* memiliki tingkat keberhasilan sebesar 92,47%.

He, X., Yan, S., Hu, Y., Niyogi, P., & Zhang, H. J. (2005: 1-20) membandingkan tiga metode ekstraksi fitur dalam pengenalan wajah yaitu metode PCA, LDA dan LPP. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa metode ekstraksi fitur LPP sangat baik dalam mengekstraksi fitur pada wajah yang di latih. LPP memiliki tingkat kesalahan paling kecil dibandingkan dengan PCA dan LDA yaitu 11,3% untuk Yale Database, 4,6% untuk PEI Database dan 8,2% untuk MSRA Database.

Dalam penelitian ini akan dilakukan pengujian pengenalan wajah menggunakan ekstraksi fitur PCA, LDA dan LPP kemudian data akan di klasifikasikan menggunakan metode *k-Nearest Neighbor*. Dalam penelitian ini juga akan melanjutkan penelitian yang dilakukan oleh He, X., dkk dimana dalam penelitian sebelumnya database yang digunakan adalah database yang telah ada yaitu Yale database, MSRA database dan PEI database sedangkan pada penelitian ini database wajah yang digunakan adalah AT&T database dan citra wajah yang direkam sendiri menggunakan kamera *handphone*. Penelitian juga di kembangkan dalam ukuran citra yang digunakan dimana pada penelitian sebelumnya berukuran 20 x 28 pixel sedangkan pada penelitian

## Pengujian Pengenalan Wajah Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor

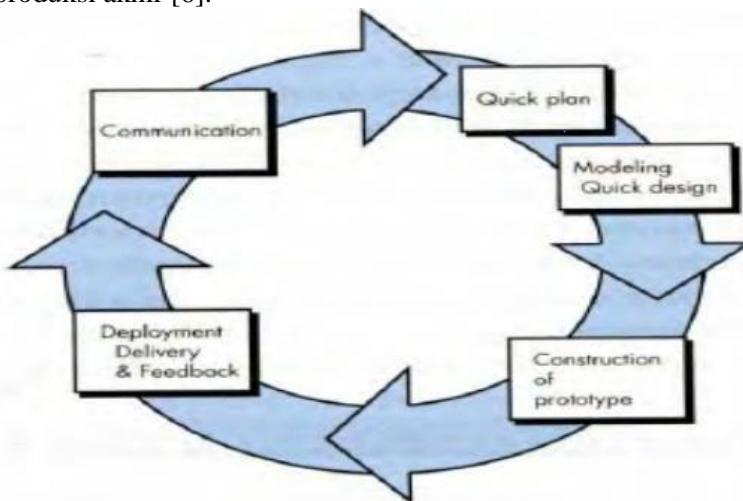
---

ini ukuran citra yang dipakai adalah 92 x 112 piksel. Dalam penelitian ini data citra yang digunakan adalah data citra hasil unduhan di internet dan juga data citra yang diambil sendiri dengan kamera *smartphone* dengan format .JPG.

Pada penelitian ini untuk pemrosesan awal data citra akan dilakukan perubahan warna menjadi *grayscale* dan kemudian citra akan dikecilkan menjadi ukuran 92 x 112 piksel dan setelah itu citra akan di ekstraksi fitur menggunakan ketiga metode ekstraksi fitur yang uji yaitu PCA, LDA dan LPP. Data hasil ekstraksi kemudian akan di klasifikasikan menggunakan metode KNN. Pengujian digunakan dengan pengukuran *decision error rate* yang terdiri dari *false accept rate* dan *false reject rate*.

### 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini berbentuk eksperimental, dimana akan dilakukan pengujian pengenalan wajah dengan ekstraksi fitur PCA, LDA dan LPP dan di klasifikasi dengan metode KNN. Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan studi dokumentasi dan observasi. Hasil dari studi dokumentasi dan observasi akan digunakan untuk pembangunan sistem dan pengujian yang akan dilakukan. Metode perancangan perangkat lunak menggunakan metode *prototyping* (gambar 1). Metode ini meliputi pengumpulan data, desain cepat, pembentukan *Prototype*, evaluasi, perbaikan *prototype* dan produksi akhir [6].



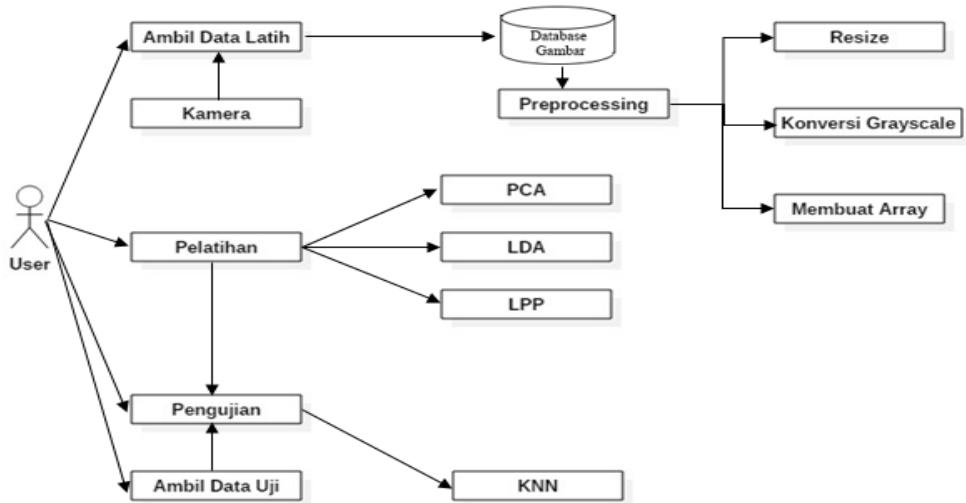
Gambar 1. Diagram langkah-langkah metode *prototyping*

Untuk metode pengujiannya adalah menggunakan pengujian *blackbox* yaitu pengujian memungkinkan perekayasa perangkat lunak mendapatkan serangkaian input yang sepenuhnya menggunakan semua persyaratan fungsional untuk suatu program. Pembuatan aplikasi ini menggunakan Eclipse.

Analisis dan perancangan aplikasi dalam penelitian ini menggunakan model *prorotype*, untuk tahap analisis, metode ini melakukan komunikasi dengan pengguna untuk menentukan kebutuhan dari sistem [6]. Metode pengujian menggunakan pengujian *blackbox* yaitu pengujian dimaksudkan untuk mengetahui apakah fungsi-fungsi, masukan dan keluaran dari perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan [7].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Terdapat beberapa bagian pada arsitektur sistem pegenalan wajah ini diantaranya adalah pengambilan, praproses, pelatihan dan pengujian data (Gambar 2).



Gambar 2. Arsitektur Sistem Pengujian Pengenalan Wajah

Gambaran umum arsitektur perangkat lunak ini adalah, pengguna mengakses perangkat lunak dan memasukkan data berupa data citra wajah yang sudah dikategorikan per individu. Pengujian akan terdiri atas dua bagian yaitu pengujian data tunggal, dan pengujian data kelompok yang akan menghasilkan tingkat akurasi dari sistem yang dikembangkan.

Sebelum data di proses untuk data latih dan data uji, data citra wajah akan melalui tahap pra-proses. Pada tahap pra-proses, data citra akan diubah menjadi citra *grayscale* dan data citra akan diubah ukurannya menjadi 92x112 piksel. Pada tahap ekstraksi fitur, akan digunakan tiga buah metode ekstraksi fitur yaitu PCA, LDA dan LPP. Penggunaan ketiga metode ekstraksi fitur tersebut dimaksudkan untuk mencari ekstraksi fitur yang paling baik dalam meningkatkan performa KNN. Perangkat lunak ini dibangun dengan menggunakan *IDE Eclips*, dengan menggunakan bahasa pemrograman Java.

Pada ekstraksi fitur PCA, data citra yang telah melalui tahap pra-proses akan dilatih untuk mendapatkan fitur-fitur yang terdapat dalam citra-citra setiap individu. Cara kerja algoritma PCA adalah sebagai berikut [8] (Gambar 3):

- 1) Persiapan data

Gambar wajah 2 dimensi dapat dikonversikan menjadi vektor 1 dimensi dengan melakukan gabungan dari setiap baris ataupun kolom. Pengubahan dimensi ini membuat data menjadi berdimensi tinggi sehingga untuk dijadikan fitur pengenalan agak kurang tangguh. Oleh karena itu, PCA mengubah gambar wajah menjadi vektor 1 dimensi namun dengan dimensi yang rendah dengan mempertahankan informasi yang dominan dari gambar wajah asli dan melakukan pengenalan. Data gambar yang dilatih berjumlah  $M$  citra wajah,  $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ , dengan ukuran  $N \times N$ .

- 2) Memfokuskan ke citra wajah

Rata-rata citra wajah di kalkulasi dengan :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (1)$$

Citra wajah asli kemudian dikurangi dengan rata-rata citra wajah dan disimpan dalam vektor  $\emptyset$  dimana :

$$\varphi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

- 3) Mencari matriks kovarians

Kovarians matriks  $C$  dihitung dengan :

$$C = A A^T, \text{ diman } A = [\varphi_1 \varphi_2 \dots \varphi_M] \quad (3)$$

- 4) Mencari *eigenvectors* dari matriks kovarians

Matriks  $C$  berukuran  $N^2 \times N^2$ . Ini merupakan hal yang sulit untuk mendapatkan  $N^2$  dari *eigenvectors* dan *eigenvalues*. Oleh karena itu Turk dan Pentland memberikan metode yang

lebih mudah untuk mengkronstruksi matriks  $\mathbf{L} = \mathbf{A}^T \mathbf{A}$ . matriks ini memiliki ukuran  $M \times M$  dan memberikan  $M$  eigenvectors,  $v_i, v_i$  eigenvectors dapat digunakan untuk mendapatkan  $M$  eigenvectors paling signifikan dari  $C$ , dimana :

$$\mathbf{u}_l = \sum_{k=1}^M V_{lk} \phi_k, l = 1, \dots, M \quad (4)$$

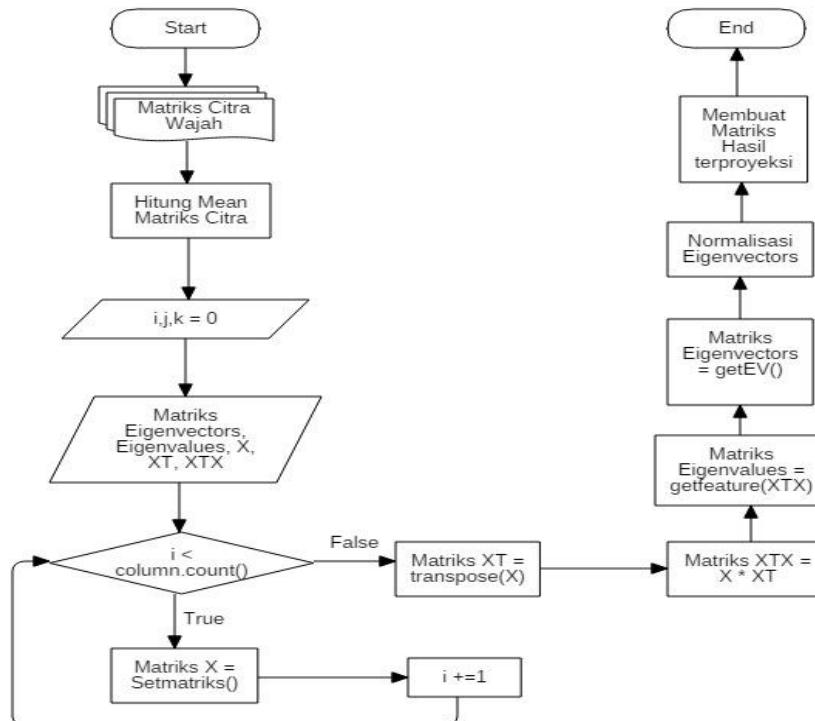
Dari eigenvectors ini, dapat dikatakan eigenvectors yang paling signifikan  $M'$  ( $< M$ ). kemudian seluruh data latih wajah akan diproyeksikan kedalam rumus berikut:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{u}_k^T (\mathbf{\Gamma} - \mathbf{\Psi}), \text{dimana } k = 1, \dots, M' \quad (5)$$

Proyeksi vektor  $\Omega^T = [w_1, w_2, \dots, w_{M'}]$  dihasilkan menggunakan bobot ini dan disimpan kedalam database.

5) Klasifikasi citra

Data latih citra wajah diproyeksikan dengan cara yang sama. Proyeksi dari data latih akan dibandingkan dengan proyeksi data latih yang telah disimpan dengan metode KNN. Kesamaan pengukuran digunakan untuk menentukan identitas dari gambar latih citra wajah yang memiliki kemiripan terdekat dengan gambar uji.



Gambar 3. Flowchart ekstraksi fitur PCA

Pada ekstraksi fitur LDA, citra yang telah melalui tahap pra-proses akan dilatih untuk mendapatkan fitur-fitur pada setiap citra. Tahap-tahap dalam pengenalan menggunakan LDA sebagai berikut [9] (Gambar 4):

- 1) Data latih memiliki jumlah gambar sebanyak  $M$  gambar, dimana ukuran setiap gambar adalah  $N \times N$ . jumlah keseluruhan pixels pada setiap gambar adalah  $N^2$ . Misalkan ada jumlah individu sebanyak  $C$ . pertama ubah semua gambar 2 dimensi dari database gambar latih menjadi vektor kolom 1 dimensi. Kemudian, masukkan vektor kolom 1 dimensi ini kedalam baris untuk membuat matriks 2 dimensi.
  - 2) Mencari rata-rata citra wajah dengan
- $$\mathbf{\Psi} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{\Gamma}_i \quad (6)$$
- 3) Mencari deviasi dari setiap gambar dari rata-rata citra wajah

$$\mathbf{\varphi}_i = \mathbf{\Gamma}_i - \mathbf{\Psi} \quad (7)$$

- 4) Menghitug  $M \times M$  matrik L
- 56 Jurnal TISI

$$\mathbf{L} = \mathbf{A} \mathbf{A}^T \quad (8)$$

Hal ini membuat  $\mathbf{M}$  *eigenvectors* sesuai dengan  $\mathbf{M}$  *eigenvalue*. Menggunakan formula  $u = A * v$ , untuk mendapatkan  $\mathbf{M}$  *eigenvectors* paling signifikan dari kovarians matriks  $C = \mathbf{A} \mathbf{A}^T$ .

- 5) Memproyeksikan vektor gambar tengah menjadi bentuk *subspace* menggunakan *eigenvectors* yang paling signifikan dari  $C$  (yang telah dihitung pada metode PCA). menghitung rata-rata dari setiap kelas pada *eigenspace*. Menghitung jumlah rata-rata di *eigenspace*. Dalam penyebaran matriks ( $S_w$ ) dan antara penyebaran matriks ( $S_b$ ) dihitung dengan:

$$S_w = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^{N_j} (\mathbf{r}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)(\mathbf{r}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)^T \quad (9)$$

Dimana  $\mathbf{r}_i^j$  merupakan  $i^{th}$  kelas sampel dari  $j$ ,  $N_j$  merupakan angka dari sampel dalam kelas  $j$ ,  $C$  merupakan nomor dari kelas,  $\boldsymbol{\mu}_j$  merupakan rata-rata dari kelas  $j$ .

$$S_b = \sum_{j=1}^C (\mathbf{r}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)(\mathbf{r}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)^T \quad (10)$$

Dimana rata-rata dari seluruh kelas di representasikan sebagai  $\boldsymbol{\mu}$ .

- 6) Meminimalisasikan  $S_w$  dan memaksimalkan  $S_b$ . hal ini dapat dilakukan dengan memaksimalkan rasio dari rasio ini menjadi maksimal dengan *eigenvectors* dari  $S_b S_w$  membentuk kolom vektor dari proyeksi matriks

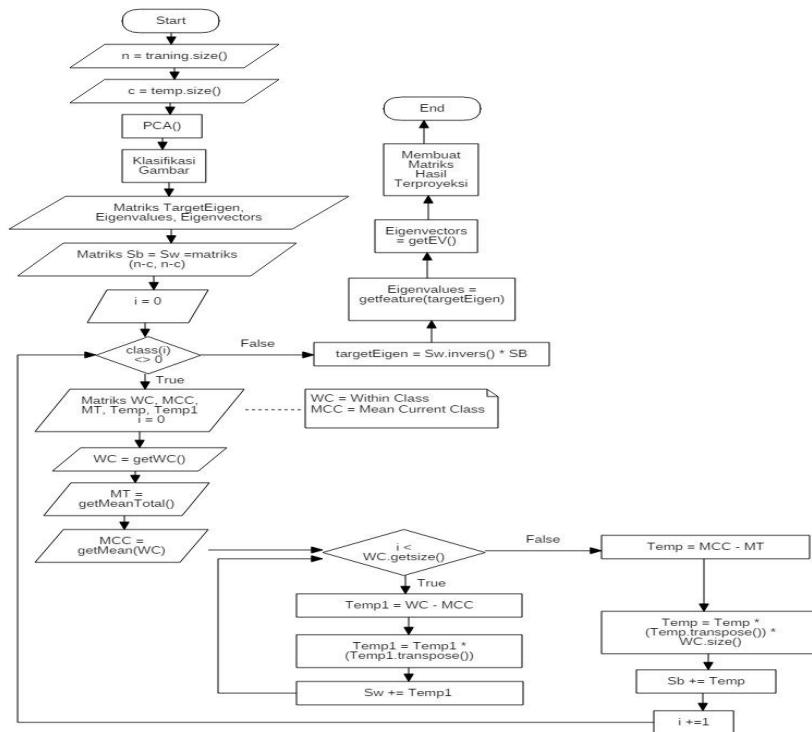
$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1 \mathbf{w}_2 \dots \mathbf{w}_{C-1}] \quad (11)$$

Dimana  $\{\mathbf{w}_i | i = 1, 2, \dots, C - 1\}$  merupakan *eigenvectors* dari  $S_b$  dan  $S_w$  yang sesuai dengan penurunan *eigenvalues*  $\{\lambda_i | i = 1, 2, \dots, C - 1\}$ .

- 7) Untuk mencegah  $S_w$  menjadi data tunggal, PCA digunakan untuk mereduksi dimensi dari ruang fitur M-C dan kemudian LDA diaplikasikan untuk reduksi dimensi lebih lanjut menjadi  $C-1$ .

- 8) Klasifikasi citra

Data latih citra wajah diproyeksikan dengan cara yang sama. Proyeksi dari data latih akan dibandingkan dengan proyeksi data latih yang telah disimpan dengan metode KNN. Kesamaan pengukuran digunakan untuk menentukan identitas dari gambar latih citra wajah yang memiliki kemiripan terdekat dengan gambar uji.



Gambar 4. Flowchart ekstraksi fitur LDA

Pada ekstraksi fitur LPP, citra yang telah melalui tahap pra-proses akan dilatih untuk mendapatkan fitur-fitur pada setiap citra. Tahap-tahap dalam metode LPP adalah [10]:

Tahap pertama dalam proses LPP adalah dengan membangun matriks ketetanggaan yang terdekat antar wajah yang ada. Untuk melakukan ini biasanya digunakan k – nearest neighbor. Setelah itu dicari bobot tiap matriks yang berdekatan dengan cara heat kernel

$$S_{ij} = e^{-\frac{|x_i - x_j|^2}{t}} \quad (12)$$

Dimana t adalah sebuah konstanta yang sesuai matrix yang tidak berdekatan diberi bobot 0. Perhitungan eigenvector dan eigen value dapat dilakukan dengan menghitung matrix D dan matriks L terlebih dahulu

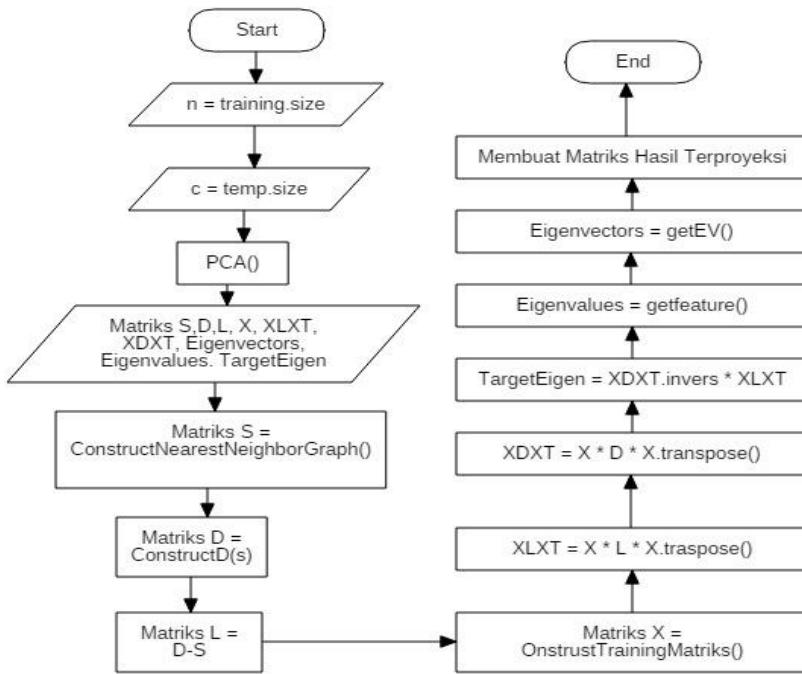
$$D_{ij} = \sum_j S_{ij} \quad (13)$$

$$L = D - S \quad (14)$$

$$XLX^T W = \lambda XDX^T \quad (15)$$

Dengan X adalah matriks yang berisi kumpulan citra latih yang akan di proses.

Pada tahap ekstraksi fitur LPP, LPP akan mencari tetangga terdekat terdahulu untuk mendapatkan fitur dari citra yang dilatihkan. Dalam ekstraksi fitur LPP, akan dilakukan ekstraksi fitur PCA terlebih dahulu. Kemudian, hasil dari ekstraksi fitur PCA akan dilakukan pencarian tetangga terdekat. Pencarian tetangga terdekat dilakukan karena LPP melakukan ekstraksi fitur menggunakan tetangga terdekat, sehingga harus dicari tetangga terdekat lebih dahulu. Setelah itu akan dihitung nilai *Eigenvectors* dan *Eigenvalues* dari data yang ada. Setelah *Eigenvectors* dan *Eigenvalues* didapatkan, maka akan dibuat matriks baru sesuai dengan nilai *Eigenvectors* dan *Eigenvalues* yang didapatkan sebelumnya (Gambar 5).



Gambar 5. Flowchart ekstraksi fitur LPP

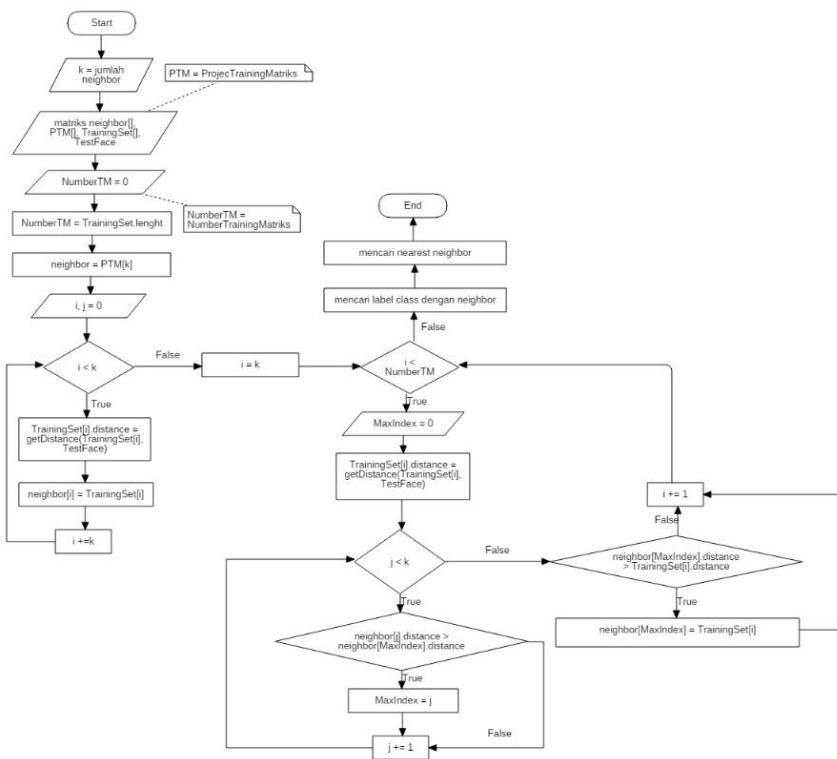
Setelah dilakukan ekstraksi fitur, maka data hasil pelatihan akan disimpan kedalam objek yang telah disiapkan untuk digunakan dalam proses pengujian. Pada proses pengujian, data citra uji akan dilakukan tahap pra-proses kembali dan kemudian akan dilakukan pengujian dengan menggunakan metode klasifikasi KNN. Dalam pengklasifikasian KNN, akan dilakukan pencarian untuk *neighbor* citra yang telah dilakukan ekstraksi fitur dengan citra yang diujikan. *Neighbor* yang dicari sebanyak nilai *k* yang digunakan. Setelah mendapatkan *k neighbor*, maka akan dilakukan pengidentifikasi citra uji dengan citra hasil ekstraksi fitur dan akan dicari citra hasil ekstraksi fitur yang paling identik dengan citra uji sebagai hasil dari pengenalan yang dilakukan (Gambar 6).

Algoritma metode *KNN* bekerja berdasarkan jarak terpendek dari *query instance* ke *training sample* untuk menentukan *KNN*-nya. *Training sample* diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi *training sample*. Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelak *c* jika *c* merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada *k* buah tetangga terdekat dari titik tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan *Euclidean Distance* yang direpresentasikan sebagai berikut [11]:

$$D(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (16)$$

dimana matriks  $D(a,b)$  adalah jarak skalar dari kedua vektor  $a$  dan  $b$  dari matriks dengan ukuran  $d$  dimensi.

## Pengujian Pengenalan Wajah Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor



Gambar 6. *Flowchart KNN*

Pada penelitian ini, akan dilakukan tiga buah pengujian data kelompok, dimana pada pengujian pertama akan dilakukan pengujian menggunakan citra hasil unduhan. Pada penelitian ini citra latih yang digunakan adalah citra 8 subjek dengan masing-masing 17 citra, dan citra latih 8 subjek dengan masing-masing 4 citra. Berikut merupakan hasil pengujian pertama :

Tabel 1. Pengujian 1

Nilai k	4			5			6		
	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP
FAR (%)	0,09%	0,09%	0,18%	0,09%	0,09%	0,37%	0,09%	0,09%	0,46%
FRR (%)	1,47%	1,47%	2,94%	1,47%	1,47%	5,88%	1,47%	1,47%	7,35%

Hasil pengujian pada table 1 menunjukkan hasil pengenalan wajah menggunakan ekstraksi fitur LDA dan PCA memiliki hasil baik dalam mengekstraksi fitur yang ada sehingga KNN dapat mengenal wajah dengan baik.

Pada pengujian ke dua, akan dilakukan dengan citra wajah yang telah diambil sendiri dengan kamera *smartphone* dengan berbagai ekspresi dan tambahan aksesoris berupa kacamata. Pada penelitian ini citra latih yang digunakan berjumlah 125 citra (5 subjek dengan masing-masing 25 citra), dan citra latih berjumlah 75 citra (5 subjek dengan masing-masing 15 citra). Berikut merupakan hasil pengujian ke dua.

Tabel 2. Pengujian 2

Tabel 2. Pengujian 2

Nilai k	4			5			6		
Ekstraksi Fitur	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP
FAR (%)	4,33%	2,67%	4,67%	3,67%	2,67%	5,00%	4,33%	2,67%	4,33%
FRR (%)	17,33%	10,67%	18,67%	14,67%	10,67%	20,00%	17,33%	10,67%	17,33%

Hasil pengujian pada table 2 menunjukkan hasil pengenalan wajah menggunakan ekstraksi fitur LDA memiliki hasil baik dalam mengekstraksi fitur yang ada sehingga KNN dapat mengenal wajah dengan baik.

Pada pengujian ke tiga, akan dilakukan dengan citra wajah pada penelitian ke dua yang dipotong menggunakan *photoshop*. Pada penelitian ini citra latih yang digunakan

berjumlah 125 citra (5 subjek dengan masing-masing 25 citra), dan citra latih berjumlah 75 citra (5 subjek dengan masing-masing 15 citra). Berikut merupakan hasil pengujian ke dua.

Tabel 3. Pengujian 3

Nilai k	4			5			6		
	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP	PCA	LDA	LPP
FAR (%)	2,67%	1,67%	3,00%	2,00%	1,67%	3,33%	2,67%	1,67%	2,67%
FRR (%)	10,67%	6,67%	12,00%	8,00%	6,67%	13,33%	10,67%	6,67%	10,67%

Hasil pengujian pada table 3 menunjukkan hasil pengenalan wajah yang tidak berbeda jauh dengan pengujian ke 2, dimana ekstraksi fitur LDA paling baik dalam pengenalan wajah dibandingkan dengan metode ekstraksi fitur lainnya.

Selain pengujian kelompok, akan dilakukan juga pengujian citra wajah per individu, dimana citra yang diujikan hanya 1 buah. Berikut merupakan hasil pengujian yang dilakukan:

Tabel 4. Pengujian per individu

Pengujian	Hasil Pengujian		
	PCA + KNN	LDA + KNN	LPP + KNN
Citra latar belakang Putih	Gagal	Berhasil	Berhasil
Citra latar belakang berwarna	Gagal	Gagal	Gagal
Citra dalam ruangan	Gagal	Berhasil	Berhasil
Citra Luar Ruangan	Gagal	Gagal	Gagal
Citra dengan derajat kemiringan $> 45^\circ$	Gagal	Gagal	Gagal
Citra dengan derajat kemiringan $< 45^\circ$	Gagal	Gagal	Gagal

Hasil pengujian pada table 4 menunjukkan hasil pengenalan wajah menggunakan ekstraksi fitur LDA dan LPP baik dalam mengenal wajah dengan latar belakang 1 warna. Untuk pengujian citra dengan kemiringan  $> 45^\circ$  menghasilkan hasil yang kurang baik karena fitur ciri yang banyak hilang karena citra yang tidak optimal.

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, maka dapatkan bahwa ekstraksi fitur LDA merupakan ekstraksi fitur yang terbaik dalam mengoptimalkan metode KNN dalam mengenal wajah.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan dalam pengujian ini adalah ekstraksi fitur yang baik digunakan untuk pengklasifikasian *K-Nearest Neighbor* (KNN) terutama untuk pengenalan wajah adalah ekstraksi fitur *Linear Discriminant Analysis* (LDA), citra dengan derajat kemiringan tidak  $> 45^\circ$  atau  $< 45^\circ$  memiliki akurasi ketepatan pengujian yang lebih baik, citra dengan latar belakang 1 buah warna lebih dapat dikenal dengan baik dibandingkan citra dengan latar belakang berwarna, cahaya dan latar belakang mempegaruhi hasil pengujian yang dilakukan. Sistem masih kesulitan dalam mengenal wajah yang hampir mirip, sistem kesulitan dalam mengenal wajah yang kecil.

#### 5. SARAN

Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lainnya dalam pengenalan wajah dan menambahkan proses pada pra-proses citra sehingga citra lebih baik dalam pengambilan fitur dan

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] He, X., Yan, S., Hu, Y., Niyogi, P., & Zhang, H. J. 2005. Face recognition using Laplacianfaces. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(3), 328-340.

- [2] Karamizadeh, S., Abdullah, S. M., Manaf, A. A., Zamani, M., & Hooman, A. (2013). An overview of principal component analysis. *Journal of Signal and Information Processing*, 4(3B), 173.
- [3] Garg, S., Adya, Y., Gambhir, V., Yadav, M., & Pandey, M. 2016. Face Recognition Techniques-A Review. *International Journal of Scientific Research*, 4(7).
- [4] Bhatia, N., Vandana. 2010. Survey of Nearest Neighbor Techniques. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 8(2), 302-305.
- [5] K.S. Maheswari & C.Harinath Babu. 2015. A Color Face Recognition Using PCA and KNN Classifier. *Internasional journal & Magazine of Engineering, Technology, Management and Research*, 2(9), 1110-1116.
- [6] S. Pressman, Roger, 2012, Rekayasa Perangkat Lunak Pendekatan Praktisim edisi 7, C.V ANDI OFFSET, Yogyakarta.
- [7] Shalahudin, A.S. Rosa, 2013, Rekayasa Perangkat Lunak Terstruktur dan Berorientasi Objek, Penerbit Informatika, Bandung.
- [8] M.Turk and A. Pentland, “*Eigenface for recognition*”. J. Cogn. Neurosci., Vol. 3, pp. 71-86, March 1991.
- [9] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, “*Eigenfaces vs fisherface: Recognition using class specific linear projection*,” IEEE. Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 19, pp. 711-720, July 1997.
- [10] Suharja, K. A., Hidayat, B., Aulia, S. 2015. ANALISIS DAN IMPLEMENTASI SISTEM PENGENALAN WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN METODE LNMF DAN LPP PADA RUANG TERBUKA. Universitas Telkom, 1-8.
- [11] Sikki, M. I. 2012. Pengenalan wajah menggunakan *k-nearest neighbour* dengan praproses transformasi *wavelet*. *Jurnal LPPM: PARADIGMA*, 10(02).