

Perbandingan Metode Linier Discriminant Analysis Dan Principal Component Analysis Dalam Mendeteksi Wajah Pada Citra Digital

Alfisyahri Reza¹, Khairi Ibnutama², Sri Murniyanti³

^{1,2,3} Sistem Informasi, Stmik Triguna Dharma

Email: ¹rezaalfisyahri01@gmail.com, ²mr.ibnutama@gmail.com, ³srimurnianti21@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: rezaalfisyahri01@gmail.com

Article History:

Received Jul 20th, 2026

Revised Aug 24th, 2026

Accepted Aug 31th, 2026

Abstrak

Pengenalan wajah merupakan salah satu teknologi biometrika yang paling banyak digunakan untuk identifikasi personal. Meskipun pengenalan wajah secara manual oleh manusia tergolong mudah, proses ini menjadi lebih kompleks ketika diimplementasikan menggunakan teknologi komputer. Berbagai metode telah dikembangkan untuk memecahkan masalah ini, salah satunya adalah metode pengenalan wajah berbasis citra digital. Namun, tantangan utama dalam pengenalan wajah adalah bagaimana mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra wajah sehingga dapat memberikan hasil identifikasi yang akurat. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini membandingkan dua metode pengenalan wajah yang populer, yaitu Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA). Kedua metode ini diterapkan dalam sistem pemrograman desktop untuk mengolah citra wajah dan mengidentifikasi identitas individu. PCA digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan mempertahankan informasi yang paling penting, sementara LDA digunakan untuk memaksimalkan separasi antar kelas dalam data latih. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas kedua metode tersebut dalam konteks pengenalan wajah. Hasil akhir dari penelitian ini adalah pengembangan aplikasi desktop yang mampu mendeteksi dan mengenali wajah menggunakan metode PCA dan LDA. Aplikasi ini telah diuji dengan berbagai skenario, dan hasilnya menunjukkan bahwa LDA memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan PCA pada kondisi tertentu, terutama ketika jumlah data latih yang tersedia terbatas. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi alat yang efektif untuk pengenalan wajah di berbagai bidang, seperti keamanan dan kontrol akses.

Kata Kunci : Pengenalan Wajah, Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA), Citra Digital, Biometrika, Ekstraksi Fitur.

Abstract

Facial recognition is one of the most widely used biometric technologies for personal identification. Although manual facial recognition by humans is relatively easy, the process becomes more complex when implemented using computer technology. Various methods have been developed to solve this problem, one of which is image-based facial recognition. However, the main challenge in facial recognition lies in how to extract important features from facial images to provide accurate identification results. To address this issue, this research compares two popular facial recognition methods: Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA). Both methods are applied in a desktop programming system to process facial images and identify individual identities. PCA is used to reduce data dimensions while retaining the most important information, while LDA is used to maximize class separation in the training data. This research aims to evaluate the effectiveness of both methods in the context of facial recognition. The final result of this research is the development of a desktop application capable of detecting and recognizing faces using PCA and LDA methods. The application has been tested in various scenarios, and the results show that LDA provides higher accuracy compared to PCA in certain conditions, particularly when the available training data is limited. This application is expected to be an effective tool for facial recognition in various fields, such as security and access control.

Keywords: Facial Recognition, Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA), Digital Image, Biometrics, Feature Extraction

1. PENDAHULUAN

Citra digital adalah representasi visual dua dimensi yang berasal dari citra analog dua dimensi yang kontinu, dihasilkan melalui proses pengambilan sampel [1]. Gambar analog dibagi menjadi N baris dan M kolom sehingga menjadi gambar diskrit. Citra digital merupakan citra yang dapat diolah komputer [2]. Yang disimpan dalam komputer hanyalah angka-angka yang menunjukkan besar intensitas pada masing-masing piksel. Karena berbentuk data numerik maka citra digital dapat diolah dengan komputer [3].

Sistem biometrika adalah teknologi pengenalan diri menggunakan bagian tubuh manusia seperti sidik jari, telinga, wajah, geometri tangan, retina, gigi dan bibir. Pengenalan wajah menjadi salah satu sistem biometrika yang paling banyak digunakan untuk identifikasi personal, misalnya pada penggunaan mesin absensi atau akses control. Hal ini karena wajah merupakan salah satu biometrika yang paling umum digunakan untuk mengenali seseorang. Selain itu, pengenalan wajah juga tidak mengganggu kenyamanan seseorang saat akuisisi citra. Pada sistem pengenalan wajah, citra wajah dari seorang individu akan diakuisisi sebagai citra masukan yang kemudian dicocokkan dengan sekumpulan citra wajah yang sebelumnya telah disimpan di dalam database untuk mengenali citra wajah dari individu tersebut. Citra adalah representasi dua dimensi untuk bentuk-bentuk fisik nyata tiga dimensi. Citra dalam perwujudannya dapat bermacam-macam, mulai dari gambar putih pada sebuah foto (yang tidak bergerak) sampai pada gambar warna yang bergerak pada televisi. Proses transformasi dari bentuk tiga dimensi ke bentuk dua dimensi untuk menghasilkan citra akan dipengaruhi oleh bermacam-macam faktor yang mengakibatkan penampilan citra suatu benda tidak sama persis dengan bentuk fisik nyatanya.

Pemanfaatan pengolahan citra pada bidang biometrika telah mengalami kemajuan yang sangat pesat. Salah satu bidang yang banyak diteliti dan dikembangkan adalah kemampuan komputer untuk dapat mengenali identitas seseorang melalui citra wajah. Pengenalan wajah (face recognition) tentu sangat mudah apabila dilakukan oleh manusia. Namun tidak bagi teknologi komputer yang belum dilengkapi sistem cerdas. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem cerdas yang dapat melakukan pemrosesan pengenalan wajah. Sistem pengenalan wajah dibagi menjadi tiga bagian yaitu segmentasi/deteksi, ekstraksi ciri dan pengenalan wajah. Hal yang terpenting dalam pengenalan wajah adalah ekstraksi semua informasi yang relevan pada citra wajah. Ekstraksi fitur ciri wajah dibagi menjadi dua, yaitu Holistik (mengenali wajah secara keseluruhan) dan Parsial (mengenali 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 [4].

Ada beberapa metode pengenalan citra wajah secara holistik yaitu PCA (Principal Component Analisis) dan LDA (Linier Discriminant Analysis). Dari kedua metode tersebut, maka pada penelitian ini akan berfokus pada pembahasan perbandingan dari metode PCA (Principal Component Analisis) dan LDA (Linier Discriminant Analysis). Untuk sistem yang dibangun dalam membandingkan kedua metode tersebut adalah Desktop Programing.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membahas hasil dari pengolahan citra menggunakan metode PCA (Principal Component Analisis) dan LDA (Linier Discriminant Analysis). Contohnya, penelitian yang dilakukan oleh Gina Enzellina dan Didi Suhaedi menyoroti keberhasilan implementasi PCA (Principal Component Analisis) dalam menganalisis faktor dominan yang saling berkolaborasi dengan nilai loading [5]. Sementara itu, penelitian oleh Muhammad Zulfahmi Nasution menunjukkan bahwa Faktor Dominan merupakan faktor yang paling dominan mempunyai nilai Eigenvalue terbesar [6]. Selain itu untuk metode Linier Discriminant Analysis pada penelitian yang dilakukan Ayu Anggrestianingsih bahwa tingkat akurasi dengan menggunakan metode LDA tergantung pada kelas data uji. Skenario yang memiliki nilai terbesar yaitu 80% dengan menggunakan 30 data latih serta 5 data uji dengan kelas yang mendominasi [7], selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh Berli Paripurna Kamel, standart deviasi sangat mempengaruhi keakuratan metode [8].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Metode penelitian merupakan langkah-langkah ilmiah yang digunakan untuk mengumpulkan data dengan tujuan dan kegunaan tertentu. Proses ini melibatkan studi langsung di lapangan guna menghimpun informasi yang diperlukan untuk menyelesaikan suatu masalah penelitian. Penting untuk mematuhi aturan dan kaidah yang berlaku dalam penelitian agar hasil yang diperoleh dapat dianggap valid. Oleh karena itu, pemahaman terhadap prinsip-prinsip ini sangat penting untuk mencapai tujuan penelitian yang diinginkan.

Ada beberapa teknik dalam penyampaian data yang dapat digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

1. Pengamatan (Observasi)

Observasi adalah aktivitas yang dilakukan pada suatu proses atau objek dengan memiliki tujuan untuk merasakan dan kemudian memahami pengetahuan yang ada dari sebuah fenomena berdasarkan pengetahuan dan gagasan-gagasan yang sudah diketahui sebelumnya. Objek yang diteliti pada kasus ini adalah pengumpulan gambar atau foto lama. Dalam teknik ini dilakukan upaya untuk meningkatkan kualitas citra digital dengan menggunakan metode PCA (Principal Component Analisis) dan LDA (Linier Discriminant Analysis).

2. Studi Kepustakaan (Library Research)

Studi Keputusan adalah salah satu elemen yang mendukung sebagai landasan teoritis peneliti untuk mengkaji masalah yang dibahas. Dalam hal ini menggunakan beberapa sumber kepustakaan diantaranya : Buku, Jurnal Nasional, Jurnal Internasional dan sumber-sumber lainnya yang berkaitan dengan bidang ilmu pengolahan citra.

Adapun data yang akan dibentuk menjadi data set untuk wajah adalah sebagai berikut :

Tabel 1. Data Wajah

No	Gambar	Grayscale	Kelas	Nama Gambar	Keterangan
1			A	Gambar 1 (Tampak Depan)	Data Latih
2			A	Gambar 2 (Tampak Depan)	Data Latih
3			A	Gambar 3 (Tampak Kiri)	Data Latih
4			B	Gambar 4 (Tampak Depan)	Data Latih
5			B	Gambar 5 (Tampak Depan)	Data Latih
6			B	Gambar 6 (Tampak Depan)	Data Latih
7			B	Gambar 7 (Tampak Depan)	Data Latih

8			B	Gambar 8 (Tampak Kanan)	Data Latih
9			B	Gambar 9 (Tampak Kiri)	Data Latih
10			B	Gambar 10 (Tampak Depan)	Data Latih
11			B	Gambar 11 (Tampak Depan)	Data Latih
12				Gambar 12 (Tampak Kanan)	Data Uji

2.2 Citra

Citra merupakan representasi secara visual dari suatu objek yang dapat dibagi menjadi 2 yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang bersifat kontinu seperti citra pada televisi, foto, lukisan, dan pemandangan alam. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer, sehingga tidak dapat diolah. Supaya dapat diolah oleh komputer maka citra analog harus diubah ke citra digital melalui sebuah konverter [9]. Pengolahan citra digital adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara. Foto adalah contoh gambar berdimensi dua yang dapat diolah dengan mudah. Setiap foto dalam bentuk citra digital (misalnya berasal dari kamera digital) dapat diolah melalui perangkat lunak tertentu. Sebagai contoh, apabila hasil bidikan kamera terlihat sedikit gelap, citra dapat diolah menjadi lebih terang. Dimungkinkan pula memisahkan foto orang dari latar belakangnya. Gambar tersebut menunjukkan hal sederhana yang dapat dilakukan melalui pengolahan citra digital. Citra digital adalah citra hasil representasi berdasarkan pendekatan sampling dan kuantisasi dalam baris dan kolom, sehingga sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran piksel (titik) pada citra dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin. Kuantisasi pada citra dapat juga menyatakan jumlah warna yang ada pada citra.

Sebuah citra digital dapat diwakili oleh sebuah matriks dua dimensi $f(x,y)$ yang terdiri dari M kolom dan N baris, dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut piksel atau elemen terkecil dari sebuah citra yang dijelaskan seperti pada Persamaan berikut.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, m-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, m-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(n-1,0) & f(n-1,1) & \dots & f(n-1, m-1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots[2.1]$$

$0 \leq f(x,y) \leq G-1$, dengan M adalah jumlah piksel baris (*row*) pada *array* citra, N adalah jumlah piksel kolom (*column*) pada *array* citra, dan G adalah nilai skala keabuan (*grayscale*). Besarnya nilai M, N dan G pada umumnya merupakan perpangkatan dari dua ($M = 2^m$, $N = 2^n$, $G = 2^k$). Untuk nilai m, n dan k adalah bilangan bulat positif. *Interval* (0,G) disebut skala keabuan (*grayscale*). Besar G tergantung pada proses digitalisasinya. Biasanya keabuan 0 (nol) menyatakan intensitas hitam dan 255 menyatakan intensitas putih. Untuk citra 8 bit, nilai G sama dengan $2^8 = 256$ warna (derajat keabuan).

Citra keabuan merupakan citra digital yang mempunyai satu nilai kanal pada setiap pikselnya sehingga nilai RGB bernilai sama. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas dari citra. Warna yang ditampilkan adalah warna hitam, keabuan dan putih. Tingkat keabuan merupakan warna abu dengan tingkat hitam yang mendekati putih.

Tujuan mengubah menjadi grayscale adalah untuk menyederhanakan model citra karena citra berwarna terdiri dari matriks 3 layer, yaitu R-layer, G-layer dan B-layer sehingga untuk melakukan proses-proses selanjutnya tetap diperhatikan tiga layer di atas. Bila setiap proses perhitungan dilakukan menggunakan tiga layer, berarti dilakukan tiga perhitungan yang sama. Dengan mengubah citra menjadi grayscale maka matriks 3 layer diubah menjadi 1 layer. Dalam citra ini tidak ada lagi warna.

Citra skala keabuan memberikan warna yang lebih banyak pada citra biner karena terdapat kemungkinan nilai-nilai lain antara nilai minimum (0) hingga maksimum. Format citra ini umumnya memiliki warna antara hitam sebagai warna minimal dan warna putih sebagai warna maksimal, sedangkan warna di antaranya adalah warna kelabu. Dalam prakteknya warna yang dapat dipakai tidak terbatas pada warna kelabu, sebagai contoh dipilih warna minimalnya adalah warna putih dan warna maksimalnya adalah warna merah, maka semakin besar nilainya semakin besar pula intensitas warna merahnya. Pada citra grayscale warna bervariasi antara hitam dan putih, tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak. Citra grayscale seringkali merupakan perhitungan dari intensitas cahaya pada setiap pixel pada spektrum elektromagnetik single band.

Tepi (*edge*) adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang cepat/tiba-tiba (besar) dalam jarak yang singkat. Sedangkan deteksi tepi (*Edge Detection*) pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari obyek-obyek citra, tujuannya adalah untuk (a) menandai bagian yang menjadi detail citra; dan (b) memperbaiki detail dari citra yang kabur, yang terjadi karena error atau adanya efek dari proses akuisisi citra. Suatu titik (x,y) dikatakan sebagai tepi (*edge*) dari suatu citra bila titik tersebut mempunyai perbedaan yang tinggi dengan tetangganya.

Citra berwarna merupakan citra yang memiliki 3 buah kanal warna. Umumnya jenis citra berwarna terbentuk dari komponen merah/red (R), hijau/green (G), biru/blue (B) yang dimodelkan ke dalam ruang warna RGB sehingga citra ini biasa dikenal sebagai Citra Gambar. Selain ruang warna RGB, terdapat pula ruang warna lainnya seperti CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black), HSV (Hue, Saturation, Value), YCbCr(), dan Lab (L^*a^*b) [10].

Red (Merah), Green (Hijau) dan Blue (Biru) merupakan warna dasar yang dapat diterima oleh mata manusia. Setiap piksel pada citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi dari ketiga warna dasar RGB. Setiap titik pada citra warna membutuhkan data sebesar 3 byte. Setiap warna dasar memiliki intensitas tersendiri dengan nilai minimum nol (0) dan nilai maksimum 255 (8 bit). RGB didasarkan pada teori bahwa mata manusia peka terhadap panjang gelombang 630 nm (merah), 530 nm (hijau), dan 450 nm (biru).



Gambar 1 Citra Warna

2.3 Linier Discriminant Analysis

Teori statistika yang telah banyak digunakan secara luas baik dalam hal pengolahan citra, pembelajaran mesin dan pengolahan data merupakan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Pada tahun 1936 *Linear Discriminant Analysis* (LDA) pertama kali dibuat serta dipublikasikan oleh Ronald A. Fisher yang berjudul “*The Use Of Multiple Measure in Taxonomic Problem*” yang dirilis melalui sebuah paper. Sebuah statistika terpisah untuk masing-masing obyek yang menggunakan metode ekstraksi fitur yang dipadukan dengan statistika dan perhitungan operasi matematika [11].

Untuk melakukan perhitungan linear discriminant analysis (LDA) rumus yang digunakan akan dijabarkan pada Persamaan 1.

$$f_i = \mu_i C^{-1} x_k^t - \frac{1}{2} \mu_i C^{-1} \mu_i^t + \ln(P_i)$$

f_i = fungsi discriminant kelas ke -i

C^{-1} = invers dari grup matriks kovarian

x_k^T = matriks transposed dari matriks data uji

P_i = peluang munculnya kelas ke-i

μ_i^T = transposerata-rata kelas ke-i

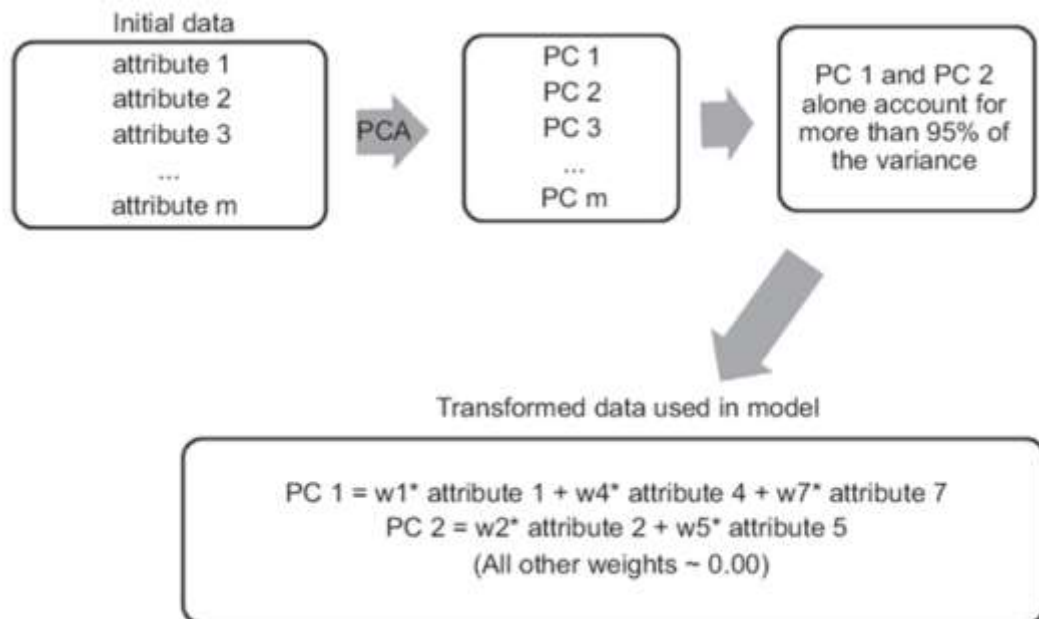
Tujuan dari teknik LDA adalah memproyeksikan matriks data asli ke ruang berdimensi lebih rendah. Untuk mencapai tujuan ini, ada tiga langkah yang perlu dilakukan. Langkah pertama adalah menghitung keterpisahan antar kelas yang berbeda (yaitu jarak antara sarana kelas yang berbeda), yang disebut antar kelas varians atau matriks antar kelas. Langkah kedua adalah menghitung jarak antara mean dan sampel setiap kelas, yang disebut varians dalam kelas atau matriks dalam kelas. Langkah ketiga adalah membangun ruang dimensi bawah yang memaksimalkan varians antar kelas dan meminimalkan perbedaan dalam varians kelas. Bagian ini akan menjelaskan ketiga hal tersebut langkah-langkah secara rinci, dan kemudian penjelasan lengkap tentang LDA algoritma akan diberikan [12].

2.4 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) atau disebut juga transformasi Karhunen Loeve adalah teknik yang digunakan untuk menyederhanakan suatu data, dengan cara mentransformasi linear sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan variansi maksimum. PCA dapat digunakan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data tersebut secara signifikan. Metode ini mengubah dari sebagian besar variabel asli yang saling berkorelasi menjadi satu himpunan variabel baru yang lebih kecil dan saling bebas (tidak berkorelasi lagi). Prinsip dasar dari algoritma Principal Component Analysis adalah mengurangi satu set data namun tetap mempertahankan sebanyak mungkin variasi dalam set data tersebut [13]. Secara matematis Principal Component Analysis mentransformasikan sebuah variabel yang berkorelasi ke dalam bentuk yang bebas tidak berkorelasi. Principal Component adalah bentuk proyeksi transformasi linier dari variabel data. Principal Component satu dengan yang lain tidak saling berkorelasi dan diurutkan sedemikian rupa sehingga Principal Component yang pertama memuat paling banyak variasi dari data set. Sedangkan Principal Component yang kedua memuat variasi yang tidak dimiliki oleh Principal Component pertama [14].

PCA merupakan kombinasi linear dari variabel awal yang secara geometris kombinasi linear ini merupakan sistem koordinat baru yang diperoleh dari rotasi sistem semula. Metode PCA sangat berguna digunakan jika data yang ada memiliki jumlah variabel yang besar dan memiliki korelasi antar variabelnya. Perhitungan dari Principal Component analysis didasarkan pada perhitungan nilai Eigen dan vektor Eigen yang menyatakan penyebaran data dari suatu dataset. Dengan menggunakan PCA, variabel yang tadinya sebanyak n variabel akan diseleksi menjadi k variabel baru yang disebut Principal Component, dengan jumlah k lebih sedikit dari n. Dengan hanya menggunakan k Principal Component akan menghasilkan nilai yang sama dengan menggunakan n variabel. Variabel hasil dari seleksi disebut Principal Component [15]. PCA digunakan untuk menjelaskan struktur matriks varians-kovarians dari suatu set variabel melalui kombinasi linier dari variabel-variabel tersebut. Secara umum Principal Component (PC) dapat berguna untuk seleksi fitur dan interpretasi variabel-variabel [16][17].

Skema konseptual yang diilustrasikan bagaimana PCA dapat membantu untuk menyederhanakan dimensi dari data melalui hipotesa dataset berjumlah m variabel dapat ditunjukkan pada Gambar 1 berikut :



Gambar 2 Model konseptual PCA untuk tahap seleksi fitur

Prosedur pengerjaan *Principal Component Analysis* bertujuan untuk menyederhanakan dan menghilangkan faktor atau indikator skrining yang kurang dominan dan kurang relevan tanpa mengurangi maksud dan tujuan dari data asli dari variabel acak x (matrik berukuran $n \times n$, dimana baris-baris yang berisi observasi sebanyak n dari variabel acak x) adalah sebagai berikut:

1. Menghitung matrik varians kovarian dari data observasi.

Varians ($\text{Var}(x)$) dihitung untuk menemukan penyebaran data dalam set data citra untuk menentukan penyimpangan data dalam set data sampel. Matrik Kovarian $\text{Cov}(x, y)$ ialah matriks yang nilai-nilai kovariansi pada tiap cellnya diperoleh dari sampel. Misalkan x dan y adalah variabel acak.

$$\text{Var}(x) = \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_{ij} - \mu_j)^2 \dots \dots \dots [2.1]$$

$$\text{Cov}(x, y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \mu_{xj})(y_{ij} - \mu_{yj}) \dots \dots \dots [2.2]$$

Dengan μ_x dan μ_y merupakan rata – rata (*mean*) sampel dari variabel x dan y , dimana x_i dan y_i merupakan nilai observasi ke- i dari variabel x dan y . Dari data nilai yang digunakan, maka diperoleh matrik kovarian berukuran $n \times n$.

2. Mencari *Eigenvalues* dan *Eigenvector* dari matrik kovarian yang telah diperoleh yaitu: Nilai *Eigen* dan vektor *Eigen* untuk matriks kovarians dihitung. Nilai *Eigen* yang dikomputasi kemudian ditransformasikan (rotasi *orthogonal varimax*) menggunakan persamaan berikut

$$\text{Det}(A - \lambda I) = 0 \dots \dots \dots [2.3]$$

dimana :

A = matrik $n \times n$.

λ = nilai *Eigenvalue*.

I = matriks identitas (matriks persegi dengan elemen diagonal utama bernilai 1 sedangkan elemen lain bernilai 0.

3. Menentukan nilai proporsi *Principal Component* (%) dengan persamaan :

$$\text{PC}(\%) = \frac{\text{Nilai Eigen}}{\text{Varian Kovarian}} \times 100\% \dots \dots \dots [2.4]$$

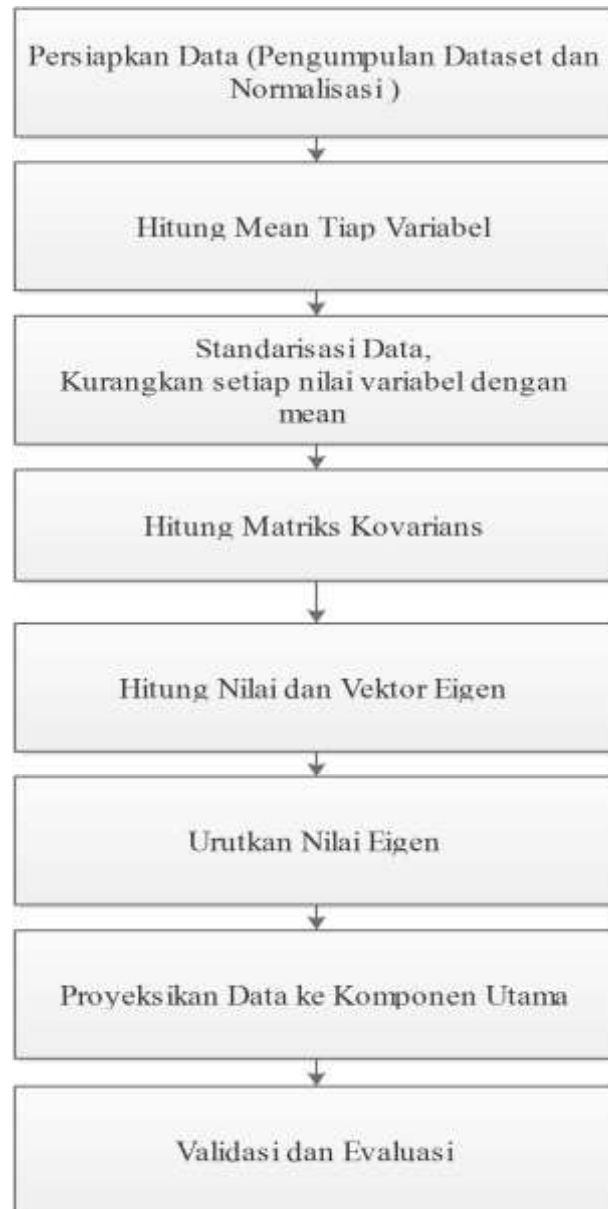
4. Menghitung bobot *factor* (*factor loading*) berdasarkan *Eigenvector* dengan persamaan:

$$A_x = \lambda_x \dots \dots \dots [2.5]$$

Sehingga diperoleh kombinasi linear yaitu: a. $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \dots \lambda_n$ adalah *Eigenvalue* matrik A b. $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ adalah *Eigenvector* sesuai *Eigenvalue*-nya (λ_n).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Algoritma sistem merupakan keterangan dari langkah-langkah penyelesaian masalah dalam perancangan sistem untuk mendeteksi citra wajah dengan menggunakan metode *PCA (Principal Component Analysis)* dan *LDA (Linier Discriminant Analysis)*.



Gambar 3 Kerangka Kerja *PCA (Principal Component Analysis)*

Kerangka kerja *PCA (Principal Component Analysis)* adalah serangkaian langkah-langkah yang dilakukan untuk mengimplementasikan metode *PCA* dalam menganalisis dan mengurangi dimensi data. Tujuan *PCA* adalah untuk menemukan arah (komponen utama) dengan variabilitas maksimum dalam data. Berikut adalah kerangka kerja umum *PCA*:

1. Persiapkan Data:
Kumpulkan *dataset* yang akan dianalisis dengan *PCA*. Pastikan data sudah bersih dan sesuai dengan tujuan analisis. Normalisasikan data jika variabel-variabelnya memiliki skala yang berbeda. Hal ini memastikan bahwa setiap variabel memiliki dampak yang setara dalam analisis.
2. Hitung Rata-rata Data:
Hitung rata-rata untuk setiap variabel dalam *dataset*.
3. Kurangkan Rata-rata dari Setiap Variabel:

Kurangkan rata-rata dari setiap nilai dalam variabel.

4. Hitung Matriks Kovarians:

Hitung matriks kovarians untuk mendapatkan informasi tentang hubungan antar variabel.

5. Hitung Nilai dan Vektor *Eigen*:

Hitung nilai *Eigen* dan vektor *Eigen* dari matriks kovarians.

6. Urutkan Nilai *Eigen*:

Urutkan nilai *Eigen* dari yang tertinggi ke terendah

7. Proyeksikan Data ke Ruang Komponen Utama:

Kalikan matriks data yang sudah dinormalisasi dengan matriks proyeksi $\sqrt{P}$ untuk mendapatkan proyeksi data ke ruang komponen utama.

8. Validasi dan Evaluasi (Opsional):

Lakukan validasi dan evaluasi performa model PCA, terutama jika pengurangan dimensi dilakukan untuk tujuan pemodelan atau klasifikasi. Gunakan metrik evaluasi yang sesuai seperti *explained variance ratio*.

Kerangka kerja *Linear Discriminant Analysis* (LDA) adalah serangkaian langkah-langkah yang dilakukan untuk menerapkan metode LDA dalam analisis data dan pemodelan klasifikasi. LDA bertujuan untuk menemukan sumbu baru (komponen) yang memaksimalkan pemisahan antar kelas sambil meminimalkan dispersi dalam kelas. Berikut adalah kerangka kerja umum LDA:



Gambar 4 Kerangka Kerja LDA (*Linier Discriminant Analysis*)

1. Persiapkan Data:
Kumpulkan *dataset* yang akan dianalisis dengan LDA. Pastikan setiap sampel data telah diklasifikasikan ke dalam kelas. Normalisasikan data jika variabel-variabelnya memiliki skala yang berbeda.
2. Pisah menjadi data Kelas
3. Hitung *Mean* Kelas:
Hitung vektor rata-rata untuk setiap kelas.
4. Hitung Matriks Scatter Dalam Kelas (S_W):
Hitung matriks scatter dalam kelas untuk mengukur seberapa tersebar data dalam masing-masing kelas.
5. Hitung Matriks Scatter Antara Kelas dan Hitung Matriks Invers dan Vektor *Eigen*.
6. Urutkan Nilai *Eigen*:
Urutkan nilai *Eigen* dari yang tertinggi ke terendah. Pilih jumlah komponen utama berdasarkan seberapa banyak variabilitas yang ingin dipertahankan.
7. Proyeksikan Data ke Ruang Komponen Utama:
Proyeksikan data ke ruang komponen utama dengan mengalikan matriks data dengan matriks proyeksi. Analisis hasil proyeksi data untuk melihat sejauh mana komponen utama dapat merepresentasikan variasi dalam data dan membedakan antar kelas.
8. Validasi dan Evaluasi (Opsional):
Lakukan validasi dan evaluasi performa model LDA, terutama jika digunakan untuk klasifikasi. Gunakan metrik evaluasi yang sesuai seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

3.1 Perbandingan Hasil PCA dan LDA

Berikut ini adalah hasil perbandingan dari PCA dan LDA dalam kasus pendeteksian wajah.

Tabel 2. Data Hasil

No	Hasil PCA	Ket PCA	Hasil LDA	Ket LDA
1	Hasil Pengenalan Sesuai Objek B dengan objek uji X_2 adalah 1960.207014	Dihasilkan Kemiripan dengan Objek B	Hasil Pengenalan Sesuai Objek A 3 objek Gambar masuk ke Class A • 10.7493987 • 112.441715 • 8.22288152 Dan 1 Objek Masuk Ke Class B dengan Nilai : • 43.80466	Minimum berada pada Objek A

Keterangan dari Hasil Analisis.

1. Cara kerja PCA dan LDA berbeda, dimana pada PCA: Tidak menggunakan informasi kelas, sedangkan LDA: Menggunakan informasi kelas, yang dimana pada hasil akhir PCA akan menunjukkan kecocokan 1 wajah dengan wajah yang telah dilatih ke sistem, sementara LDA, akan mengelompokkan (*cluster*) beberapa objek wajah yang diinputkan tanpa ada proses pencocokan, sehingga apabila digunakan wajah 1, 2 dan 3, maka ketiga objek tersebut akan disesuaikan berdasarkan kesamaannya.
2. Sama seperti diatas, PCA bertujuan untuk menemukan arah dalam data yang memiliki variansi maksimum, tanpa memperhatikan kelas label dari data, sedangkan LDA bertujuan untuk menemukan arah dalam data yang memaksimalkan separabilitas antara kelas, dengan menggunakan informasi label dari data.
3. PCA: Mengurangi dimensi dengan memaksimalkan variansi data, sedangkan LDA: Mengurangi dimensi dengan memaksimalkan separabilitas antar kelas.
4. Perbedaan hasil dari pengujian diatas juga disebabkan oleh metode LDA yang menjadi menjadi kurang efektif jika asumsi normalitas dan kesamaan kovarians antar kelas tidak terpenuhi (dalam kasus ini data *class* terlalu sedikit).
5. Matriks yang berordo kecil juga sangat mempengaruhi keakuratan kedua metode ini, sehingga jika matriks ordo tinggi maka ada kemungkinan metode akan semakin baik, namun komputasi perhitungan matematika akan semakin rumit.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa pada permasalahan yang terjadi dalam kasus yang diangkat dalam analisis masalah pengenalan wajah dengan menggunakan PCA dan LDA, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut : Dalam mengidentifikasi citra digital dengan metode LDA (Linier Discriminant Analysis) dan PCA (Principal Component Analisis), dilakukan dengan beberapa tahapan yaitu Ekstraksi Fitur dengan mengubah data gambar ke dalam basis baru yang disebut komponen utama kemudian melakukan reduksi dimensi dengan memilih beberapa komponen utama teratas selanjutnya, identifikasi citra yang ingin diidentifikasi dibandingkan dengan komponen utama dari citra pelatihan. Dalam menganalisis dan membandingkan citra digital dengan metode LDA (Linier Discriminant Analysis) dan PCA (Principal Component Analisis). Metode LDA lebih baik dalam melakukan analisis dibandingkan dengan PCA, namun dari sisi kecepatan kinerja metode PCA lebih unggul. Dalam menguji aplikasi pengolahan citra yang dapat mengenali wajah dengan LDA (Linier Discriminant Analysis) dan PCA (Principal Component Analisis), dapat dilakukan dengan menggunakan konsep pengujian Blackbox. Dan pada pengujian Blackbox disimpulkan bahwa sistem yang dibangun ini masih terdapat beberapa bug dan error. Selain itu diperoleh pula beberapa hasil terkait metode PCA, yaitu metode tersebut biasanya menunjukkan peningkatan dalam akurasi klasifikasi jika data memang memiliki fitur yang jelas memisahkan kelas-kelas. Namun, LDA lebih cocok untuk data yang memiliki kelas yang terpisah secara linear. LDA mampu mengurangi dimensi data secara signifikan sambil mempertahankan sebagian besar varians, yang memungkinkan analisis lebih cepat dan efisien. Namun, PCA tidak mempertimbangkan informasi kelas dan hanya fokus pada varians data..

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini. Yaitu Bapak Khairi Ibnuutama S.Kom., M.Kom. dan Sri Murniyanti S.S., M.M.

Daftar Pustaka

- [1] Y. N. Nabuasa, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL PERBANDINGAN METODE HISTOGRAM EQUALIZATION DAN SPESIFICATION PADA CITRA ABU-ABU," *J-ICON*, vol. 7, no. 1, 2019.
- [2] Nadzir Zaid Munantri, Herry Sofyan, Mangaras Yanu F, "APLIKASI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI UMUR POHON," *TELEMATIKA*, vol. 16, no. 2, 2019.
- [3] N. Z. Munantri, "APLIKASI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI UMUR POHON," *TELEMATIKA*, vol. 16, no. 2, p. 97 – 104, 2019.
- [4] Qadriza Mutiara Detila, Eri Prasetyo Wibowo, "Perbandingan Metode Eigenface, Fisherface, dan LBPH pada Sistem Pengenalan Wajah," *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, vol. 18, no. 4, 2019.
- [5] Gina Enzellina, Didi Suhaedi, "Penggunaan Metode Principal Component Analysis dalam Menentukan Faktor Dominan," *Jurnal Riset Matematika Unisba Press*, vol. 2, no. 2, 2022.
- [6] M. Z. Nasution, "PENERAPAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) DALAM PENENTUAN FAKTOR DOMINAN YANG MEMPENGARUHI PRESTASI BELAJAR SISWA," (*Jurnal Teknologi Informasi*), vol. 3, no. 1, 2019.
- [7] Ayu Anggrestianingsih, Agus Wahyu Widodo, Muhammad Tanzil Furqon, "Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis (LDA) Untuk Klasifikasi Pengambilan Mata Kuliah Pilihan," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 10, 2019.
- [8] Berli Paripurna Kamiel, Yusuf Ahmad, Krisdiyanto, "Deteksi kavitas menggunakan linear discriminant analysis pada pompa sentrifugal," *TURBO*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [9] A. S. Wilianti, "Pengolahan Citra untuk Perbaikan Kualitas Citra Sinar-X Dental Menggunakan Metode Filtering," *Jetri: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 17, no. 1, pp. 31 - 46, 2019.
- [10] F. Atqiya, "Segmentasi Citra Digital Objek Hasil Pengamatan In Situ Localization Gen gfp pada Tanaman Transfoman," *Jurnal Pendidikan Multimedia*, vol. 1, no. 2, p. 53–60, 2019.
- [11] Ayu Anggrestianingsih, Agus Wahyu Widodo, Muhammad Tanzil Furqon, "Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis(LDA) Untuk Klasifikasi Pengambilan Mata Kuliah Pilihan," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 10, 2019.
- [12] Alaa Tharwat, Tarek Gaber, Abdelhameed Ibrahim, Aboul Ella Hassanien, "Linear Discriminant Analysis: A Detailed Tutorial," *Computers and Informatics, Suez Canal*, vol. 1, no. 2, 2020.
- [13] Fajar Sarasati, Widiastuti, Elly Firasari, F. Lia Dwi Cahyanti, "Implementasi Metode Principal Component Analysis untuk Sistem Pengenalan Wajah," *Jurnal Infortech*, vol. 3, no. 2, 2021.

- [14] Rina Firliana, Resty Wulanningrum, Wisnu Sasongko, “Implementasi Principal Component Analysis (PCA) Untuk Pengenalan Wajah Manusia,” *Nusantara of Engineering*, vol. 2, no. 1, 2019.
- [15] Dwi Retno Puspita Sari, “METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS(PCA) SEBAGAI PENANGANAN ASUMSI MULTIKOLINEARITAS (STUDI KASUS: DATA PRODUKSI TAPIOKA),” *PARAMETER*, vol. 2, no. 2, 2023.
- [16] Muhammad Zulfahmi Nasution, “PENERAPAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) DALAM PENENTUAN FAKTOR DOMINAN YANG MEMPENGARUHI PRESTASI BELAJAR SISWA (Studi Kasus : SMK Raksana 2 Medan),” (*Jurnal Teknologi Informasi*) , vol. 2, no. 1, 2019.
- 17 E. Fadly, S. Adi Wibowo, and A. Panji Sasmito, “Sistem Keamanan Pintu Kamar Kos Menggunakan Face Recognition Dengan Telegram Sebagai Media Monitoring Dan Controlling,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 435–442, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i2.3796.