# Tugas Besar 2 IF 2123 Aljabar Linear Dan Geometri

# Aplikasi Nilai Eigen dan EigenFace pada Pengenalan Wajah (Face Recognition)

# Semester I Tahun 2022/2023



#### **Kelompok RAN:**

Angela Livia Arumsari	13521094
Rinaldy Adin	13521134
Nathania Callista	13521139

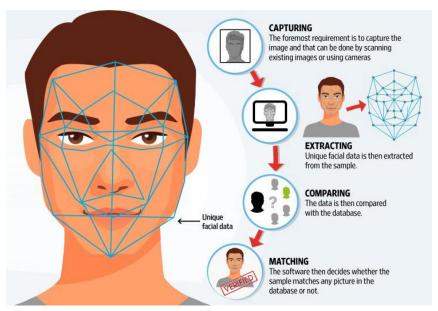
# PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG

### **DAFTAR ISI**

BAB I I	DESKRIPSI MASALAH	3
BAB II	DASAR TEORI	5
2.1	Perkalian Matriks	5
2.2	Nilai Eigen	5
2.3	Vektor Eigen	6
2.4	Eigenface	6
2.5	Dekomposisi QR	7
2.6	Pengenalan Wajah	8
BAB III	I IMPLEMENTASI PROGRAM	10
BAB IV	EKSPERIMEN	14
4.1	Kasus I	14
4.2	Kasus II	16
4.3	Kasus III	19
4.4	Kasus IV	23
BAB V	KESIMPULAN, SARAN, DAN REFLEKSI	27
5.1	Kesimpulan	27
5.2	Saran	27
5.3	Refleksi	27
DAFTA	R REFERENSI	28
LAMPI	RAN	29

# BAB I DESKRIPSI MASALAH

Pengenalan wajah (*Face Recognition*) adalah teknologi biometrik yang bisa dipakai untuk mengidentifikasi wajah seseorang untuk berbagai kepentingan, khususnya keamanan. Program pengenalan wajah melibatkan kumpulan citra wajah yang sudah disimpan dalam *database*, lalu beradasarkan kumpulan citra wajah tersebut, program dapat mempelajari bentuk wajah lalu mencocokkan antara kumpulan citra wajah yang sudah dipelajari dengan citra yang akan diidentifikasi. Alur pemrosesan sebuah sistem pengenalan wajah diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur pemrosesan sistem pengenalan wajah

Terdapat berbagai teknik untuk memeriksa citra wajah dari kumpulan citra yang sudah diketahui, seperti jarak Euclidean (*Euclidean Distance*) dan *cosine similarity*, *principal component analysis*, serta *Eigenface*. Pada tugas ini, akan dibuat sebuah program pengenalan wajah yang menggunakan Eigenface.

Sekumpulan citra wajah akan digunakan dengan representasi matriks. Dari representasi matriks tersebut akan dihitung sebuah matriks Eigenface. Program pengenalan wajah dapat dibagi menajdi 2 tahap berbeda, yaitu tahap *training* dan pencocokkan. Pada tahap *training*, akan diberikan kumpulan data set berupa citra wajah. Citra wajah tersebut dinormalisasi dari RGB ke Grayscale (matriks). Hasil normalisasi akan digunakan untuk perhitungan eigenface. Seperti namanya, matriks eigenface menggunakan eigenvector dalam pembentukannya.

Tugas Besar 2 IF 2123 Aljabar Linear Dan Geometri Aplikasi Nilai Eigen dan EigenFace pada Pengenalan Wajah (Face Recognition)

Pada tahapan akhir, akan ditemukan sebuah gambar dengan euclidean distance paling kecil, maka gambar tersebut yang dikenali oleh program paling meneyrupai test face selama nilai kemiripan di bawah suatu nilai batas. Jika nilai minimum di atas nilai batas, maka dapat dikatakan tidak terdapat citra wajah yang mirip dengan test face.

#### **BAB II**

#### DASAR TEORI

#### 2.1 Perkalian Matriks

Perkalian matriks adalah perkalian yang melibatkan suatu matriks atau susunan bilangan berupa kolom dan angka, serta memiliki sifat – sifat tertentu. Maatriks bisa dikalikan dengan bilangan bulat, maupun matriks lainnya. Perkalian di dalam matriks memiliki syarat masing – masing.

Hasil perkalian matriks dengan bilangan skalar dapat adalah matriks baru, dimana elemen – elemen dari matriks baru ini adalah hasil perkalian bilangan skalar dengan elemen – elemen pada matriks lama. Contohya adalah sebagai berikut :

$$k \times \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ka & kb \\ kc & kd \end{pmatrix}$$

Perkalian matriks dengan matriks lain hanya bisa dilakukan ketika jumlah kolom matriks A sama dengan jumlah baris matriks B, seperti contoh di bawah ini.

$$P.Q = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} ax & + & bx \\ cy & + & dy \end{bmatrix}$$

#### 2.2 Nilai Eigen

Kata eigen berasal dari Bahasa Jerman yang artinya asli atau karakteristik. Misalnya A adalah sebuah matriks n x n, maka vektor tidak nol x di  $R^n$  disebut vector eigen dari A, jika Ax sama dengan perkalian suatu scalar  $\lambda$  dengan x, yaitu

$$Ax = \lambda x$$

Skalar  $\lambda$  disebut nilai Eigen dari A, dan x dinamakan vector eigen yang berkoresponden dengan  $\lambda$ . Nilai eigen dari suatu matriks, dapat dihitung dengan langkah – langkah berikut.

$$Ax = \lambda x$$

$$IAx = \lambda IX$$

$$Ax = \lambda Ix$$

$$(\lambda I - A)x = 0$$

 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$  adalah solusi trivial dari persamaan  $(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{0}$ . Agar persamaan di atas memilik solusi tidak nol, maka haruslah

$$det(\lambda I - A) = 0$$

Persamaan di atas disebut juga dengan persamaan karakteristik dari matriks A dan akar – akar persamaan dari persamaan itu, yaitu  $\lambda$ , dinamakan akar – akar karakteristik atau nilai – nilai eigen.

#### 2.3 Vektor Eigen

Berdasarkan persamaan  $Ax = \lambda x$ , vector eigen  $\mathbf{x}$  menyatakan matriks kolom yang apabila dikalikan dengan sebuah matriks n x n akan menghasilkan vector lain yang merupakan kelipatan vector itu sendiri.

Dengan kata lain, operasi  $Ax = \lambda x$  menyebabkan vector x menyusut atau memanjang dengan factor  $\lambda$ , dengan arah yang sama jika  $\lambda$  positif dan arah berkebalikan jika  $\lambda$  negative.

#### 2.4 Eigenface

Eigenface merupakan sekumpulan eigen vektor yang mempresentasikan ciri citra wajah. Eigenface pertama kali dikembangkan di MIT dan menggunakan *Principle Component Analysis (PCA)*. Salah satu aplikasi dari Eigenface adalah dalam algoritma pengenalan wajah. Secara umum, langkah pada algoritma Eigenface adalah sebagai berikut:

- 1. Membuat himpunan citra wajah untuk pelatihan
- 2. Menghitung matriks rata rata dan kurangkan nilai tiap wajah dengan rata rata nilai wajah
- 3. Menghitung matriks kovarian
- 4. Menghtiung Eigenvecotr dan Eigenvalue dari matriks kovarian. Pada tugas kali ini, digunakan QR Method untuk mendapatkan Eigenvalue dan Eigenvector

- 5. Pilih *principal componenet*, ambil k *eigenvector* dengan nilai *eigenvalue* tertinggi dari M citra.
- 6. Mengubah citra ke komponen Eigenface

#### 2.5 Dekomposisi QR

Dekomposisi QR atau faktorisasi QR adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk memecah sebuah matriks (misalnya matriks A) menjadi sebuah matriks orthogonal dan sebuah matriks segitiga.

$$A = OR$$

Pada persamaan di atas, Q adalah sebuah matriks orthogonal dan R adalah sebuah matriks segitiga. Dalam dekomposisi QR methods, ada beberapa metode yang bisa dilakukan, yaitu Housholder methods dan Gram Schmidt methods. Pada tugas kali ini, dekomposisi QR menggunakan Householder methods dalam memecah matriks.

Householder methods adalah metode pemecahan suatu matriks dengan memanfaatkan matriks transformasi Householder. Langkah – langkah mendapatkan matriks Q dan R dengan householders adalah sebagai berikut:

- 1. Tentukan vector kolom dari matriks A yang dinamai sebagai vector **b**
- 2. Tentukan vector u sehingga  $\mathbf{u} = \mathbf{b} + sign(b_1)||\mathbf{b}||e_1$ , dengan e1 adalah basis standar
- 3. Bentuk matriks transformasi Householder  $\mathbf{H}_1$  dengan mensubstitusikan vector  $\mathbf{u}$  pada langkah kedua, dengan persamaan sebagai berikut

$$H_1 = I - 2 \frac{u u^T}{u^T u}$$

dengan I adalah matriks identitas.

4. Kalikan matriks transformasi Householder H<sub>1</sub> dengan matriks **A.**Hasil perkalian tersebut akan membuat semua elemen pada kolom pertama, di bawah diagonal utama a'<sub>11</sub> bernilai 0.

$$\mathbf{H_1A} = \begin{bmatrix} a'_{11} & a'_{12} & \cdots & a'_{1n} \\ 0 & & & \\ \vdots & & \mathbf{A'} \\ 0 & & & \end{bmatrix}$$

A' adalah hasil perkalian dari matriks H1 dengan matriks A

5. Ulangi langkah pertama sampai dengan ketiga dengan menggunakan matriks A' pada langkah keempat yang dinamai sebagai H'2 untuk mementukan matriks H2.

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & & \\ \vdots & & \mathbf{H'}_2 \\ 0 & & \end{bmatrix}$$

6. Matriks transformasi Householder H2 dikalikan dengan matriks H1A, maka hasil perkalian tersebut akan membuat semua nilai pada kolom keudia, di bawah diagonal utama, bernilai 0

$$\mathbf{H}_{2}\mathbf{H}_{1}\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a'_{11} & a'_{12} & a'_{13} & \cdots & a'_{1n} \\ 0 & a''_{22} & a''_{23} & \cdots & a''_{2n} \\ 0 & 0 & & & \\ \vdots & \vdots & & \mathbf{A}'' \\ 0 & 0 & & & \end{bmatrix}$$

7. Tentukan matriks transformasi H3 dan seterusnya sampai Hk, hingga seluruh entri di bawah diagonal utama bernilai nol.

$$\mathbf{H}_{k} = \begin{bmatrix} I_{k-1} & \hat{\mathbf{0}} \\ \mathbf{0} & \mathbf{H'}_{k} \end{bmatrix}$$

#### 2.6 Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah adalah suatu cara untuk mengidentifikasi atau mengkonfirmasi identitas dari seseorang menggunakan wajah mereka. Pengenalan wajah mengidentifikasi suatu wajah dengan memandingkan wajah baru tersebut dengan wajah-wajah yang sudah di-train dan disimpan terlebih dahulu. Untuk melakukan pengenalan wajah dengan Eigenface, gambar wajah yang baru ( $\Gamma$ ) yang sudah dinormalisasi terhadap  $mean\ face$ /muka rata-rata( $\Psi$ ) diproyeksi ke dalam "face space" dengan persamaan,

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi)$$

Untuk k = 1, ..., M dengan M adalah jumlah eigenface

Weights proyeksi tersebut dibuat menjadi sebuah vektor  $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, ..., \omega_M]$  yang menyimpan "kontribusi" atau koefisien dari setiap eigenface dalam representasi gambar baru tersebut dalam "face space". Vektor koefisien ( $\Omega$ ) dari proyeksi wajah baru tersebut dibandingkan dengan vektor koefisien masing-masing wajah training ( $\Omega_k$ ) dengan menghitung euclindean distance antara dua vektor tersebut.

$$\epsilon_{\mathbf{k}}^2 = \|(\Omega - \Omega_{\mathbf{k}})\|$$

Euclidean distance  $\epsilon_k$  yang paling kecil menunjukkan bawha wajah ke k merupakan wajah yang paling mirip dengan wajah masukan. Ketika euclidean distance terkecil dari sebuah wajah masukan lebih dari threshold  $\theta_{\epsilon}$  yang sudah ditentukan, wajah tersebut tidak dapat

diklasifikasikan sebagai wajah dari orang yang terdapat di dalam kumpulan training image sehingga dapat diartikan bahwa wajah baru tersebut merupakan wajah dari orang yang tidak dikenali.

Karena proyeksi dari suatu wajah baru menggunakan basis gambar yang sudah dipastikan berupa wajah, dapat dievaluasi apakah gambar tersebut merupakan wajah dengan membandingkan gambar wajah yang sudah dinormalisasi terhadap *mean face*  $\Phi = \Gamma - \Psi$  dengan hasil rekonstruksi wajah tersebut dari "face space"  $\Phi_f = \sum_{i=0}^M \omega_i u_i$ . Perbandingan tesrebut kembali menggunakan euclidean distance

$$\epsilon^2 = \|\Phi - \Phi_f\|$$

Dari jarak tersebut, dapat dievaluasi apakah gambar masukan merupakan wajah dengan mengevaluasi apakah ditance tersebut lebih dari threshold  $\theta_{\epsilon}$  sehingga dapat diartikan bahwa gambar masukan tersebut bukan gambar wajah.

# BAB III IMPLEMENTASI PROGRAM

Pada pembuatan aplikasi face recognition, kami menggunakan beberapa library untuk mendukung algoritma face recognition dan pembuatan GUI aplikasi. Untuk keperluan algoritma face recognition, digunakan library numpy untuk melakukan operasi matriks dan cv2 untuk mengekstrak gambar. Untuk keperluan GUI, digunakan library tkinter dalam membuat tampilan dan PIL untuk menampilkan gambar. Selain itu, digunakan library bawaan os untuk membaca directory file.

Dalam membuat algoritma face recognition, berikut fungsi-fungsi yang kami implementasikan.

Nama	Hasil	Deskripsi
normalizeImage(path)	Matrix 65536 × 1	Membaca image pada path kemudian
		menormalisasi warna dan ukuran
		gambar, lalu melakukan <i>reshape matrix</i>
		hasil <i>extract</i> menjadi $65536 \times 1$
extractMatrices(directory)	Array of Matrix	Melakukan normalisasi warna dan
	65536 × 1	ukuran pada seluruh gambar di
		directory
meanOfMatrices	Matrix 65536 × 1	Menghitung rata-rata dari seluruh
(trainingMatrices)		matrix hasil training image
differenceOfMatrix	Matrix 65536 × 1	Menghitung selisih matrix dari training
(trainingMatrix, mean)		image dengan rata-rata
differenceList	Array of Matrix	Menghitung selisih matrix dari training
(trainingMatrices, mean)	65536 × 1	image dengan rata-rata dari seluruh
		gambar yang digunakan untuk training
concatMatrix(result)	Matrix 65536 x n	Menggabungkan semua matrix yang
	(n adalah	ada di dalam folder dataset, menjadi
	banyaknya foto	sebuah matriks berukuran 65536 x n
	dalam folder)	(sesuai dengan banyaknya data)

matrixCovariant	Matrikx n x n (n	Mengalikan transpose dari matrix yang
(matrixConcat)	adalah banyaknya	sudah diconcat dengan <i>matrix</i> yang
	foto dalam folder)	sudah diconcat (tidak di-transpose)
getEigenVector	Matrix n x n (n	Mendapatkan eigen vector dari matrix
(matrixCovariant)	adalah banyaknya	covariant, dengan menggunakan
	foto dalam folder)	metode QR decomposition
calculateEigenfaces	List berisi Martrix	Mendapatkan eigen face dari matrix
(A_matrix, eigenVectors)	n x 1 (n adalah	covariant dan eigen vektor yang sudah
	banyaknya foto	orhonormal.
	dalam folder)	
trainFromFolder(path)	Tuple berisi List	Menjalankan semua fungsi untuk
	berisi n x 1,	menghasilkan Eigenface, serta
	Matrix 65536 x 1,	mengembalikan List Eigenface, muka
	dan List berisi	rata-rata, dan List Matrix muka
	Matrix	
	65536 x 1	
calculateWeigths	Matrix n x 1 (n	Menghitung nilai weight/koefisien dari
(eigenfaces,	adalah banyaknya	muka baru dalam proyeksi eigenspace.
normalizedVector)	foto dalam folder)	
calculateFaceSpaceProj	Matrix 65536 x 1	Mengembalikan hasil
(eigenfaces, weights)		proyeksi/rekonstruksi kembali muka
		berdasarkan <i>weights</i> /koefisien pada
		proyeksi eigenspace.
calculateEuclideanDist	float	Menghitung euclidean distance antara
(A,B)		Matrix/Vektor A dan B
getSimilarImagesPathSorted	Tuple berisi List	Mencari muka paling similar dengan
(unkownImageVector,	of String, float,	gambar masukan dengan
mean, trainingImages,	float, dan float	membandingkan euclidean distance
trainingImagesPaths,		muka baru dengan muka training.
eigenfaces,		Fungsi mengembalikan List berisi path
similarityThreshold,)		gambar, euclidean distance
		rekonstruksi dengan gambar awal, nilai



Aplikasi *face recognition* yang kami buat didasarkan pada prinsip Eigenface. Secara umum, alur dari program yang telah dibuat yaitu sebagai berikut.



Algoritma utama yang dimanfaatkan pada proses face recognition yaitu algoritma eigenface. Langkah-langkah perhitungan Eigenface yang diterapkan pada program adalah sebagai berikut.

- Membuat array of matrix dari citra wajah untuk pelatihan dengan fungsi extractMatrices.
   Langkah ini melakukan ekstraksi matriks dari setiap gambar pelatihan. Tiap gambar pelatihan tersebut akan dinormalisasi warnanya menjadi hitam putih dengan range intensitas yang sama. Ukuran seluruh gambar akan menjadi 256 × 256. Sedangkan, hasil ekstraksi matriks akan dimampatkan menjadi matriks berukuran 65536 × 1.
- 2. Menghitung matriks rata rata dengan fungsi meanOfMatrices. Langkah ini menghitung nilai rata-rata dari seluruh matriks hasil ekstraksi gambar pelatihan.
- 3. Mengurangkan nilai tiap wajah dengan rata rata nilai wajah dengan fungsi differenceList. Langkah ini menghitung selisisih matriks hasil gambar pelatihan dengan matriks rata-rata yang telah dihitung pada langkah sebelumnya. Seluruh matriks kemudian disimpan di *array of matrix*.
- 4. Menggabungkan semua matrix foto dalam *array of matrix*, menjadi sebuah matrix besar. Langkah ini dilakukan dengan menggunakan fungsi concat bawaan *numpy*.
- 5. Mendapatkan *matrix covariant* dengan cara mengalikan *transpose* dari *matrix concat* dengan *matrix concat*. Langkah ini menghasilkan sebuah matrix yang ukurannya tergantung dengan banyaknya file yang ada.

- 6. Mendapatkan nilai *eigenvector* dan *eigenvalue* dengan menggunakan metode dekomposisi QR. Dari metode dekomposisi QR, didapatkan matrix Q dan matrix R. Kemudian, lakukan *looping* agar mendapatkan hasil *eigenvector* dan *eigenvalue* yang lebih akurat.
- 7. Menghitung vektor *eigenface* yang orthonormal dengan mengalikan matrix yang berisi semua vektor wajah dengan *eigenvektor* yang berkoresponden dengan *eigenface* yang dicari. Setelah itu *eigenface* tersebut dibagi dengan panjang/vector norm vektor itu sendiri agar menhasilkan vektor *eigenface* yang orthonormal

Tahapan pengenalan wajah adalah sebagai berikut.

- 1. Menghitung *weights*/koefisien proyeksi dari wajah masukan menggunakan fungsi calculateWeigths.
- 2. Menghitung hasil rekonstruksi wajah berdasarkan weights yang didapatkan.
- 3. Untuk setiap eigenface, hitung weights dari eigenface tersebut lalu cari euclidean distance antara eigenface dan wajah baru. Nilai euclidean distance tersebut disimpan dalam array or tuple yang menyimpan euclidean distance serta filepath wajah yang berkoresponden dengan eigenface tersebut.
- 4. Sortir list yang berisi *euclidean distance* secara menaik berdasarkan *euclidean distance* yang dihitung. Hitung *similarity* dari wajah paling *similar*.
- 5. Hitung *euclidean distance* dari vektor wajah baru dengan rekonstruksi wajah tersebut yang sudah dihitung pada langkah 2.
- 6. Bandingkan *euclidean distance* pada langkah 5 dengan *threshold*, jika lebih dari threshold, maka gambar tersebut bukan gambar dari wajah seseorang.
- 7. Bandingkan *euclidean distance* dari wajah paling similar dengan *threshold*, jika lebih dari threshold, maka wajah tersebut bukan wajah dari orang yang terdapat di dalam kumpulan *training image*.
- 8. Jika gambar masukan dapat diklasifikasikan sebagai wajah dari orang yang terdapat dalam training image, tampilkan wajah tersebut dan *similarity* dan *euclidean distance* wajah tersebut, beserta wajah 3 gambar terdekat lainnya.

# BAB IV EKSPERIMEN

Akan dilakukan eksperimen untuk empat kasus dengan empat dataset yang berbeda. Untuk setiap kasus, akan dilakukan analisis hasil pengenalan wajah yang dilakukan.

# 4.1 Kasus I

Pada kasus pertama, digunakan dataset dengan karakteristik sebagai berikut.



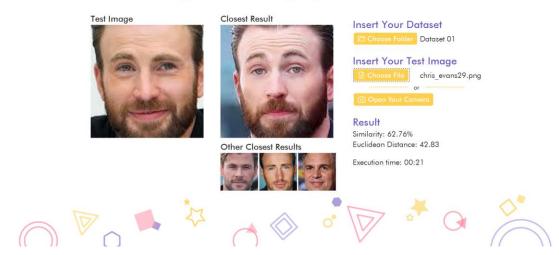
Gambar 4.1.1 Dataset yang digunakan

Nama	Dataset 01
Sumber	Kaggle
Jumlah identitas	5
Jumlah gambar per identitas	15
Ukuran gambar	Bervariasi dari 100 ×100 hingga 1400 ×
	1400
Karakteristik gambar	Seluruh gambar telah di-crop sehingga
	hanya menampilkan wajah, tetapi beberapa
	foto masih belum di-align dan memiliki
	ekspresi tersenyum

Hasil pengenalan wajah



#### Recognize Face using Eigenface Method



Gambar 4.1.2 Hasil pengenalan wajah 01





Gambar 4.1.3 Hasil pengenalan wajah 02



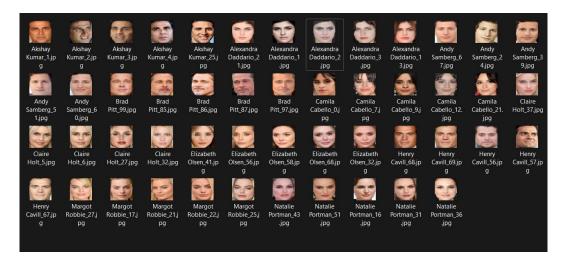
Gambar 4.1.4 Hasil pengenalan wajah 03

Pada percobaan kali ini, digunakan jumlah foto sebanyak 75 yang membutuhkan waktu 21 detik untuk menyelesaikan training image. Dari hasil pengenalan wajah yang dilakukan, ada beberapa percobaan dengan hasil yang kurang akurat. Pada pengenalan wajah yang berhasil, test image yang digunakan memiliki wajah yang sepenuhnya menghadap ke kamera. Sedangkan pada pengenalan wajah yang gagal dapat disebabkan oleh posisi wajah yang tidak sepenuhnya menghadap ke kamera, sehingga perhitungan *eigenface* menjadi bias dan menghasilkan hasil yang tidak tepat. Selain itu, ukuran gambar yang sangat bervariasi dapat menyebabkan berkurangnya keakuratan. Hal tersebut dikarenakan adanya proses normalisasi untuk membuat seluruh ukuran gambar menjadi 256 × 256. Pada pengenalan wajah yang salah, similarity akan berkurang sehingga hasil memang kurang akurat.

#### 4.2 Kasus II

☑ recognice

Pada kasus kedua, digunakan dataset dengan karakteristik sebagai berikut.

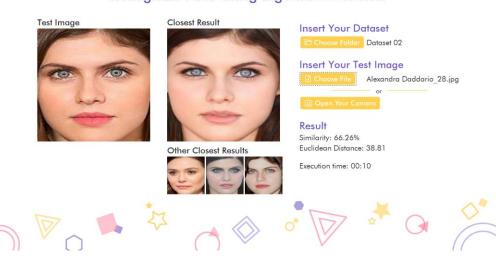


Gambar 4.2.1 Dataset yang digunakan

Nama	Dataset 02
Sumber	Kaggle
Jumlah identitas	10
Jumlah gambar per identitas	5
Ukuran gambar	160 ×160
Karakteristik gambar	Seluruh gambar telah di-crop sehingga
	hanya menampilkan wajah, tetapi beberapa
	foto masih belum di-align dan memiliki
	ekspresi tersenyum

Hasil pengenalan wajah

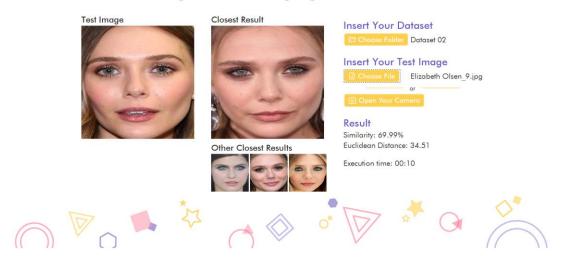




#### Gambar 4.2.2 Hasil pengenalan wajah 01

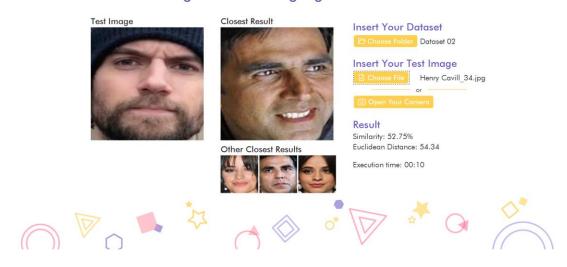


#### Recognize Face using Eigenface Method



Gambar 4.2.3 Hasil pengenalan wajah 02

#### □ recognice



Gambar 4.2.4 Hasil pengenalan wajah 03



Gambar 4.2.5 Hasil pengenalan wajah 04

Pada percobaan kali ini, digunakan jumlah foto sebanyak 50 yang membutuhkan waktu 10 detik untuk menyelesaikan training image. Dari hasil pengenalan wajah yang dilakukan, ada beberapa percobaan dengan hasil yang kurang akurat. Pada pengenalan wajah yang berhasil, test image yang digunakan memiliki wajah yang sepenuhnya menghadap ke kamera. Sedangkan pada pengenalan wajah yang gagal dapat disebabkan oleh posisi wajah yang tidak sepenuhnya menghadap ke kamera, sehingga perhitungan *eigenface* menjadi bias dan menghasilkan hasil yang tidak tepat. Selain itu, jumlah training image per identitas yang hanya sedikit juga turut memengaruhi keakuratan hasil pengenalan wajah. Pada pengenalan wajah yang salah, similarity akan berkurang sehingga hasil memang kurang akurat.

#### 4.3 Kasus III

recognice

Pada kasus ketiga, digunakan dataset dengan karakteristik sebagai berikut.



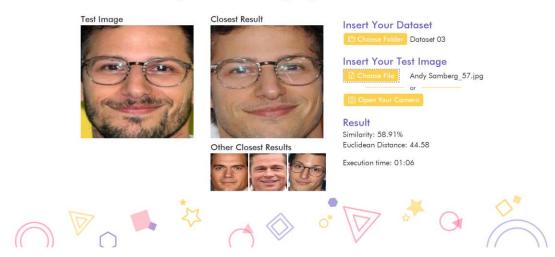
Gambar 4.3.1 Dataset yang digunakan

Nama	Dataset 03
Sumber	Kaggle
Jumlah identitas	15
Jumlah gambar per identitas	10
Ukuran gambar	160 ×160
Karakteristik gambar	Seluruh gambar telah di-crop sehingga
	hanya menampilkan wajah, tetapi beberapa
	foto masih belum di-align, wajah memiliki
	ekspresi beragam, dan ada yang
	menggunakan aksesoris

Hasil pengenalan wajah

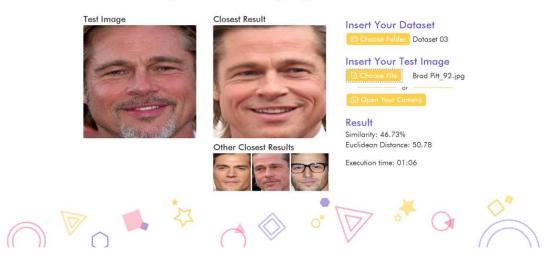
#### □ recognice

#### Recognize Face using Eigenface Method



Gambar 4.3.2 Hasil pengenalan wajah 01





Gambar 4.3.3 Hasil pengenalan wajah 02

☑ recognice

□ recognice



Gambar 4.3.4 Hasil pengenalan wajah 03



Gambar 4.3.5 Hasil pengenalan wajah 04

Pada percobaan kali ini, digunakan jumlah foto sebanyak 150 yang membutuhkan waktu 1 menit 6 detik untuk menyelesaikan training image. Dari hasil pengenalan wajah yang dilakukan, ada beberapa percobaan dengan hasil yang kurang akurat. Pada pengenalan wajah yang berhasil, test image yang digunakan memiliki wajah yang sepenuhnya menghadap ke kamera. Sedangkan pada pengenalan wajah yang gagal dapat disebabkan oleh posisi wajah

yang tidak sepenuhnya menghadap ke kamera, sehingga perhitungan *eigenface* menjadi bias dan menghasilkan hasil yang tidak tepat. Selain itu, pada wajah yang menggunakan aksesoris, keakuratan pengenalan wajah juga berkurang.

#### 4.4 Kasus IV

Pada kasus keempat, digunakan dataset dengan karakteristik sebagai berikut.



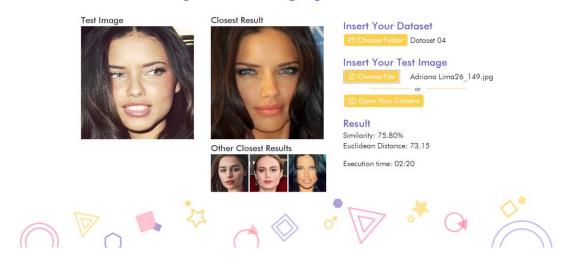
Gambar 4.4.1 Dataset yang digunakan

Nama	Dataset 04
Sumber	Kaggle
Jumlah identitas	10
Jumlah gambar per identitas	20
Ukuran gambar	Tidak selalu persegi dengan ukuran
	bervariasi dari 200 hingga 500 pixel
Karakteristik gambar	Seluruh gambar telah di-crop sehingga
	hanya menampilkan wajah, tetapi beberapa
	foto masih belum di-align, wajah memiliki
	ekspresi beragam, dan ada yang
	menggunakan aksesoris

Hasil pengenalan wajah

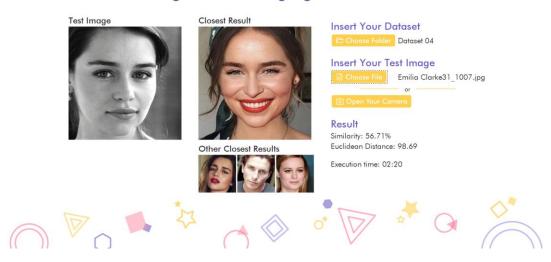


#### Recognize Face using Eigenface Method



Gambar 4.4.2 Hasil pengenalan wajah 01

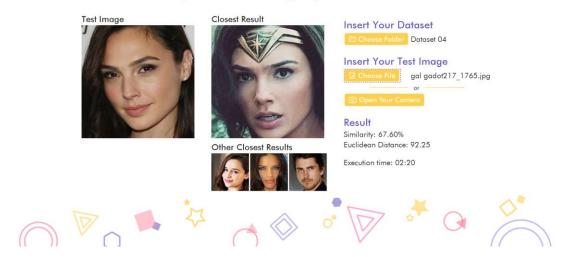




Gambar 4.4.3 Hasil pengenalan wajah 02

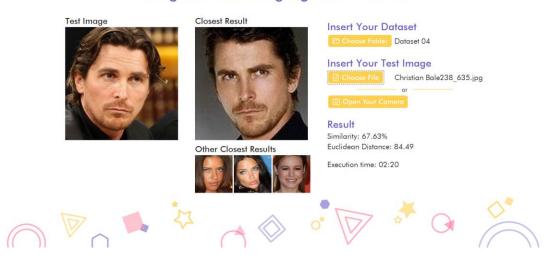


#### Recognize Face using Eigenface Method



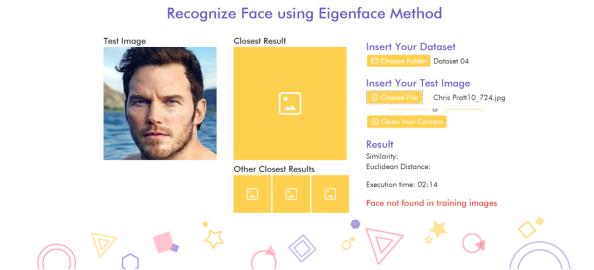
Gambar 4.4.4 Hasil pengenalan wajah 03





Gambar 4.4.5 Hasil pengenalan wajah 04

**7** recognice



Gambar 4.4.6 Hasil pengenalan wajah 05

Pada percobaan kali ini, digunakan jumlah foto sebanyak 200 yang membutuhkan waktu 2 menit 20 detik untuk menyelesaikan training image. Dengan penambahan gambar tiap identitas, dapat diperoleh hasil yang lebih akurat. Meskipun ada beberapa gambar dengan aksesoris maupun wajah yang tidak sepenuhnya menghadap kamera, pengenalan tetap berhasil dilakukan. Hal ini dapat disebabkan peningkatakan keakuratan akibat bertambahnya jumlah gambar pada dataset. Selain itu, jika dimasukkan gambar dari wajah yang tidak berada di dataset, aplikasi dapat memberikan pesan error bahwa wajah tersebut tidak ditemukan.

# BAB V KESIMPULAN, SARAN, DAN REFLEKSI

#### 5.1 Kesimpulan

Pada Tugas Besar 2 ini, kami berhasil membuat aplikasi recognice, yaitu sebuah aplikasi untuk *face recognition* berdasarkan Eigenface. Aplikasi ini menerima folder dataset dari pengguna untuk dijadikan training image. Untuk *test image*, pengguna dapat mengunggah *file image* atau menggunakan kamera. Aplikasi recognice akan menampilkan hasil gambar yang paling mirip dengan *test image*. Untuk hasil yang optimal, sebaiknya digunakan gambar dengan wajah yang sudah di-crop dan sepenuhnya menghadap ke kamera. Wajah juga diusahakan tidak sedang tersenyum atau menggunakan aksesoris. Selain itu, hasil akan lebih akurat jiga jumlah gambar per identitas lebih banyak dan memiliki ukuran yang seragam.

#### 5.2 Saran

Dalam pengerjaan Tugas Besar 2 ini, diperlukan banyak algoritma yang kurang berkaitan dengan materi pembelajaran yang diberikan di kelas. Hal ini mempersulit proses implementasi program karena perlunya banyak eksplorasi mandiri. Selain itu, terdapat beberapa kesalahan pada spesifikasi dan referensi yang diberikan. Ada baiknya referensi algoritma maupun penjelasan algoritma pada spesifikasi dipersiapkan dengan lebih matang untuk memudahkan implementasi algoritma.

#### 5.3 Refleksi

Dari seluruh proses pengerjaan Tugas Besar 2 ini, kami belajar pentingnya melakukan eksplorasi mandiri pada algoritma yang kurang kami pahami. Kami juga belajar bereksperimen agar program kami lebih efektif dan optimal. Selain itu, karena tugas ini dikerjakan secara berkelompok, kami juga belajar bagaimana untuk berkomunikasi dan membagi tugas. Secara keseluruhan, kami telah mengerjakan Tugas Besar ini dengan baik. Kami mampu menyelesaikan seluruh fitur dan bonus yang diperlukan.

#### **DAFTAR REFERENSI**

- Avengers Faces Dataset. (2022, April 8). Kaggle. <a href="https://www.kaggle.com/datasets/yasserh/avengers-faces-dataset">https://www.kaggle.com/datasets/yasserh/avengers-faces-dataset</a>
- Burak. (2020, March 7). Pins face recognition. Kaggle. Retrieved November 5, 2022, from https://www.kaggle.com/datasets/hereisburak/pins-face-recognition
- Face Recognition Dataset. (2020, November 6). Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/vasukipatel/face-recognition-dataset
- Householder Transformation. (n.d.). https://www.youtube.com/watch?v=pOiOH3yESPM&t=1847s
- Nilai Eigen dan Vektor Eigen. (n.d.).

  <a href="https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2020-2021/Algeo-18-Nilai-Eigen-dan-Vektor-Eigen-Bagian1.pdf">https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2020-2021/Algeo-18-Nilai-Eigen-dan-Vektor-Eigen-Bagian1.pdf</a>
- *QR Algorithm*. (n.d.). <a href="https://madrury.github.io/jekyll/update/statistics/2017/10/04/qr-algorithm.html">https://madrury.github.io/jekyll/update/statistics/2017/10/04/qr-algorithm.html</a>
- QR Decomposition with Householder Reflections. n.d.). (https://rpubs.com/aaronsc32/qr-decomposition-householder
- Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for Recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 3(1), 71–86. <a href="https://doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71">https://doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71</a>

#### **LAMPIRAN**

Repository github dapat diakses pada link berikut:

Repository: https://github.com/liviaarumsari/Algeo02-21094.git

Video demo dapat diakses pada link berikut:

Demo Tubes 2 Algeo: https://youtu.be/JrZH4j8tW3A