FACE RECOGNITION MENGGUNAKAN ALGORITMA *EIGENFACE*

Diajukan sebagai pemenuhan tugas besar 2.

Oleh:

Kelompok 7 (*kombi-NaToRy*)

1. 13521067 - Yobel Dean Christoper
2. 13521131 - Jeremya Dharmawan Rahardjo
3. 13521162 - Antonio Natthan Krishna

Dosen Pengampu : Dr. Ir. Rinaldi Munir, MT.

IF2123 - Aljabar Linier dan Geometri

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA

INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG

2022

DAFTAR ISI

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 pada database lalu berdasarkan kumpulan citra wajah tersebut, program dapat mempelajari bentuk wajah lalu mencocokkan antara kumpulan citra wajah yang sudah dipelajari dengan citra yang akan diidentifikasi.

Terdapat berbagai teknik untuk memeriksa citra wajah dari kumpulan citra yang sudah diketahui seperti jarak Euclidean dan *cosine similarity*, *principal component analysis (PCA),* serta Eigenface. Pada Tugas besar 2 ini, akan dibuat sebuah program pengenalan wajah menggunakan Eigenface.

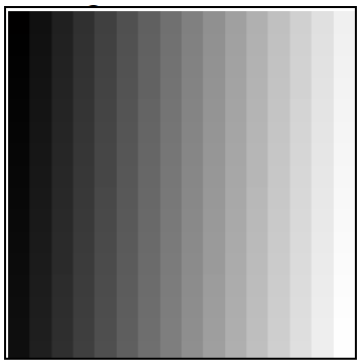
Sekumpulan citra wajah akan digunakan dengan representasi matriks. Dari representasi matriks tersebut akan dihitung sebuah matriks Eigenface. Program pengenalan wajah dapat dibagi menjadi 2 tahap berbeda yaitu tahap training dan pencocokkan. Pada tahap training, akan diberikan kumpulan data set berupa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

Dalam Tugas Besar 2 ini, kami ditugaskan untuk membuat aplikasi pengenalan wajah sederhana. Aplikasi ini menggunakan bahasa Python dengan menggunakan library utama OpenCV. Sebuah test-image akan diuji dengan data dari dataset input, setelah itu aplikasi akan menampilkan gambar dari dataset yang paling mirip dengan test-image. Aplikasi ini juga menerima input dari kamera secara langsung, sehingga pemrosesan dapat dilakukan secara real-time.

BAB II
DASAR TEORI

2.1. Interpretasi Citra sebagai Matriks

Terdapat relasi antara matriks dan gambar digital. Sebuah gambar digital pada sebuah komputer disusun oleh matriks *pixel*. Sebuah gambar hitam-putih disusun oleh sebuah matriks yang elemennya berupa integer (0, 1, …, 255). Angka-angka ini merepresentasikan warna yang secara konstan berubah dari 0 (hitam) hingga 255 (putih). Seperti contoh,



0	16	32	48	64	80	96	112	128	144	160	176	192	208	224	240
1	17	33	49	65	81	97	113	129	145	161	177	193	209	225	241
2	18	34	50	66	82	98	114	130	146	162	178	194	210	226	242
3	19	35	51	67	83	99	115	131	147	163	179	195	211	227	243
4	20	36	52	68	84	100	116	132	148	164	180	196	212	228	244
5	21	37	53	69	85	101	117	133	149	165	181	197	213	229	245
6	22	38	54	70	86	102	118	134	150	166	182	198	214	230	246
7	23	39	55	71	87	103	119	135	151	167	183	199	215	231	247
8	24	40	56	72	88	104	120	136	152	168	184	200	216	232	248
9	25	41	57	73	89	105	121	137	153	169	185	201	217	233	249
10	26	42	58	74	90	106	122	138	154	170	186	202	218	234	250
11	27	43	59	75	91	107	123	139	155	171	187	203	219	235	251
12	28	44	60	76	92	108	124	140	156	172	188	204	220	236	252
13	29	45	61	77	93	109	125	141	157	173	189	205	221	237	253
14	30	46	62	78	94	110	126	142	158	174	190	206	222	238	254
15	31	47	63	79	95	111	127	143	159	175	191	207	223	239	255

Gambar 1. Representasi gradasi warna hitam-putih dalam sebuah matriks

Gradasi warna seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 dapat direpresentasikan sebagai sebuah matriks. Dalam dunia pemrosesan gambar, matriks inilah yang akan diolah sedemikian rupa, sehingga dapat merepresentasikan suatu gambar yang *custom* sesuai dengan keinginan pengguna.

Dalam gambar berwarna, terdapat beberapa versi representasi matriks, salah satunya dalam model RGB. Gambar yang menggunakan model warna RGB direpresentasikan dalam 3 buah matriks gambar hitam putih (yang masing masing mewakili warna Red, Green, Blue). Ketiga matriks ini kemudian disatukan sehingga dapat menghasilkan sebuah representasi gambar berwarna.

Penggunaan matriks sebagai representasi gambar merupakan sebuah hal yang powerful. Dengan menggunakan berbagai properti yang dimiliki oleh matriks, kita dapat

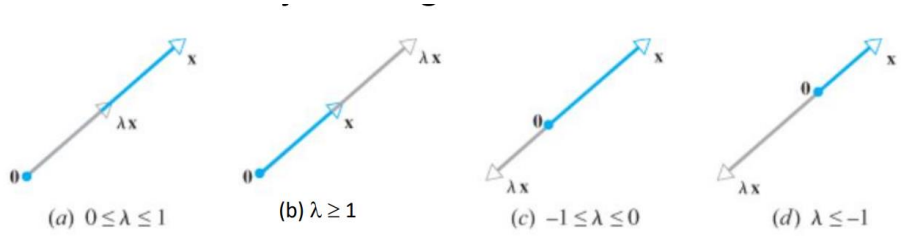
melakukan pemrosesan gambar, seperti image scaling dengan menggunakan *bicubic interpolation* dan pengenalan wajah pada training image dengan menggunakan *eigenface.*

2.2. Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Jika A merupakan sebuah matriks berukuran n × n, maka vektor tidak nol x disebut vektor eigen dari A jika Ax sama dengan dengan perkalian suatu skalar dengan x sesuai persamaan,

$$A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$$

Skalar λ disebut sebagai nilai eigen dari A, dan **x** disebut sebagai vektor eigen yang berkoresponden dengan λ. Dikarenakan vektor eigen dapat dinyatakan sebagai perkalian skalar λ, representasi vektor dari A**x** merupakan vektor **x** yang memanjang dan memendek dalam arah yang sama.



Gambar 2. Representasi vektor eigen dalam koordinat Cartesian

Misalkan A merupakan matriks berukuran n × n maka, nilai eigen dan vektor eigen dari matriks A dapat dihitung sebagai berikut,

$$A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$$

$$IA\mathbf{x} = \lambda I\mathbf{x}$$

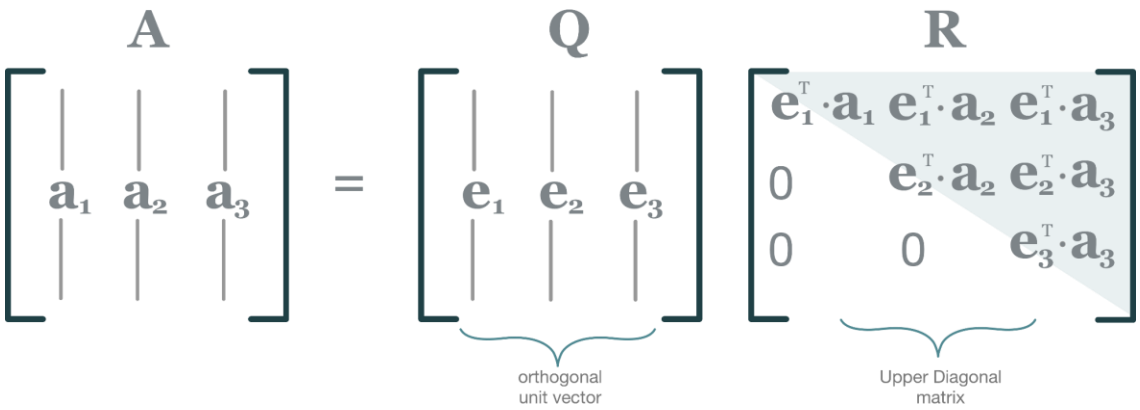
$$(\lambda I - A)\mathbf{x} = 0$$

x = 0 merupakan solusi trivial dari (λI - A)**x** = 0. Agar (λI - A)**x** memiliki solusi tidak-nol, haruslah,

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

Persamaan det(λI - A) = 0 disebut persamaan karakteristik dari matriks A dan akar-akar persamaan tersebut, yaitu λ, dinamakan akar-akar karakteristik atau nilai-nilai eigen.

2.3. Dekomposisi QR



Gambar 3. Ilustrasi dekomposisi QR

Dekomposisi QR merupakan salah satu teknik mendekomposisi suatu matriks menjadi matriks Q sebagai basis ortonormal dan matriks R berupa matriks segitiga atas. Matriks Q sendiri disusun atas basis-basis ortonormal dari matriks A yang diperoleh dengan proses Gram-Schmidt, sementara itu matriks R merupakan hasil kali dalam antara basis ortonormal dengan vektor-vektor kolom A. Adapun proses Gram-Schmidt adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\mathbf{u}_1 &= \mathbf{v}_1, & \mathbf{e}_1 &= \frac{\mathbf{u}_1}{\|\mathbf{u}_1\|} \\
\mathbf{u}_2 &= \mathbf{v}_2 - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_1}(\mathbf{v}_2), & \mathbf{e}_2 &= \frac{\mathbf{u}_2}{\|\mathbf{u}_2\|} \\
\mathbf{u}_3 &= \mathbf{v}_3 - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_1}(\mathbf{v}_3) - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_2}(\mathbf{v}_3), & \mathbf{e}_3 &= \frac{\mathbf{u}_3}{\|\mathbf{u}_3\|} \\
\mathbf{u}_4 &= \mathbf{v}_4 - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_1}(\mathbf{v}_4) - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_2}(\mathbf{v}_4) - \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_3}(\mathbf{v}_4), & \mathbf{e}_4 &= \frac{\mathbf{u}_4}{\|\mathbf{u}_4\|} \\
&\vdots & &\vdots \\
\mathbf{u}_k &= \mathbf{v}_k - \sum_{j=1}^{k-1} \operatorname{proj}_{\mathbf{u}_j}(\mathbf{v}_k), & \mathbf{e}_k &= \frac{\mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|}.
\end{aligned}$$

Gambar 4. Proses Gram-Schmidt

Matriks Q yang disusun dari basis ortonormal memiliki keunikan bahwa determinannya akan sama dengan 1, dengan keunikan ini diperoleh metode mencari nilai eigen yang sama dengan matriks A apabila R merupakan matriks segitiga atas.

$$A = QR$$

$$R = Q^T A$$
$$Q^T Q = Q Q^T = I$$

2.4.Dekomposisi QR dengan Algoritma Schwarz-Rutishauser

Ketidakstabilan numerik pada kalkulasi dekomposisi QR konvensional membuat dikembangkannya metode baru yang lebih efisien dan cepat. Algoritma Schwarz-Rutishauser merupakan modifikasi Algoritma QR konvensional yang melibatkan ortogonalisasi basis dengan proses Gram-Schmidt yang diusulkan oleh H. R. Schwarz, H. Rutishauser ,dan E. Stiefel dalam papernya berjudul *Numerik symmetrischer Matrizen" (Stuttgart, 1968).* Adapun langkah-langkanya sebagai berikut:

1. Inisialisasi matriks Q sama dengan A dan matriks R yang merupakan matriks 0
2. Matriks Q yang berukuran m x n memiliki vektor kolom yang membangun ruang kolom Q, untuk tiap vektor kolom ke-k $\boldsymbol{q}_k \in \boldsymbol{Q}$, $\boldsymbol{k}=\mathbf{1}\ldots\boldsymbol{n}$, lakukan hal berikut:

a. Untuk vektor $\mathbf{q_i} \in \boldsymbol{Q}(\boldsymbol{k})$, $\boldsymbol{i}=\mathbf{1}..\boldsymbol{k}$, dapatkan elemen matriks R[i][k] dengan persamaan: $r_{i,k} = \langle \vec{q}_i^T, \vec{q}_k \rangle$ (lakukan hasil kali dalam $\mathbf{q_i}$ .T dan $\boldsymbol{q}_k$), lalu perbarui kolom ke-k dari q dengan persamaan $\vec{q}_k = \vec{q}_k - r_{i,k} * \vec{q}_i$

b. Lakukan iterasi tersebut sebanyak k kali

3. Perbarui elemen R[k][k] dengan mengambil nilai norm dari vektor kolom $\boldsymbol{q}_k$ ($r_{k,k} = \|\vec{q}_k\|$)
4. Normalisasi vektor kolom ke-k $\boldsymbol{q}_k \in \boldsymbol{Q}$, dengan normnya itu sendiri(atau dibagi dengan elemen R[k][k]) untuk memperoleh vektor yang membangun basis ortonormal
5. Iterasi langkah 1-4 sebanyak n kali, hingga terbentuk Basis ortonormal vektor Q beserta matriks segitiga atas R
6. Setelah selesai, mengembalikan nilai negatif dari Q dan R(-Q dan -R).

2.5. Tahapan Training (Algoritma Eigenface)

1. Langkah pertama adalah menyiapkan data dengan membuat suatu himpunan S yang terdiri dari seluruh training image, (Γ1, Γ2, …, ΓM)

$$S = (\Gamma 1, \Gamma 2, \ldots, \Gamma M)$$

2. Langkah kedua adalah ambil nilai rata-rata atau mean (Ψ)

$$\Psi = \frac{1}{M}\sum_{n=1}^{M}\Gamma_n$$

3. Langkah ketiga kemudian cari selisih (Φ) antara nilai training image (Γi) dengan nilai tengah (Ψ)

$$\phi i = \Gamma i - \Psi \quad (3)$$

4. Langkah keempat adalah menghitung nilai matriks kovarian (C)

$$C = \frac{1}{M}\sum_{n=1}^{M}\phi_n\phi_n^T = AA^T$$

$$L = A^T A \qquad L = \phi_m^T \phi_n$$

5. Langkah kelima menghitung eigenvalue (λ) dan eigenvector (v) dari matriks kovarian (C)

$$C \text{ x } vi = \lambda i \text{ x } vi$$

6. Langkah keenam, setelah eigenvector (v) diperoleh, maka eigenface (μ) dapat dicari dengan:

$$\mu_i = \sum_{k=1}^{M} v_{ik}\phi_k$$

$$l = 1, \ldots, M$$

7. Langkah ketujuh, setelah mendapatkan eigenface(μ), tiap citra yang sudah dinormalisasi merupakan kombinasi linear dari eigenface yang ada.

$$\Omega = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ . \\ . \\ w_k \end{bmatrix}$$

Dimana bobot diperoleh dengan mengalikan matriks citra dengan eigenface.

BAB III
IMPLEMENTASI PROGRAM

3.1.Pustaka/Kakas

3.1.1. NumPy

Gambar 5. NumPy

NumPy merupakan sebuah pustaka untuk bahasa pemrograman Python, dimana NumPy memberikan dukungan untuk himpunan dan matriks multidimensi yang besar, dan dilengkapi koleksi sejumlah besar fungsi matematika tingkat tinggi untuk beroperasi pada himpunan ini.

Numpy mengusung konsep paralisme, dimana komputasi array pada NumPy sendiri jauh lebih cepat daripada fitur konvensional pada Python. Selain itu, Numpy sendiri terintegrasi dengan bahasa-bahasa pemrograman lain seperti C, C++, dan Fortran.

3.1.2. OpenCV

Gambar 6. NumPy

OpenCV merupakan pustaka pengolahan citra digital yang tersedia dalam bahasa C++ maupun Python. Di dalam OpenCV sudah mempunyai banyak fitur, antara lain : pengenalan wajah, pelacakan wajah, deteksi wajah, Kalman filtering, dan berbagai jenis metode kecerdasan buatan. Selain itu, OpenCV juga menyediakan berbagai algoritma sederhana terkait *Computer Vision* untuk *low level API*.

3.1.3. PIL

Gambar 7. PIL

PIL adalah library open-source tambahan untuk Python yang fungsi utamanya adalah memanipulasi file gambar. PIL diciptakan oleh Fredrik Lundh pada tahun 1995, dan pengembangannya dihentikan pada tahun 2011. PIL di-fork dan diteruskan oleh library Pillow.

Pillow mendukung banyak format file populer, misalnya PNG, JPG/JPEG, TIFF, dan BMP. Jika perlu, Pillow dan Python mendukung library decoder tambahan. Tipe manipulasi antara lain masking, filtering, enhancement, menambahkan teks, manipulasi per pixel, dan lain-lain.

3.1.4. Tkinter

Gambar 8. TKINTER

Tkinter adalah pustaka standar GUI untuk Python. Dengan Python dijalankan bersamaan dengan Tkinter, kita dapat membuat sebuah aplikasi dengan GUI dengan cepat dan mudah. Tkinter merupakan sebuah alat yang powerful untuk membuat interface berorientasi objek. Membuat sebuah aplikasi dengan GUI menggunakan Tkinter hanya memerlukan beberapa langkah,

1. Melakukan import modul Tkinter pada main program
2. Membuat GUI aplikasi dengan menambahkan widget-widget tkinter
3. Melakukan event-handling pada aplikasi

3.1.5. Custom Tkinter

CustomTkinter adalah sebuah pustaka UI-Python yang dibangun dari Tkinter. CustomTkinter menawarkan antarmuka yang baru, modern, dan widget yang fully customizable. Widget di dalam CustomTkinter dibuat dengan cara yang sama dengan normal Tkinter, namun juga dapat digunakan sebagai kombinasi dari beberapa widget Tkinter. Dengan CustomTkinter, kita dapat mendapatkan antarmuka yang konsisten dengan rupa yang modern di seluruh platform sistem operasi (Windows, MacOS, Linux).

3.2. Algoritma Input File dan Kompresi

Kami menggunakan pustaka Zipfile untuk melakukan ektraksi dataset uji yang dikemas pada format zip dan menggunakan pustaka OpenCV dan PIL untuk mengolah kumpulan citra uji(JPG/PNG) yang dikemas dalam file zip tersebut. Citra yang kami uji

sebagai model pengenalan citra dengan eigenface akan diubah ukurannya menjadi 256x256 piksel hitam-putih. Sertelah itu, kami akan ubah menjadi larik 256^2 x 1, kemudian akan dijajarkan sebanyak M buah(sesuai banyak data citra uji) yang dikemas dalam bentuk matriks. Berikut adalah implementasi kode kami:

```
def get_img(img):
    dim = (256, 256)
    image = cv2.imread(img)
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    resized = cv2.resize(gray, dim, interpolation =
cv2.INTER_AREA)
    return resized.reshape(256*256)

def get_img_PIL(img):
    theImg = norm_img(np.array(Image.open(img)))
    return theImg
```

```
def norm_img(image):
    dim = (256,256)
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    resized = cv2.resize(gray, dim, interpolation =
cv2.INTER_AREA)
    return resized.reshape(256*256)
```

3.3. Algoritma Pemrosesan *Training Image* menjadi Eigenface

3.3.1 Dekomposisi QR dengan Algoritma Schwarz-Rutishauser

Ketidakstabilan algoritma QR konvensional membuat kami mengimplementasikan Algoritma Schwarz-Rutishauser. Adapun implementasi kode kami adalah sebagai berikut (disertai fungsi lain untuk menghitung norm_vector, proj_vector, cosine_similiarity)

```
def QR_decomposition(M, type='float64'):

     M = np.array(M, dtype=type)
     (m,n) = np.shape(M)

     Q = np.array(M, dtype=type)
     R = np.zeros((n, n), dtype=type) #langkah 1

     for k in range(n):
```

```
      for i in range(k):
            R[i,k] = np.transpose(Q[:,i]).dot(Q[:,k])
            Q[:,k] = Q[:,k] - R[i,k] * Q[:,i]

      R[k,k] = norm_vector(Q[:,k])
      Q[:,k] = Q[:,k] / R[k,k]

      return -Q, -R
```

```
def proj(u, v):
      v_norm_squared = sum(v**2)

      proj_of_u_on_v = (np.dot(u, v)/v_norm_squared)*v
      return proj_of_u_on_v

def norm_vector(v):
      return np.sqrt(np.sum(np.power(v,2)))
      #JIKA PAKAI FOR LOOP, TIDAK EFISIEN WAKTU

def cosine_sim(a,b):
      return abs(np.dot(a,b)/(norm_vector(a)*norm_vector(b)))
```

3.3.2 Kalkulasi Vektor Eigen dan Eigenface

Alih-alih menghitung kovarians dari matriks berukuran 256^2 x 256^2, kita dapat menghitung kovarians matriks dari matriks berukuran M x M, dengan M adalah jumlah citra latih(seperti pada bagian 2.5 Tahapan Training) . Kami memanfaatkan algoritma QR untuk mendekomposisi matriks kofaktor sehingga akan diperoleh matriks segitiga atas yang memiliki determinan sama dengan matriks kofaktor sehingga memiliki nilai eigen yang sama(dan juga vektor eigennya). Vektor eigen dapat diperoleh dari matriks Q yang diproses melalui algoritma QR.

Berikut adalah kode utama kami(mengambil 75% dari himpunan vektor eigen):

```
def training_parameters(training):
      #Menghitung kovarians dari data training
      avg = avg_image(training)
      A = training - avg
      kov = covariance(A)

      #menghitung eigenface dan weight
      eigval, eigenvec = theEigen(kov,100)
```

```
      eigval, eigenvec = eigenSort(eigval,eigenvec)
      eigenvec = np.array([k/norm_vector(k) for k in eigenvec])
#normalisasi vektor eigen
      x = int(training.shape[0]*0.75)
      eigfaces = np.array(get_eigenfaces(eigenvec,x,training))
#75% eigenface pertama
      weight_training = get_weight(eigfaces,A)

      return eigfaces, weight_training, avg
```

Berikut kalkulasi nilai eigen dan vektor eigen dengan Algoritma QR:

```
def theEigen(M,iterasi):
      vec = np.identity(M.shape[0])
      Y = np.array(M)
      for i in range(iterasi):
      Q, R = QR_decomposition(Y)
      Y = R @ Q
      vec = vec @ Q

      return Y.diagonal(),vec
```

Dan ini tahapan mencari M pertama eigenface

```
def get_eigenfaces(eigenvectors,n,training_set):
      reduced_data = np.array(eigenvectors[:n]).T
      eigenface = np.dot(training_set.T,reduced_data)
      return eigenface.T
```

3.4. Tahapan Uji Gambar

` Tahapan testing File dimulai dengan mengambil gambar. Implementasi kode pada main.py. Gambar diolah oleh opencv dan numpy agar menjadi citra berukuran 256x256(black and white) untuk diolah kemudian dan yang akan ditampilkan pada aplikasi dalam ukuran 512*512. Berikut implementasi kodenya:

```
def openTestImage(self):
      self.state = False
      self.label_info_2.configure(image=self.imageUNDEF)
      self.label_4.configure(text = "PRESS START")
      self.label_5.configure(text = "")
      self.label_infot3.configure(text = "Execution time: ")
      filetypes = (
```

```
            ('Image Files', ['*.jpg', '*.png']),
            ('JPG Files', '*.jpg'),
            ('PNG Files', '*.png')
      )
      filename = fd.askopenfilename(
            title='Open Test Image',
            initialdir='/',
            filetypes=filetypes
      )

      if filename :
            self.imageTest =
ImageTk.PhotoImage((Image.open(filename)).resize((512, 512),
Image.ANTIALIAS))
            self.label_info_1.configure(image=self.imageTest)
            self.imageTestGrayscale = get_img_PIL(filename)
            filenameshow = ""
            lenname = len(filename)-1
            while (filename[lenname] != '/'):
                  filenameshow = filename[lenname] + filenameshow
                  lenname = lenname-1
            self.label_2i.configure(text=filenameshow)
```

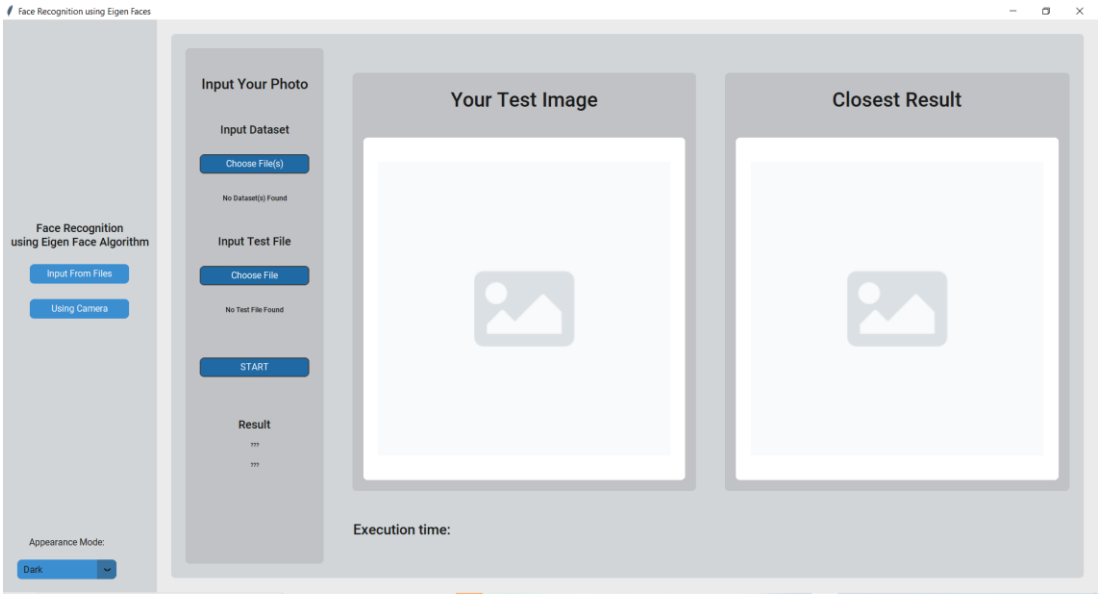
Kemudian, citra kami yang berukuran 256x256.

BAB IV

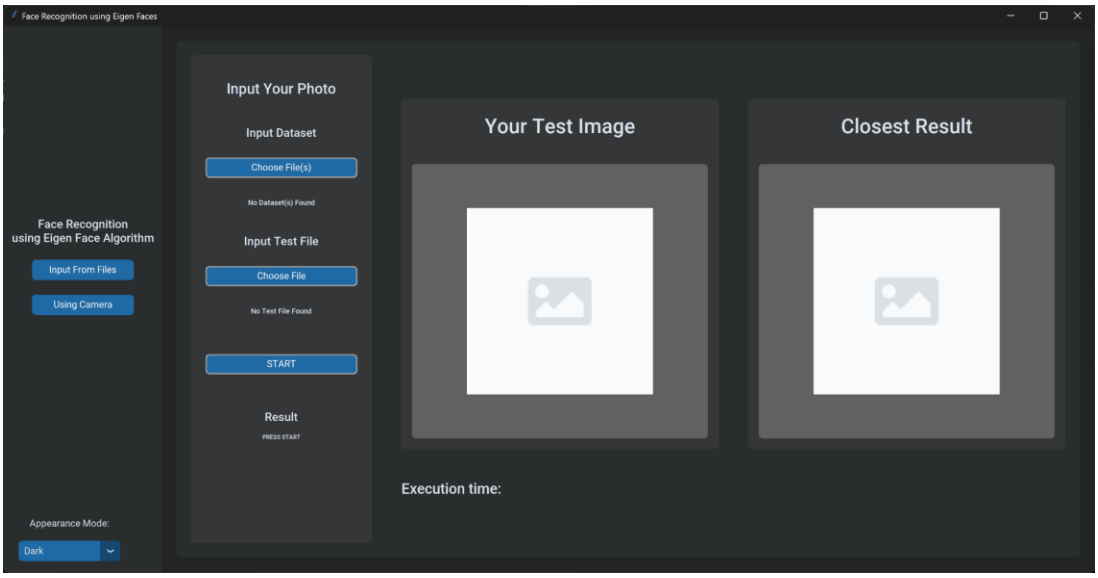
EKSPERIMEN

1. Interface

a. Normal mode

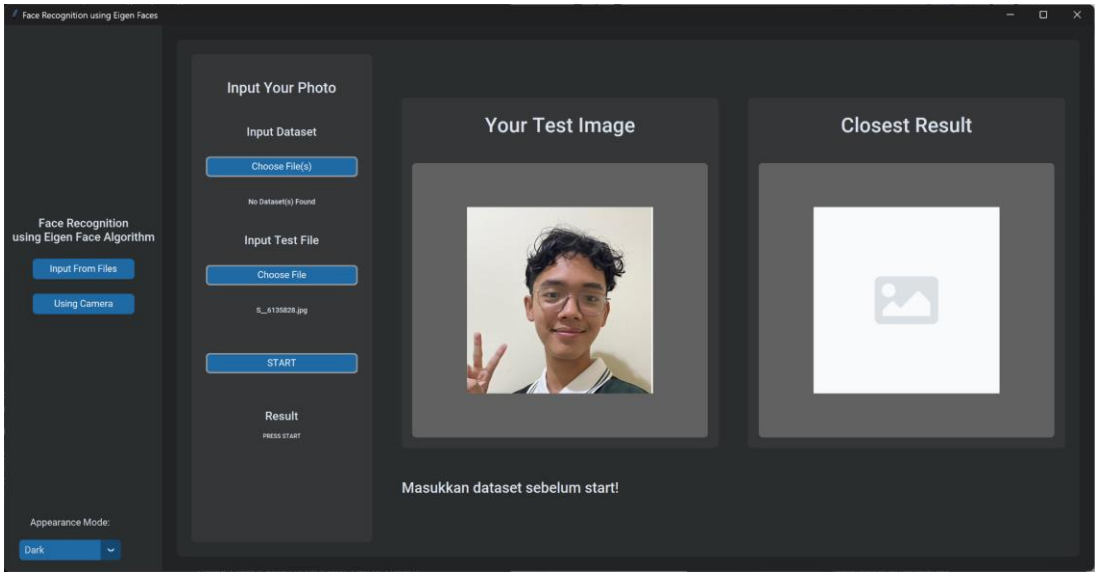


b. Dark mode

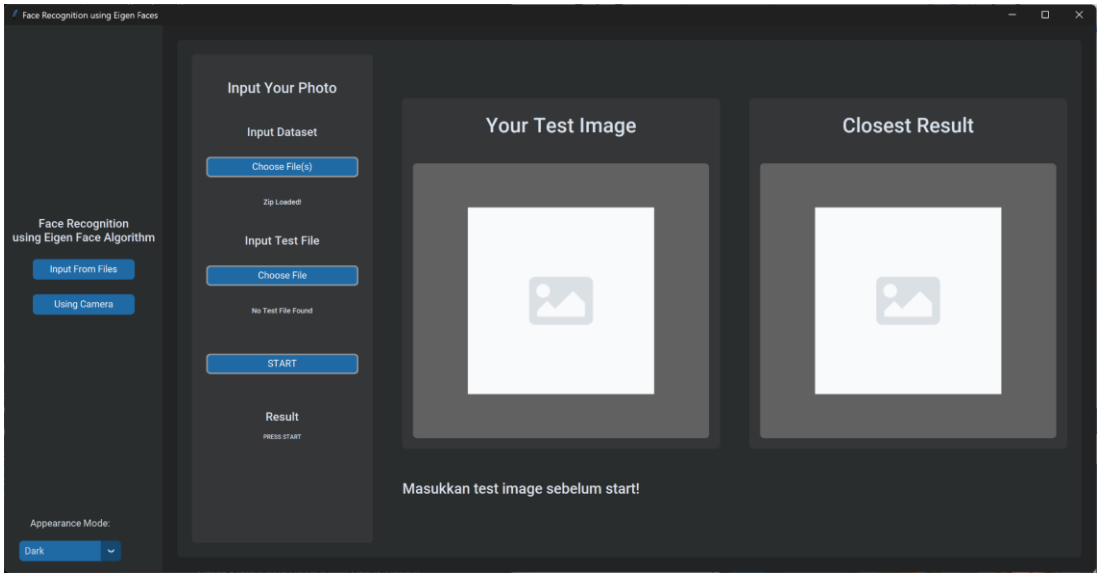


2. Testing Error Handling

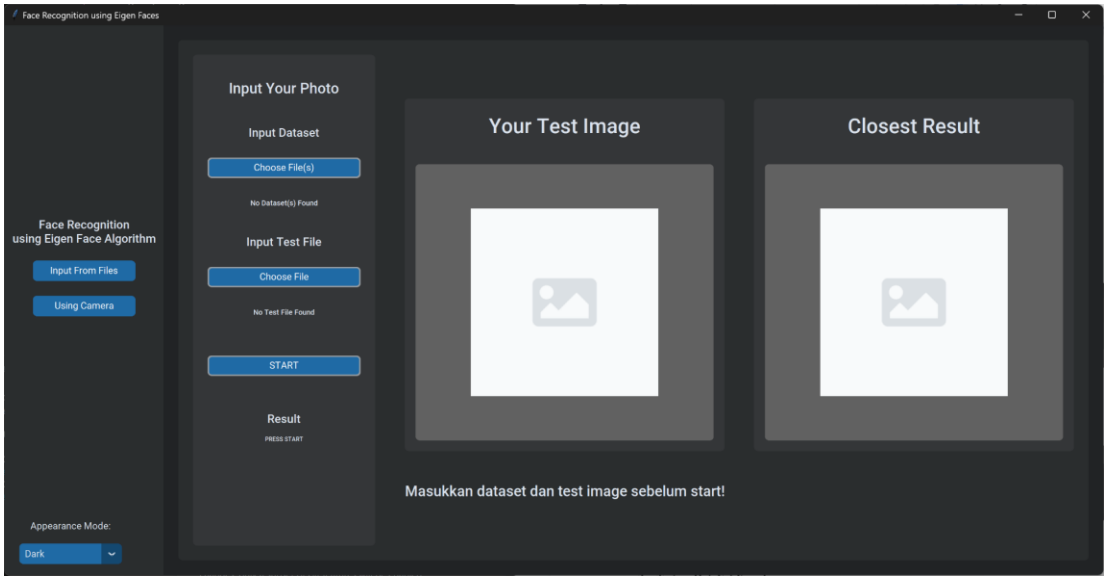
a. START tanpa *dataset*



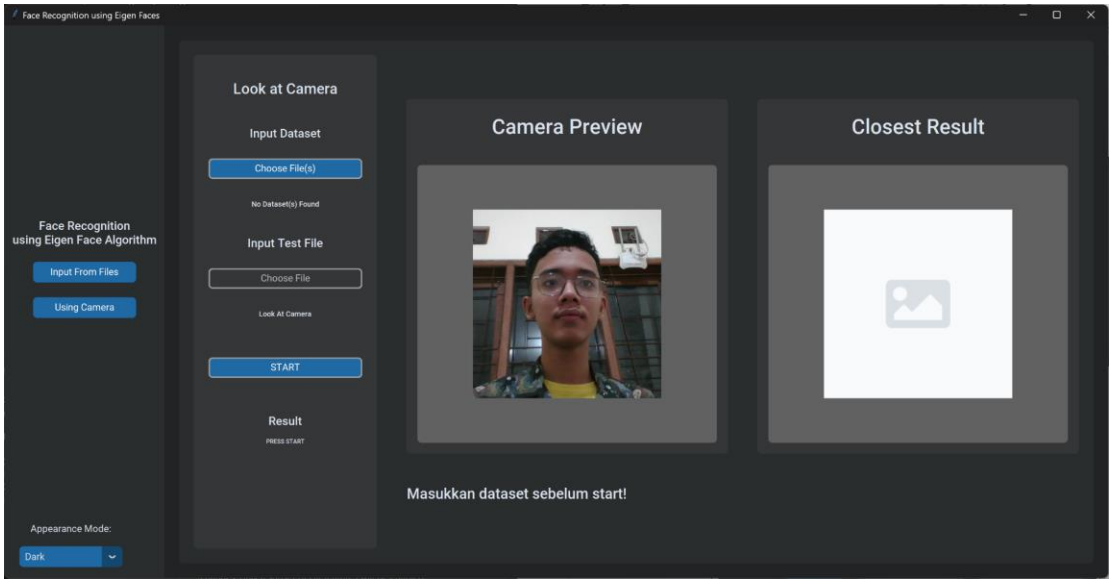
b. START tanpa *test-image*



c. START tanpa *dataset* dan *test-image*



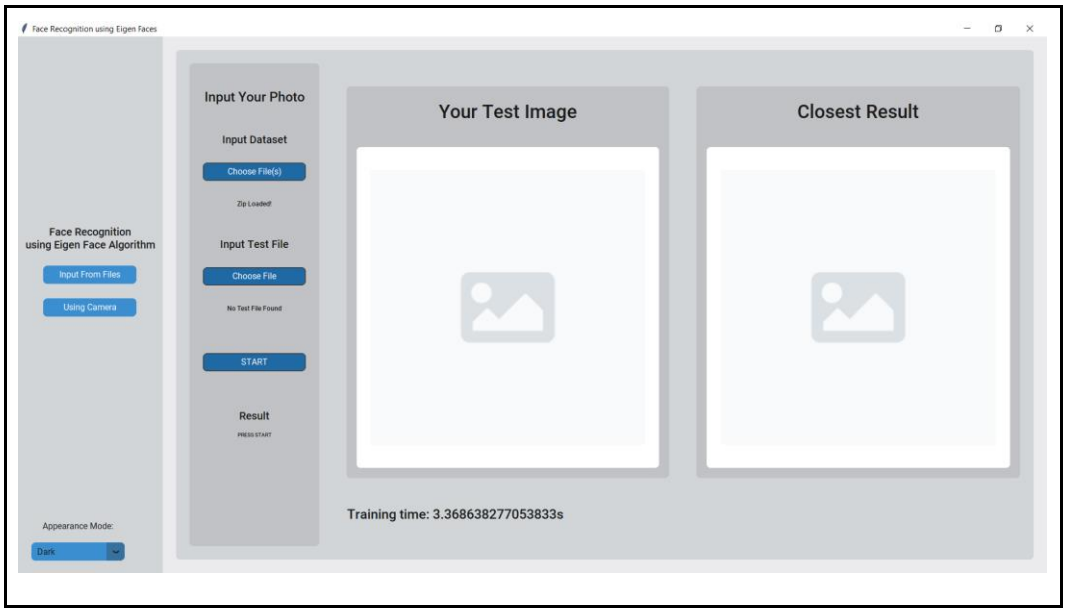
d. Testing tanpa *dataset* (pada input camera)



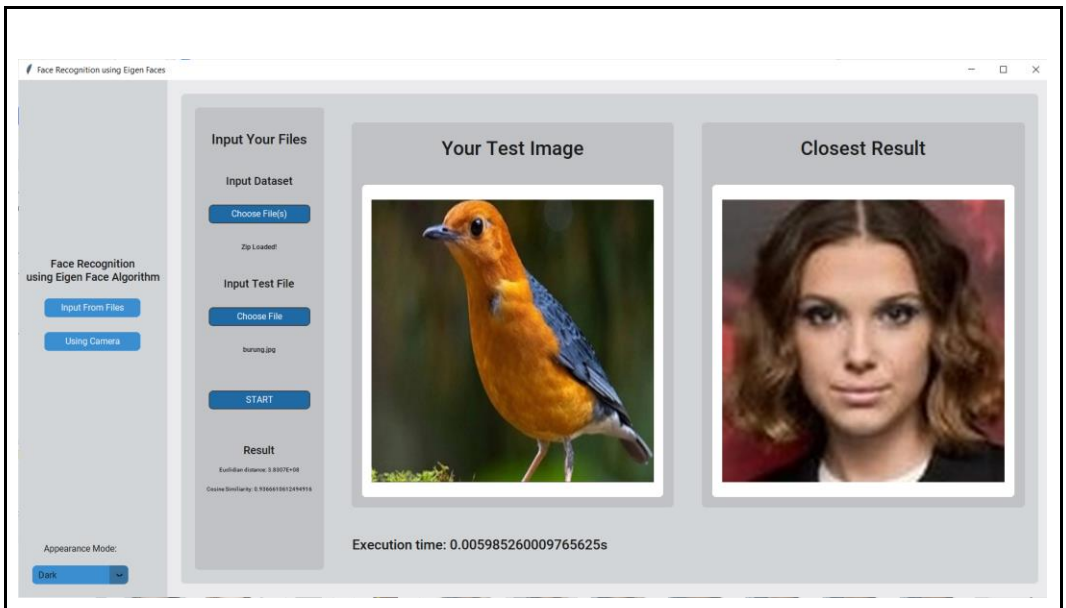
3. *Testing* DataSet Kaggle

a. Identitas Dataset

Banyaknya Dataset	104 gambar
Banyak Dekomposisi QR	100x
Training Time	*3.37s*

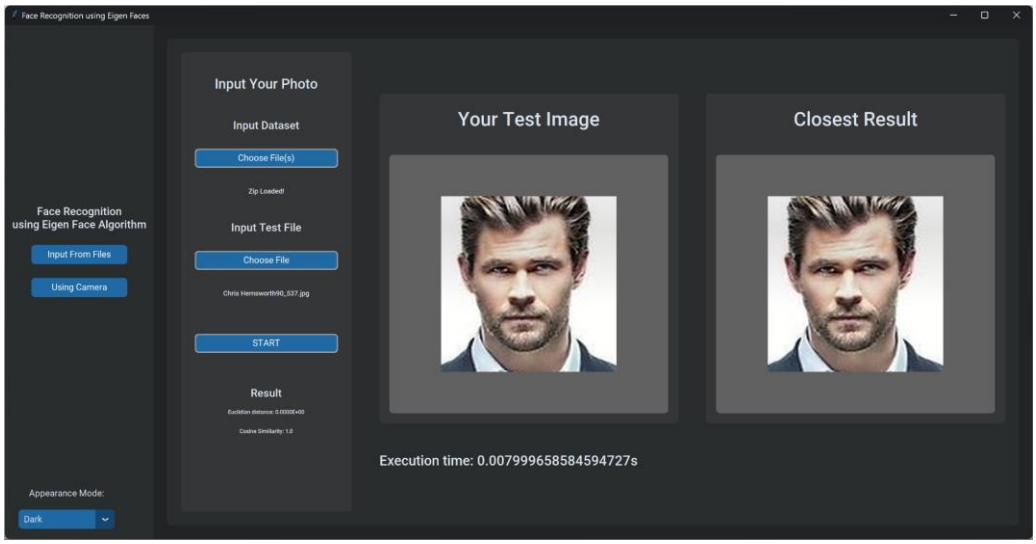


b. Testing 1 (Gambar sembarang)



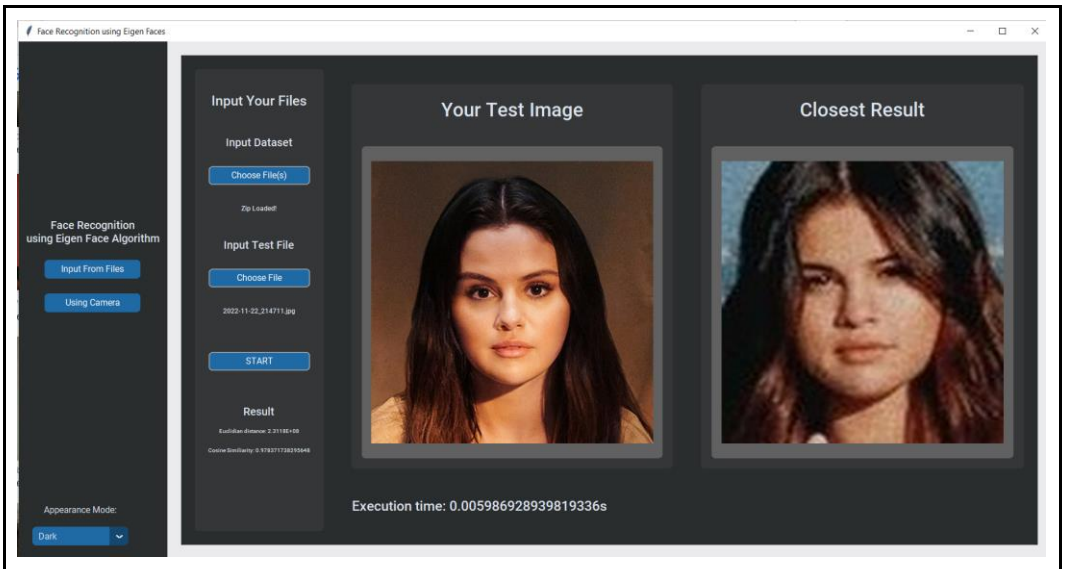
Test Gambar	Burung
Hasil Deteksi	Millie Bobby Brown
Euclidian Distance	3.08E8
Waktu Eksekusi	0.00699 s
Weight Cosine Similarity	0.97055

c. Testing 2 (Gambar yang terdapat di dalam dataset)



Test Gambar	Chris Hemsworth
Hasil Deteksi	Chris Hemsworth
Euclidian Distance	0
Waktu Eksekusi	0.00799 s
Weight Cosine Similarity	1

d. Testing 3

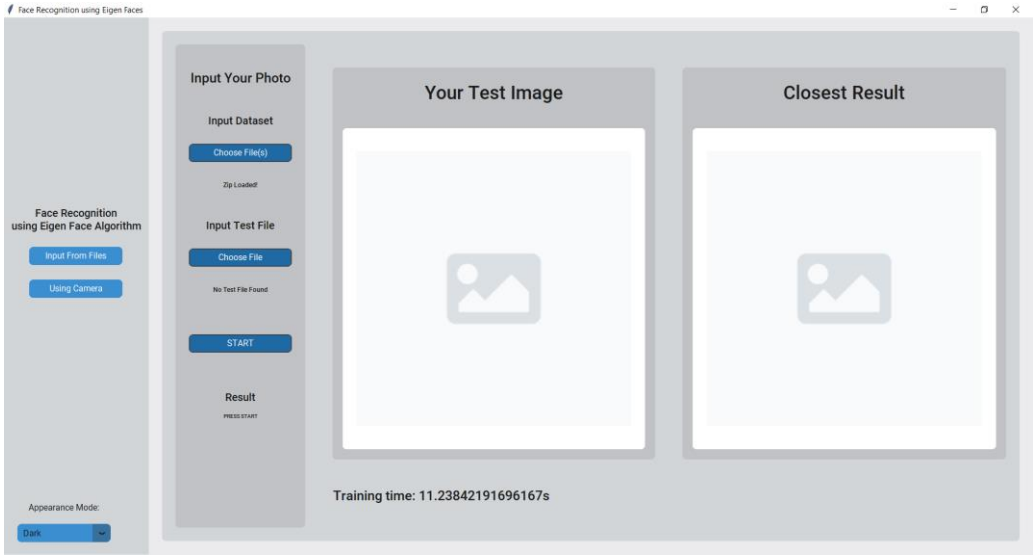


Nama Gambar	Selena Gomez
Waktu Eksekusi	0.00599

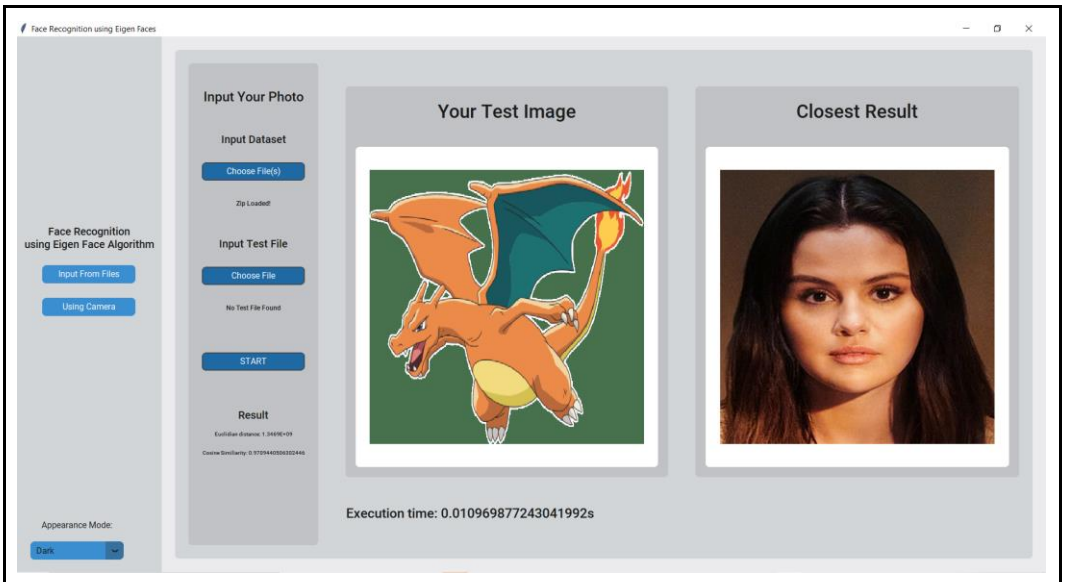
Euclidian distance	2.3E8
Weight Cosine Similarity	0.97

4. *Testing* DataSet Kaggle

a. Identitas Dataset

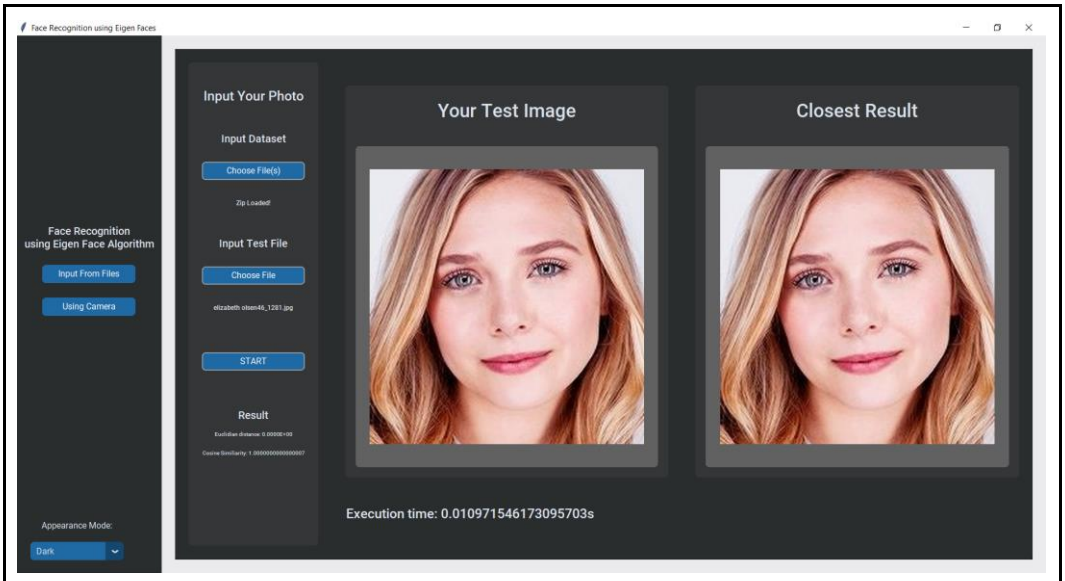
Banyaknya Dataset	221 gambar
Banyak Dekomposisi QR	60x
Training Time	*11.2s*
	

b. Testing 1 (Gambar sembarang)



Test Gambar	Pokemon
Hasil Deteksi	Selena Gomez
Euclidian Distance	1.34E9
Waktu Eksekusi	0.01s
Weight Cosine Similarity	0.97

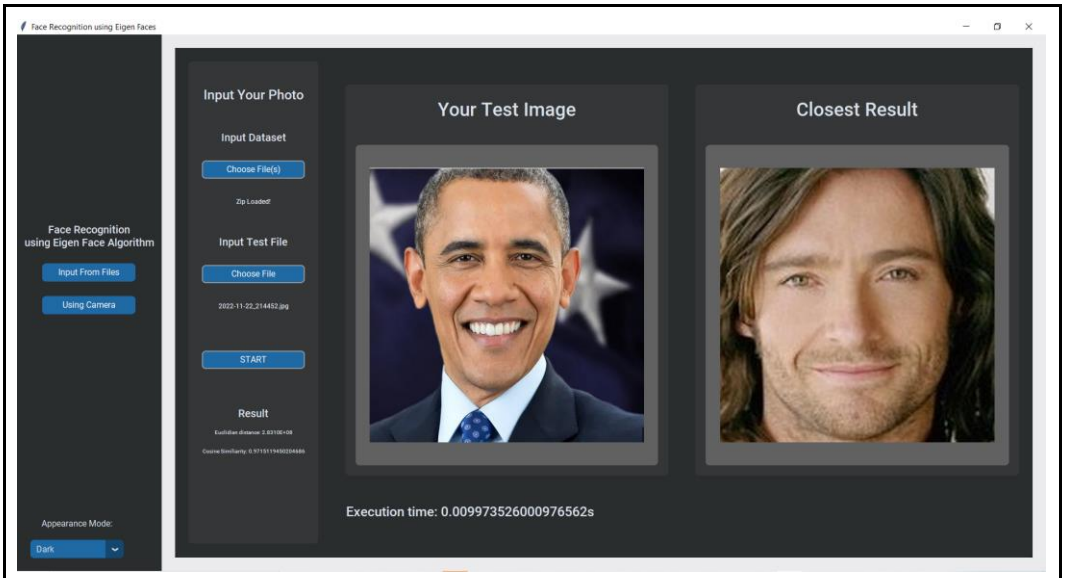
c. Testing 2 (Gambar yang terdapat di dalam dataset)



Test Gambar	Elizabeth Olsen
Hasil Deteksi	Elizabet Olsen

Euclidian Distance	0
Waktu Eksekusi	0.01 s
Weight Cosine Similarity	1

d. Testing 3

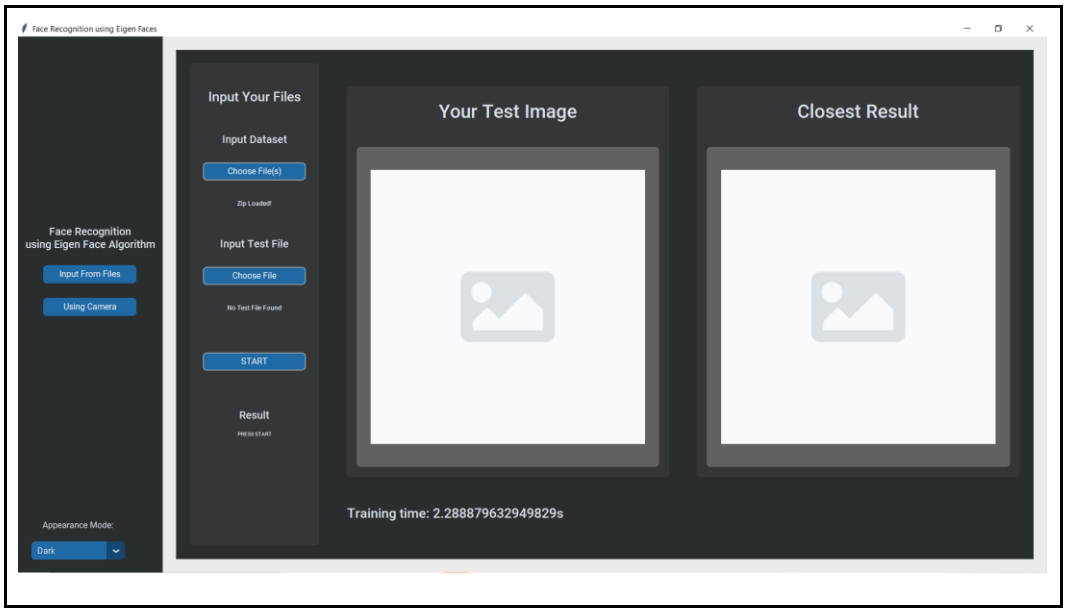


Nama Gambar	Obama
Ukuran Gambar	190,764 bytes
Waktu Eksekusi	0.00599
Weight Cosine Similarity	2.83E8

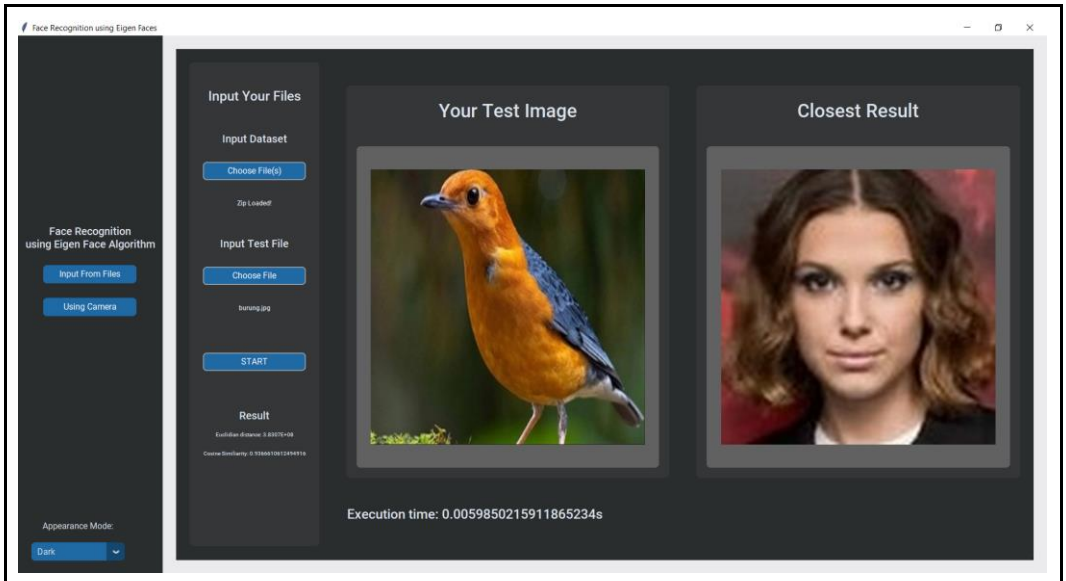
5. *Testing* DataSet Kaggle

a. Identitas Dataset

Banyaknya Dataset	104 gambar
Banyak Dekomposisi QR	60x
Training Time	*2.28s*

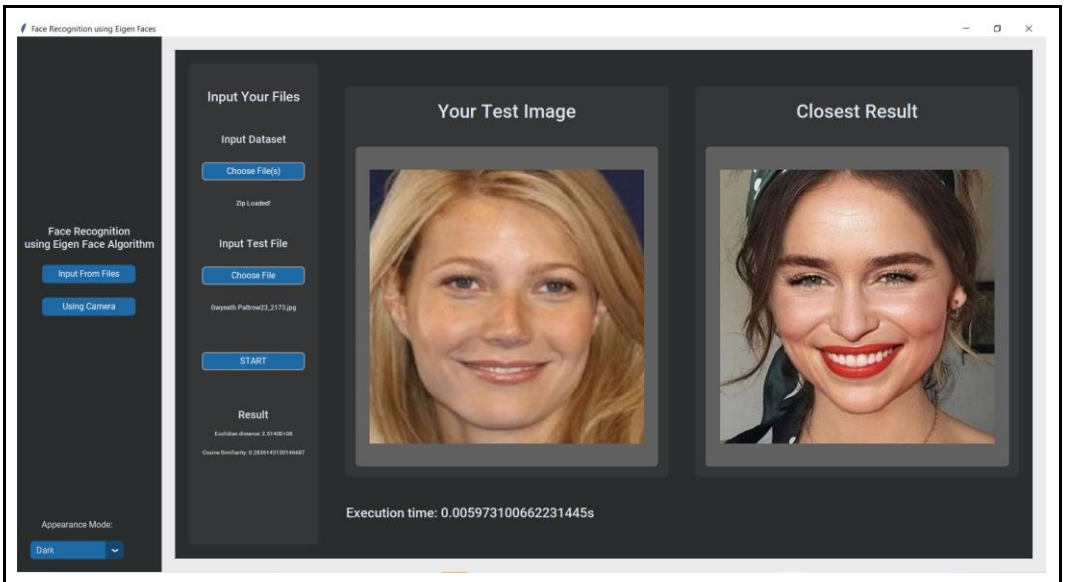


b. Testing 1 (Bukan Wajah)



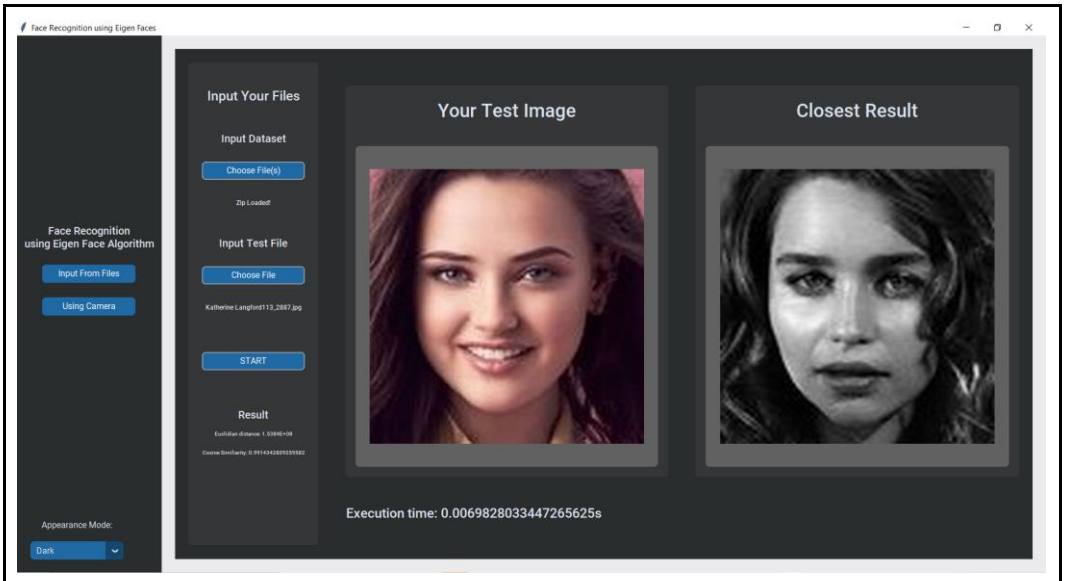
Test Gambar	Burung
Hasil Deteksi	Millie Bobby Brown
Euclidian Distance	3.8E8
Waktu Eksekusi	0.005s
Weight Cosine Similarity	0.97

c. Testing 2



Test Gambar	Gwyneth Pathrow
Hasil Deteksi	Emilia Clarke
Euclidian Distance	2.51E8
Waktu Eksekusi	0.006 s
Weight Cosine Similarity	0.28

d. Testing 3



Nama Gambar	Katherine Langford
Hasil Deteksi	Emilia Clarke

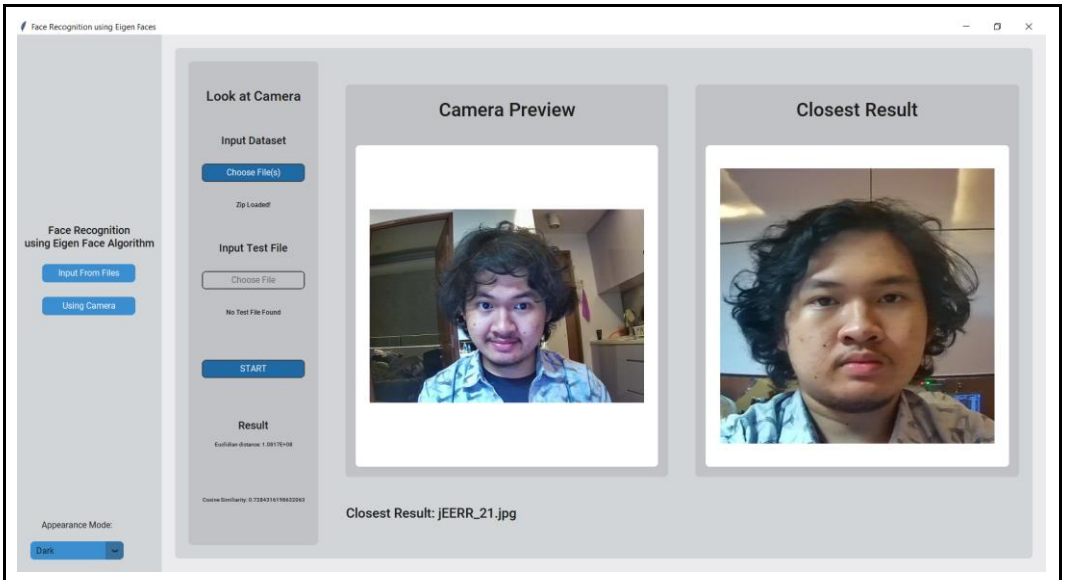
Waktu Eksekusi	0.006
Weight Cosine Similarity	1.53E8

6. *Testing* DataSet dengan Input Kamera

a. Identitas Dataset

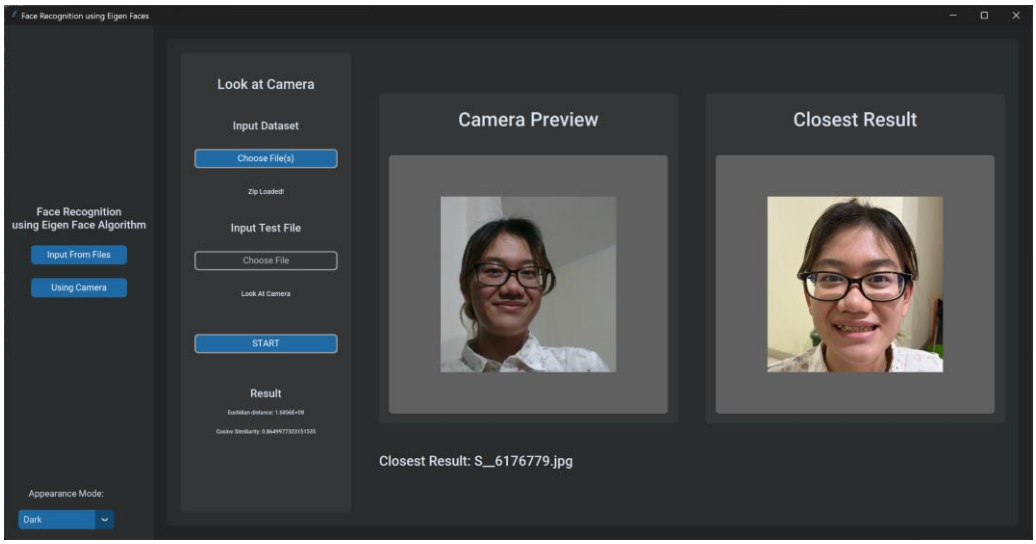
Banyaknya Dataset	50 (terdiri atas 8 orang)

b. Testing 1



Gambar Testing	Jerry
Gambar yang sesuai	jEERR_21.jpg
Euclidian Distance	1.081E7
Weight Cosine Similarity	0.73

c. Testing 2



Gambar Testing	Cathleen
Ukuran Gambar	S_6176779.jpg
Euclidian Distance	1.6856E8
Weight Cosine Similarity	0.86

7. Rangkuman ***Testing***

a. Pengaruh Banyaknya iterasi QR dengan waktu *training*

100x	3.37 s
60x	2.25 s

Banyaknya dekomposisi QR sangat berdampak pada waktu training. Namun, perbandingan kedua waktu training berbanding lurus. Waktu yang dibutuhkan program untuk melakukan satu kali dekomposisi QR berada di angka 0,37 s.

b. Pengaruh waktu test Image dengan banyaknya database

104x	2.25 s
221x	11.2 s

Dengan jumlah iterasi QR yang sama(60 kali), terdapat hubungan yang tidak linear antara jumlah dataset training dan waktu training.

BAB V
KESIMPULAN, SARAN, DAN REFLEKSI

Tugas besar ini sangat membantu kami dalam mengeksplorasi bidang *image processing*. Tugas besar *Face Recognition* dengan *Eigenface* ini ditulis dengan menggunakan bahasa Python dengan berbagai library. Tugas ini sangat membantu kami mengeksplor library Python yang selama ini belum pernah kami gunakan. Oleh karena itu, kami tentunya sangat bangga terhadap diri kami karena telah menyelesaikan seluruh spesifikasi tugas yang diberikan dengan sangat baik, termasuk spesifikasi bonus.

Seluruh fitur dalam program ini sudah berjalan dengan baik. Tampilan antarmuka aplikasi kami memiliki rupa yang modern berkat library CustomTkinter. Kami senang dapat melakukan eksplorasi pembuatan GUI hingga memiliki tampilan seperti tertera pada bagian sebelumnya. Namun, dengan tugas besar ini, kami menyadari bahwa algoritma *eigenface* bukanlah merupakan sebuah algoritma yang memiliki tingkat keakuratan yang tinggi. Dibandingkan dengan sistem pengenalan wajah yang ada saat ini, seperti yang paling populer Face ID dari Apple dan pembelajaran mesin untuk rekognisi citra berbasis jaringan saraf tiruan, algoritma eigenface dapat dikatakan kalah saing.

Adapun secara kuantitatif, euclidian distance berbanding lurus dengan jumlah dataset yang ditraining. Namun, apabila suatu citra bukan wajah, terdapat nilai euclidian distance yang lebih tinggi daripada yang bukan wajah, sehingga citra perlu diberikan batasan tertentu sesuai dengan dataset trainingnya. Kami menyadari bahwa metode pengenalan wajah dengan eigenface sangat sensitif terhadap postur muka, kondisi lingkungan, dan pencahayaan.

Bagaimanapun, tugas ini sangat membantu kami dalam memahami lebih jauh terkait materi kuliah IF2123 - Aljabar Linier dan Geometri, terutama terkait nilai eigen dan vektor eigen, dekomposisi matriks, dan pengenalan terhadap bidang *image processing*. Tugas ini dapat memberikan pengalaman eksplorasi yang menyenangkan kepada kami karena kami sangat menikmati proses pembuatan aplikasi ini dari awal hingga selesai.

Akhir kata, sekali lagi kami bangga mempersembahkan tugas besar ini yang telah kami kerjakan selama 3 minggu terakhir ini. Pengerjaan tugas besar ini merupakan salah satu yang paling menyenangkan diantara semua tugas besar lainnya. Terima kasih kepada Yobel, Jerry dan

Nate beserta Bapak Rinaldi dan para asisten Aljabar Linier dan Geometri Tahun 2022 yang telah memberikan kami pengalaman tubes yang lumayan menyenangkan.

DAFTAR REFERENSI

Anton, Howard, *Elementary Linear Algebra, 10th edition*, John Wiley and Sons, 2010.

Munir, Rinaldi. *Homepage Rinaldi Munir*. Diakses dari https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/

Ratz, Arthur. *Can QR Decomposition Be Actually Faster? Schwarz-Rutishauser Algorithm.* Diakses dari https://towardsdatascience.com/can-qr-decomposition-be-actually-faster-schwarz-rutishauser-algorithm-a32c0cde8b9b

https://id.wikipedia.org/wiki/NumPy

http://elib.mi.sanu.ac.rs/files/journals/ncd/12/ncd12017.pdf

Shah, Deval. *Face Recognition using eigenfaces technique*. Diakses dari https://medium.com/@devalshah1619/face-recognition-using-eigenfaces-technique-f221d505d4f7

LAMPIRAN

Tautan repository tugas besar: https://github.com/yobeldc/Algeo02-21067
Video demo tugas besar: https://drive.google.com/drive/folders/1YDQlz1iq9xtGn1wI29qKVuqLDPkU4qmO?usp=sharing