



**PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN CITRA
WAJAH BERKUALITAS RENDAH DENGAN
TWO DIRECTIONAL MATRIX PADA ALGORITMA
*TWO-DIMENSIONAL PRINCIPAL COMPONENT
ANALYSIS (2D-PCA)* DAN *EUCLIDEAN DISTANCE***

Skripsi

disusun sebagai salah satu syarat
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Program Studi Teknik Informatika

oleh

Rizki Danang Kartiko Kuncoro
4611416003

**JURUSAN ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG**

2020

PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa skripsi saya yang berjudul **“Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan *Two Directional Matrix* Pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* dan *Euclidean Distance*”** disusun berdasarkan penelitian saya dengan arahan dosen pembimbing. Sumber informasi atau kutipan yang berasal dari karya yang diterbitkan telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini, dan saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat, dan apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan perundang-undangan.

Semarang, 6 Agustus 2020



Rizki Danang Kartiko Kuncoro
4611416003

PERSETUJUAN PEMBIMBING

Nama : Rizki Danang Kartiko Kuncoro
NIM : 4611416003
Program Studi : S-1 Teknik Informatika
Judul Skripsi : Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan *Two Directional Matrix* Pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* dan *Euclidean Distance*.

Skripsi ini telah disetujui oleh pembimbing untuk diajukan ke sidang panitia ujian skripsi Program Studi Teknik Informatika FMIPA UNNES.

Semarang, 6 Agustus 2020

Pembimbing



Endang Sugiharti S. Si., M. Kom.
NIP. 197401071999032001

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul:

Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan *Two Directional Matrix* Pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2D-PCA) dan *Euclidean Distance*.

disusun oleh:

Rizki Danang Kartiko Kuncoro
4611416003

Telah dipertahankan dihadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 21 Juli 2020.

Panitia:

Ketua

Sekretaris

Dr. Sugianto, M.Si.
NIP. 196102191993031001

Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom.
NIP. 197405172006041001

Penguji 1



Aji Purwinarko, S.Si., M.Cs.
NIP. 198509102015041001

Penguji 2



Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs.
NIP. 198005252005011001

Anggota Penguji



Endang Sugiharti, S.Si., M.Kom.
NIP. 197401071999032001

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

1. Hidup hanya sekali isilah dengan karya yang bermanfaat.
2. Masih belajar, selalu belajar dan tidak akan pernah berhenti belajar
3. Pupuklah mimpi dan harapan beserta do'a dan ikhtiar.

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan kepada:

1. Orang tua, Saya ucapkan terimakasih atas do'a, dukungan, semangat dan kasih sayang yang tiada hentinya.
2. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu komputer yang telah memberikan bekal kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
3. Teman-teman seperjuangan di jurusan Ilmu Komputer angkatan 2016.
4. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu hingga terselesaikannya penulisan skripsi ini.
5. Almamater Universitas Negeri Semarang.

PRAKATA

Puji syukur Alhamdulillah senantiasa penulis panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan *Two Directional Matrix* Pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* dan *Euclidean Distance*”**.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini tidak akan selesai tanpa adanya dukungan, bantuan, serta motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman. M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Dr. Sugianto, M. Si., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Dr. Alamsyah, S.Si., M.Kom., Selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Negeri Semarang.
4. Endang Sugiharti, S.Kom., M.Kom., Selaku Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu, membantu, membimbing, mengarahkan dan memberikan saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Riza Arifudin, S.Pd., M.Cs., Selaku Dosen Penguji I yang telah memberikan banyak masukan, arahan, kritik dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
6. Aji Purwinarko S.Si., M. Cs., Selaku Dosen Penguji II yang telah memberikan banyak masukan, arahan, kritik dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.

7. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu omputer yang telah memberikan bekal kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
8. Orang tua, Adik, Kakek dan Nenek yang selalu memberikan do'a serta memberikan dukungan baik secara moral maupun spriritual dalam menyelesaikan skripsi ini.
9. Dewi Setyowati yang selalu menemani, memberikan dukungan, dan semangat dalam menyelesaikan skripsi ini.
10. UKM RIPTEK, BEM FMIPA, MIPA English Club dan I-SECRET, yang telah menjadi pijakan untuk berkembang.
11. Inkubator Unit Bisnis LPPM UNNES yang telah memberikan kesempatan untuk belajar dan berkembang di dunia bisnis.
12. Seluruh punggawa Interpro dan Sobat Koding: Sanny, Bondan, Tajudin, Diky, Alif, Ghifar, dan teman-teman lain.
13. Teman Kontrakan Cumi: Irul, Lasan, Agus, Tomy, Andri, Ibnu, dan teman-teman lainnya.
14. Fadhil, Elias, Dinar dan teman-teman seperjuangan di jurusan Ilmu Komputer angkatan 2016.
15. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu hingga terselesaikannya penulisan skripsi ini.

Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca demi kebaikan di masa yang akan datang.

Semarang, 6 Agustus 2020

A handwritten signature in black ink, consisting of a large, stylized 'R' followed by 'DK' and a horizontal line extending to the right.

Rizki Danang Kartiko Kuncoro
4611416003

ABSTRAK

Kuncoro, Rizki Danang Kartiko. 2020. Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan *Two Directional Matrix* Pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* dan *Euclidean Distance*. Skripsi. Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Endang Sugiharti, S.Si., M.Kom.

Kata kunci: *Face Recognition*, *2DPCA*, *Euclidean Distance*, *Two Dirrectional Matrix*

Pengenalan wajah merupakan teknik yang dapat digunakan untuk membedakan karakteristik pola wajah seseorang. Salah satu faktor yang sangat berpengaruh dalam proses pengenalan wajah adalah kualitas citra. Citra yang berkualitas rendah dapat memengaruhi tingkat akurasi. Dalam pengenalan wajah, akurasi merupakan hal yang sangat penting. Peningkatan akurasi pengenalan wajah berkualitas rendah dapat dilakukan dengan memproses citra untuk diekstraksi cirinya menggunakan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA. Dari proses ekstraksi kemudian menghasilkan nilai *Eigenfaces* untuk diklasifikasi. Klasifikasi citra dilakukan dengan *Euclidean Distance*. Selanjutnya hasil akurasi antara pengenalan citra dengan ataupun tanpa *Two Dirrectional Matrix* akan dibandingkan. Data yang digunakan adalah *AT&T face of database* dan *database of Essex*. Dari 18 pengujian yang dilakukan pada metode *Two Dirrectional Matrix* terbukti meningkatkan akurasi pengenalan wajah sebanyak 12 percobaan. Pada 5 percobaan yang lain mengalami penurunan akurasi dan sebanyak 1 percobaan tidak mampu meningkatkan ataupun menurunkan akurasi pengenalan wajah. Hasil akurasi tertinggi pada percobaan menggunakan AT & T adalah 98,25%, sedangkan pada Essex mencapai 97,27%. 2. Saran untuk penelitian selanjutnya dengan melakukan percobaan dengan rasio *dataset* citra berkualitas rendah yang lebih beragam supaya mendapatkan hasil akurasi citra berkualitas rendah yang lebih baik.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	ii
PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	vi
PRAKATA.....	vii
ABSTRAK	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan Penelitian.....	7
1.5 Manfaat Penelitian.....	8
1.6 Sistematika Penelitian	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	10
2.1 Pengenalan Wajah.....	10
2.2 2D-PCA.....	11
2.3 <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	13

2.4	<i>Euclidean Distance</i>	15
2.5	Penelitian Terkait	15
BAB III METODE PENELITIAN.....		20
3.1	Alat & Bahan.....	20
3.1.1	Alat	20
3.1.2	Bahan	20
3.2	Metode yang Diusulkan	22
3.3	Perancangan Sistem.....	27
3.4	Analisis Hasil	27
3.5	Penarikan Kesimpulan.....	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		29
4.1	Hasil Penelitian	29
4.1.1	Proses Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> pada 2D-PCA	29
4.1.2	Tahap Implementasi Sistem.....	33
4.1.3	Tahap Pengujian Sistem	49
4.1.2.1	Pengujian 2D-PCA pada <i>Dataset AT&T</i>	49
4.1.2.2	Pengujian 2D-PCA pada <i>Dataset Essex</i>	53
4.1.2.3	Pengujian <i>Two Dirrectional Matrix</i> AT&T.....	57
4.1.2.4	Pengujian <i>Two Dirrectional Matrix</i> Essex	61
4.2	Pembahasan	69
BAB V PENUTUP.....		73
5.1	Simpulan.....	73
5.2	Saran.....	75

DAFTAR PUSTAKA	76
----------------------	----

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
3.1 Pembagian <i>Training</i> dan <i>Testing Image</i>	22
4.1 Hasil Percobaan 2D-PCA pada <i>Dataset AT&T</i>	53
4.2 Hasil Percobaan 2D-PCA pada <i>Dataset Essex</i>	57
4.3 Hasil Percobaan <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset AT&T</i>	61
4.4 Hasil Percobaan <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset Essex</i>	65
4.5 Hasil Percobaan 10% <i>Training Images</i> dan 90% <i>Testing Images</i> dengan 2D-PCA+KNN	61
4.6 Hasil Percobaan 2D-PCA	66
4.7 Hasil Pengujian Secara Keseluruhan	68

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
3.1 <i>Dataset AT&T</i>	21
3.2 <i>Dataset Essex</i>	21
3.3 <i>Two Dirrectional Matrix</i> dalam 2D-PCA.....	24
3.4 <i>Flowchart Euclidean Distance</i>	25
3.5 <i>Flowchart</i> Keseluruhan Program.....	26
3.6 Proses Pengenalan Wajah.....	27
4.1 <i>Flowchart</i> Keseluruhan Program.....	30
4.2 Tampilan Halaman Awal.....	35
4.3 Tampilan Menu <i>Home</i>	36
4.4 Tampilan Menu 2D-PCA.....	37
4.5 Tampilan Menu <i>Two Dirrectional Matrix</i>	38
4.6 Program <i>Loading Dataset</i>	39
4.7 Program <i>Image to Matrix</i>	40
4.8 Program Metode PCA.....	41
4.9 Program Metode 2D-PCA	42
4.10 Program Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA.....	43
4.11 Program Utama Pengenalan Wajah.....	44
4.12 Tampilan Metode 2D-PCA <i>Dataset AT&T</i>	45
4.13 Hasil Klasifikasi Metode 2D-PCA <i>Dataset AT&T</i>	45
4.14 Tampilan Metode 2D-PCA <i>Datase Essex</i>	46
4.15 Hasil Klasifikasi Metode 2D-PCA <i>Dataset Essex</i>	46

4.16	Tampilan Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA <i>Dataset</i> AT&T...	47
4.17	Hasil Klasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T	47
4.18	Tampilan Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex	48
4.19	Hasil Klasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2DPCA pada <i>Dataset</i> Essex.....	48
4.20	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 10%	49
4.21	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 20%	50
4.22	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 30%	50
4.23	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 40%	51
4.24	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 50%	51
4.25	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 60%	51
4.26	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 70%	52
4.27	Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 80%	52

4.28 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 90%	53
4.29 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 10%	53
4.30 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 20%	54
4.31 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 30%	54
4.32 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 40%	55
4.33 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 50%	55
4.34 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 60%	55
4.35 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 70%	56
4.36 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 80%	56
4.37 Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 90%	57
4.38 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 10%	58
4.39 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	

pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 20%	58
4.40 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 30%	58
4.41 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 40%	59
4.42 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 50%	59
4.43 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 60%	60
4.44 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 70%	60
4.45 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 80%	60
4.46 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> AT&T dengan data <i>Training</i> 90%	61
4.47 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 10%	62
4.48 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 20%	62
4.49 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 30%	63
4.50 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA	
pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 40%	63

4.51 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 50%	63
4.52 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 60%	64
4.53 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 70%	64
4.54 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 80%	65
4.55 Hasil Kasifikasi Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA pada <i>Dataset</i> Essex dengan data <i>Training</i> 90%	65
4.56 Hasil Kasifikasi Citra dengan Metode 2D-PCA.....	66
4.57 Hasil Kasifikasi Citra Metode <i>Two Dirrectional Matrix</i> 2D-PCA.....	67
4.58 Hasil Pengujian Secara Keseluruhan	68

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pengenalan wajah merupakan teknik yang dapat digunakan untuk membedakan karakteristik pola wajah seseorang. Di dalam pengolahan citra teknik klasifikasi wajah sering digunakan di berbagai bidang permasalahan, salah satu contohnya adalah pengenalan kriminal, *sistem security*, identifikasi pelanggaran lalu lintas, klasifikasi gender, presensi elektronik dan sebagainya. Wajah merupakan salah satu ukuran fisiologis yang paling mudah dan sering digunakan untuk membedakan identitas individu yang satu dengan yang lainnya, dikarenakan wajah adalah bagian dari tubuh manusia yang tidak dapat diduplikasi (Salamun & Wazir, 2016). Teknologi pengenalan wajah saat ini sudah sangat canggih dan diterapkan di hampir semua sistem mutakhir yang mengelola citra dan foto, contohnya situs-situs media sosial seperti *Facebook* dan *Google Plus* yang mampu mengenali wajah manusia dan bahkan memprediksi nama dari pemilik wajah manusia tersebut (Kurniawan L. M., 2014). Deteksi pada teknologi pengenalan wajah juga lebih akurat daripada deteksi pada tanda tangan meskipun dalam kualitas gambar yang buruk (Vikram, Urs, & Gowda, 2008).

Sistem klasifikasi wajah adalah suatu aplikasi yang membuat sebuah mesin dapat mengenali wajah seseorang sesuai dengan gambar wajah yang telah dilatih dan disimpan di dalam basis data mesin tersebut (Menyhárt & Róbert, 2016), Salah

satu masalah paling menantang dalam bidang analisis gambar, visi komputer dan pengenalan pola adalah Pengenalan Wajah (*face recognition*) pengenalan wajah (Zhang, Yu, & Gu, 2012), karena itu ada beberapa metode pengenalan wajah telah banyak dikembangkan dalam penelitian antara lain *Eigenfaces*, *neural network*, *fisherfaces*, *elastic bunch graph matching*, *template matching*, serta metode pemilihan segmentasi gambar dibagi menjadi dua kategori: pemilihan segmentasi tetap dan pemilihan segmentasi variabel (Yan, 2016).

Saat ini, ada banyak metode pengenalan wajah (Jiang & Li, 2010), yang sebagian besar dibagi berdasarkan karakteristik geometrik, berdasarkan *Eigenfaces*, fitur lokal, model elastis dan jaringan saraf. Metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang diusulkan oleh Turk dan Pentland adalah metode pengenalan wajah berdasarkan *Eigenfaces* (Turk & Pentland, 1991), karena metode ini sederhana dan banyak digunakan. Pada tahun 2004, Yang mengusulkan *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2D-PCA) untuk mengekstraksi fitur, metode ini adalah sampel dianggap sebagai matriks untuk ekstraksi fitur dengan matriks dua dimensi, ternyata akurasi yang dihasilkan lebih tinggi daripada PCA tradisional (Yang, Zhang, Frangi, & Yang, 2004).

Teknologi PCA dapat dibagi menjadi tiga kategori. Kategori pertama didasarkan pada fitur geometris. Kategori kedua didasarkan pada metode *template* yang mencakup *eigenface*, metode *linear discriminant analysis*, metode *singular value decomposition*, metode *neural network* dan metode *dynamic connection matching*. Kategori ketiga menggunakan metode *model-based*, termasuk *Hidden Markov Models*, *Active Shape Models* dan *Active Appearance Models* (Lu, Fu, Qiu,

& Lu, 2018). Penelitian ini menggunakan metode berbasis *template* metode *Eigenfaces* dengan peningkatan algoritma 2D-PCA. Algoritma 2D-PCA adalah peningkatan PCA menggunakan metode proyeksi dua dimensi secara langsung. Ekstraksi fitur didasarkan pada matriks dua dimensi daripada vektor satu dimensi. Matriks kovarian yang dihitung oleh 2D-PCA relatif mudah dan nyaman dibandingkan dengan PCA, dan biaya komputasi sangat berkurang, konsumsi waktu berkurang, dan fitur yang diekstraksi lebih efisien (Lu, Zou, & Wang, 2012). Dengan perhitungan, 2D-PCA memiliki kinerja waktu komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan PCA karena matriks kovarians dalam 2D-PCA secara langsung diperoleh dari matriks gambar wajah (Yang, Zhang, Frangi, & Yang, 2004). Metode 2D-PCA memiliki dua keunggulan penting dibandingkan metode PCA. Pertama, lebih mudah untuk mengevaluasi matriks kovarian secara akurat. Kedua, kita tidak perlu banyak waktu untuk menentukan vektor *eigen* yang tepat (Oliveira, Koerich, Mansano, & Britto, 2011).

Gagasan utama di balik 2D-PCA adalah bahwa itu didasarkan pada matriks 2D yang bertentangan dengan PCA standar, yang didasarkan pada vektor 1D. Meskipun 2D-PCA memperoleh akurasi pengenalan yang lebih tinggi daripada PCA, masalah penting yang belum terselesaikan dari 2D-PCA adalah bahwa ia membutuhkan lebih banyak koefisien untuk representasi gambar daripada PCA dan permasalahan paling utama pada pengenalan wajah adalah bagaimana mengatasi variasi pose, perbedaan atribut, dan pencahayaan (Wirayuda & Suwardi, 2017). Kemudian menghasilkan citra wajah yang berkualitas rendah sehingga menjadi kendala peningkatan akurasi pada pengenalan wajah. Ada beberapa penelitian yang

dilakukan dengan menggunakan citra wajah dalam skenario pencahayaan yang berbeda, hasil penelitian menunjukkan penurunan pada nilai akurasi pengenalan sebesar 30% sampai 60% (Pamungkas & Setiawan, 2018). 2D-PCA pada dasarnya bekerja dalam arah baris gambar, dengan mempertimbangkan arah baris dan kolom, dikembangkan 2D-PCA dua arah menggunakan *Two Directional Matrix*, untuk representasi wajah dan pengenalan yang lebih akurat dan efisien dari algoritma 2D-PCA meskipun menggunakan citra wajah yang berkualitas rendah.

Tahapan terakhir dalam pengenalan wajah adalah proses klasifikasi. Setelah fitur-fitur penting wajah dihasilkan pada proses ekstraksi, fitur-fitur tersebut akan digunakan untuk proses klasifikasi. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Saputra (2013), menunjukkan bahwa penggunaan *Euclidean Distance* sebagai *classifier* dapat memberikan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Untuk gambar wajah yang diikutsertakankan dalam pelatihan, dapat diperoleh 91% identifikasi benar (Saputra, Wibawa, & Bahtiar, 2013).

Berdasarkan uraian permasalahan di atas yang menunjukkan bahwa metode 2D-PCA memiliki akurasi yang lebih bagus daripada metode PCA akan tetapi penggunaan 2D-PCA masih harus ditingkatkan lagi dengan cara mempertimbangkan arah baris dan kolom sehingga dikembangkan *Two Directional Matrix* pada metode 2D-PCA. Maka penelitian ini berfokus pada peningkatan akurasi pengenalan wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2D-PCA) penelitian ini berjudul “*Peningkatan Akurasi Pengenalan Citra Wajah Berkualitas Rendah dengan Two Directional Matrix pada Algoritma Two-Dimensional Principal*

Component Analys (2D-PCA) dan Euclidean Distance". Penelitian ini diharapkan menjadi kontribusi pada peningkatan akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan cara mengembangkan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana melakukan peningkatan akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis* dan *Euclidean Distance*?
2. Seberapa besar peningkatan akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis* dan *Euclidean Distance*?

1.3. Batasan Masalah

Pada penelitian ini diperlukan batasan-batasan agar tujuan penelitian dapat tercapai. Adapun batasan masalah yang dibahas dalam penelitian ini adalah:

1. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan *Two Directional Matrix* pada Algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analys* dan *Euclidean Distance*.

2. *Dataset* yang digunakan adalah dataset yang tersedia dari AT&T “*The Database of Face*” sebanyak 400 citra wajah dan dari Essex “*Dataset University of Essex*” sebanyak 3.020 citra wajah.
3. Pengujian dilakukan dengan melakukan perhitungan akurasi pengenalan wajah. Kemudian dilakukan perbandingan hasil akurasi antara *Two-Dimensional Principal Component Analysis* dan *Euclidean Distance* dengan *Two Directional Two-Dimensional Principal Component Analysis* dan *Euclidean Distance*.
4. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah Python 3.6.4
5. *Library* yang digunakan adalah *OpenCV*, *numpy*, *os* dan *scipy*

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Melakukan peningkatan akurasi pengenalan pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *two directional matrix* pada algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance*.
2. Mengetahui seberapa besar peningkatan akurasi pengenalan pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *two directional matrix* pada algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance* dengan melakukan perbandingan performa akurasi sebelum dan sesudah dilakukan dengan mengembangkan 2D-PCA dua arah menggunakan *Two Directional Matrix*.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Menemukan teknologi pengenalan citra wajah berkualitas rendah yang lebih akurat dengan *Two Directional Matrix* pada *Algoritma Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* dan *Euclidean Distance*
2. Mengetahui seberapa besar peningkatan akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada *Algoritma 2D-PCA* dan *Euclidean Distance*.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan berguna untuk memudahkan dalam memahami jalan pemikiran secara keseluruhan skripsi. Penulisan skripsi ini secara garis besar dibagi menjadi tiga bagian, yaitu sebagai berikut.

1.6.1. Bagian Awal Skripsi

Bagian awal skripsi terdiri dari halaman judul, halaman pengesahan, halaman pernyataan, halaman motto dan persembahan, abstrak, kata pengantar, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel dan daftar lampiran.

1.6.2. Bagian Isi Skripsi

Bagian isi skripsi terdiri dari lima bab, yaitu sebagai berikut.

1) BAB 1: PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian serta sistematika penulisan skripsi.

2) **BAB 2: TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi penjelasan mengenai definisi maupun pemikiran-pemikiran yang dijadikan kerangka teoritis yang menyangkut dan mendasari pemecahan masalah dalam skripsi ini.

3) **BAB 3: METODE PENELITIAN**

Bab ini berisi penjelasan mengenai studi pendahuluan, tahap pengumpulan data, dan tahap pengembangan sistem.

4) **BAB 4: HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi hasil penelitian beserta pembahasannya.

5) **BAB 5: PENUTUP**

Bab ini berisi simpulan dari penulisan skripsi dan saran yang diberikan penulis untuk mengembangkan skripsi ini.

1.6.3. Bagian Akhir Skripsi

Bagian akhir skripsi ini berisi daftar pustaka yang merupakan informasi mengenai buku-buku, sumber-sumber dan referensi yang digunakan penulis serta lampiran-lampiran yang mendukung dalam penulisan skripsi ini

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah adalah pengenalan pola khusus untuk wajah yang membandingkan gambar input dengan data dalam *database* (Sutarti, Putra, & Sugiharti, 2019). Efisiensi dan akurasi menjadi faktor utama mengapa pengenalan wajah banyak diaplikasikan khususnya dalam *sistem security* (Marti, 2010). Wajah adalah salah satu biometrik yang sangat mudah didapat, yaitu menggunakan kamera (Wirdiani, et al., 2019). Manusia memiliki bentuk wajah yang berbeda antara satu dengan lainnya, perbedaan inilah yang menjadikannya salah satu identitas bagi tiap manusia. Wajah sebagai objek dua dimensi digambarkan dengan berbagai macam iluminasi, pose dan ekspresi wajah untuk diidentifikasi berdasarkan citra dua dimensi dari wajah tersebut (Kurniawan D. E., 2012).

Teknologi pengenalan wajah semakin banyak diaplikasikan dalam sistem pengenalan biometrik, pencarian dan pengindeksan database citra dan video digital, sistem keamanan, konferensi video, dan interaksi manusia dengan komputer. Pendeteksian wajah (*face detection*) merupakan salah satu tahap awal yang sangat penting sebelum dilakukan proses pengenalan wajah. Wajah sebagai salah satu yang dapat digunakan sebagai identifikasi seseorang. Telah banyak digunakan sebagai pengenalan bagi seseorang sebagai contoh narapidana atau buron agar mudah dapat dilacak keberadaannya dalam bentuk berbagai rupa.

Sistem pengenalan wajah digunakan untuk membandingkan satu citra wajah masukan dengan suatu *database* wajah dan menghasilkan wajah yang paling cocok dengan citra tersebut jika ada. Sedangkan autentikasi wajah (*face authentication*) digunakan untuk menguji keaslian atau kesamaan suatu wajah dengan data wajah yang telah diinput sebelumnya. Bidang penelitian yang juga berkaitan dengan pemrosesan wajah adalah lokalisasi wajah (*face localization*), yaitu pendeteksian wajah dengan asumsi hanya ada satu wajah di dalam citra. Sistem pengenalan citra wajah dibagi menjadi dua jenis, yaitu *sistem feature-based* dan *sistem image-based*. Pada sistem *feature-based* digunakan ciri yang diekstraksi dari komponen citra wajah seperti mata, hidung, mulut, dan lain-lain yang kemudian dimodelkan secara geometris hubungan antara ciri-ciri tersebut. Sedangkan pada sistem *image-based* menggunakan informasi mentah dari piksel citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu.

2.2. Citra Berkualitas Rendah

Citra wajah yang menjadi standart adalah VGA, salah satu contoh kualitas citra dibawah VGA adalah *Half Quarter VGA* atau HQVGA dengan ukuran maksimal 240x160. Penelitian ini menggunakan kualitas citra berkualitas rendah yaitu dataset dari AT&T "*The Database of Face*" yang kualitas setiap gambarnya 92x112 piksel dan *dataset* dari Essex yang kualitas setiap gambarnya 196x196 piksel. Sehingga kualitas citra yang digunakan masuk ke dalam kategori HQVGA.

2.3. *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)*

Pada proses pengenalan wajah representasi gambar dan ekstraksi fitur merupakan teknik yang umum digunakan. Pada PCA matriks dari suatu gambar diubah menjadi matriks vektor berdimensi tinggi, yang bermanfaat untuk menghitung matriks kovarians ruang vektor dimensi tinggi. Namun kendala utama yang terjadi adalah bahwa matriks kovarian menjadi ukuran yang besar, di mana akan mengakibatkan sejumlah besar pelatihan dengan sampel kecil akan sulit dalam melakukan evaluasi secara akurat. Selain itu dibutuhkan banyak waktu untuk menghitung vektor eigen berikutnya. Untuk mengatasi ini kesulitan *Two Dimensional Principal Component Analysis (2D-PCA)* memberikan cara untuk menangani keterbatasan ini (Yang, Zhang, Frangi, & Yang, 2004).

Tahapan dalam proses analisa citra dengan menggunakan metode 2D-PCA adalah sebagai berikut:

1. Mengambil citra acuan yaitu citra pelatihan.
2. Normalisasi data.
3. Menentukan Matriks Kovarian dari citra dengan Persamaan 1 berikut.

$$G = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - A)^2 * (A_j - A) \quad (1)$$

4. Menentukan nilai Eigen dan vektor Eigen dari matriks kovarian.
5. Menentukan komponen penting dengan Persamaan 2 berdasarkan vektor Eigen.

$$y_i^j = A_j X_i \quad (2)$$

dengan,

y = Hasil proyeksi citra dengan vektor Eigen

A = Matriks citra

x = Vektor Eigen berdasarkan beberapa nilai Eigen terbesar

i, j = indeks di mana $i = 1, \dots, d$ dan $j = 1, \dots, M$.

M = jumlah citra acuan

6. Memproses citra baru yaitu citra untuk diuji.

2.4. *Two Directional Matrix 2D-PCA*

2D-PCA mempelajari matriks X yang optimal dari serangkaian gambar pelatihan yang mencerminkan informasi di antara baris-baris gambar, dan kemudian memproyeksikan gambar demi gambar ke X , menghasilkan matriks m oleh d matriks Y AX . Demikian pula, 2D-PCA alternatif belajar matriks Z optimal mencerminkan informasi antara kolom gambar, dan kemudian memproyeksikan A ke Z , menghasilkan q dengan n matriks B ZTA .

Metode ini menyajikan metode secara bersamaan menggunakan matriks proyeksi X dan Z . Beberapa alasan untuk melakukan penelitian dengan *Two Directional Matrix* yang menonjol di antaranya adalah Kemampuan pemadatan data dari metode 2D-PCA dan hasil yang menjanjikan. Metode 2D-PCA dengan *Two Dirrectional Matrix* adalah yang paling efisien dan kuat di antara kelas algoritma berbasis PCA, Metode *Two Directional Matrix* pada 2D-PCA menggunakan fitur terlalu sedikit daripada algoritma matriks berbasis PCA dan 2D-PCA dalam pengenalan citra wajah (Zhang, Yu, & Gu, 2012).

Metode 2D-PCA hanya berfungsi dalam arah baris atau kolom gambar. Pada titik ini, algoritma *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA diusulkan untuk

melakukan PCA pada baris dan kolom piksel gambar secara bersamaan. Tahapan metode ini dimulai dengan membangun citra piksel kecil dengan setiap citra piksel di sekitarnya. Matriks kovarian gambar dapat didefinisikan sebagai \mathbf{G} yang merupakan matriks yang pasti dengan Persamaan 3.

$$\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_i x_i \quad (3)$$

dengan,

\bar{X} = Rata-rata matriks

M = Jumlah citra acuan

x_i = Vektor Eigen

Dari Persamaan 1 dan Persamaan 3 kemudian didefinisikan sebuah rumus menjadi G_1 seperti pada Persamaan 4.

$$G_1 = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^n (X_{jk} - \bar{X}^k)^2 (X_{jk} - \bar{X}^k) \quad (4)$$

Kemudian dapat disimpulkan bahwa matriks kovarian gambar G_1 pada Persamaan 4 dapat diperoleh dari vektor directional baris gambar. Demikian pula, 2D-PCA asli berfungsi di baris arah gambar. Mengikuti jalur yang sama, G_2 pada Persamaan 5 sebagai produk vektor directional kolom gambar dapat digunakan untuk memperoleh. Jadi definisi sebelumnya dalam arah baris bisa diubah untuk vektor kolom \mathbf{k} dari X_i dan \bar{X} sebagai berikut:

$$G_2 = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^n (X_{jk} - \bar{X}^k) (X_{jk} - \bar{X}^k)^T \quad (5)$$

Matriks proyeksi V_1 dihasilkan dari vektor *eigen* ortogonal dari G_1 sesuai dengan semua nilai *eigen* sedangkan matriks proyeksi V_2 terdiri dari vektor *eigen*

ortogonal G_2 sesuai dengan semua nilai eigen. Untuk setiap citra pelatihan dan pengujian, atur proyeksi gambar dapat didefinisikan sebagai:

$$Y_i = V_2^T X_1 V_1 \quad (6)$$

X_1 menunjukkan piksel citra matriks i . Dalam fase ekstraksi fitur, *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA diterapkan untuk semua citra secara terpisah dengan menggunakan matriks dua arah proyeksi gambar kumpulan piksel dapat didapat dengan Persamaan 6.

2.5. Euclidean Distance

Euclidean Distance adalah metrika yang paling sering digunakan untuk menghitung kesamaan dua vektor. Rumus *Euclidean Distance* seperti pada Persamaan 7, yaitu akar dari kuadrat perbedaan dua vektor (*root of square differences between 2 vectors*) (Wurdianarto, Novianto, & Rosyidah, 2014).

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (7)$$

Keterangan :

d_{ij} = tingkat perbedaan (*dissimilarity degree*)

n = jumlah vektor

x_{ik} = vektor citra masukan

x_{jk} = vektor citra pembanding atau luaran

Pemilihan *Euclidean Distance* dikarenakan metode ini cocok digunakan untuk menghitung jarak antara titik-titik pixel dari dua citra yang berbeda. *Euclidean Distance* dihitung di antara vektor bobot ini dengan citra yang dibentuk oleh citra pelatihan. Jarak ini merupakan sebuah ukuran kesamaan di antara citra yang dites dengan citra wajah yang ada di *database*.

2.6. Penelitian Terkait

Penelitian ini dikembangkan dari beberapa referensi penelitian terdahulu yang mempunyai keterkaitan dengan metode dan objek penelitian. Penggunaan referensi ini ditujukan untuk memberikan batasan-batasan terhadap metode yang nantinya akan dikembangkan lebih lanjut. Berikut adalah beberapa penelitian terkait dengan penelitian yang diusulkan:

1. Sri Sutarti *et al* (2019: 74-72) dalam jurnalnya berjudul “*Comparison of PCA and 2D-PCA Accuracy with K-Nearest Neighbor Classification in Face Image Recognition*”. Jurnal ini diterbitkan di Scientific Journal of Infomatics. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh kurangnya tingkat akurasi klasifikasi wajah dengan algoritma PCA dan 2D-PCA. *Dataset* yang digunakan adalah AT&T “*The Database of Face*” (ORL *database*) dengan lingkungan pengembangan aplikasi adalah MATLAB. Algoritma penggunaan KNN dalam proses klasifikasi meningkatkan akurasi pengenalan wajah. Akurasi PCA+KNN adalah 89,83% sedangkan akurasi 2D-PCA+KNN mencapai 96,88%.

2. Hidayati, *et al* (2018) dalam jurnalnya yang berjudul “*Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP) dan Principal Component Analysis (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk*“, menunjukkan bahwa kualitas gambar yang rendah dapat menurunkan akurasi sistem pengenalan wajah. Gambar wajah berkualitas rendah berada dalam berbagai kondisi, seperti pencahayaan, latar belakang, ekspresi, pose, jarak, dan aksesoris. Metode ekstraksi fitur dapat meningkatkan akurasi pengenalan wajah. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi pengenalan dengan metode kombinasi ekstraksi fitur pola biner lokal (LBP) dan analisis komponen utama (PCA) pada gambar wajah berkualitas rendah. Penelitian ini terdiri dari dua langkah, pelatihan dan pengakuan. Langkah pelatihan adalah mengekstraksi fitur dari gambar kereta dan kemudian disimpan dalam *database* untuk pengakuan. Langkah pengenalan adalah membandingkan fitur gambar, gambar wajah pengujian dan gambar wajah basis data. Metode ekstraksi fitur menggunakan LBP dan PCA. Metode klasifikasi menggunakan jarak *euclidean*. Tujuan pengujian untuk menghitung akurasi dan perhitungan waktu LBP, PCA, dan kombinasi metode LBP dan PCA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LBP-PCA tidak dapat meningkatkan akurasi gambar wajah berkualitas rendah. Tingkat akurasi rata-rata metode LBP-PCA adalah 9,914% hingga 14,1272%
3. Saputra *et al* (2013: 102-110) dalam jurnalnya berjudul “*Pengenalan wajah menggunakan algoritma eigenface dan euclidean distance*”. Jurnal ini diterbitkan di *Journal of Informatics and Technology*. Penelitian ini

menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang dapat digunakan untuk mereduksi dimensi gambar wajah sehingga menghasilkan variabel yang lebih sedikit yang lebih mudah untuk diobservasi dan ditangani. Hasil yang diperoleh kemudian akan dimasukkan ke suatu *pattern classifier* untuk menentukan identitas pemilik wajah. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa penggunaan *Eigenface* dengan *Euclidean Distance* sebagai *classifier* dapat memberikan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Untuk gambar wajah yang diikutsertakan dalam pelatihan, dapat diperoleh 91% identifikasi benar.

4. Aydemir (2013) dalam jurnalnya yang berjudul “*2D2-PCA-Based Hyperspectral Image Classification With Utilization Of Spatial Information*”, menunjukkan bahwa teknik analisis komponen utama yang ditingkatkan diusulkan untuk mengekstraksi fitur dengan *Two Directional Matrix* pada 2D-PCA. Untuk menggunakan *Two Directional Matrix* pada 2D-PCA dengan gambar hiperspektral, setiap piksel dianggap sebagai gambar kumpulan piksel dengan piksel tetangganya di sekitarnya untuk memanfaatkan informasi spasial dan spektral. Eksploitasi informasi spektroskopi untuk ekstraksi fitur lebih efisien dan diskriminatif daripada hanya menggunakan salah satunya. Metode yang diusulkan berfokus pada fase ekstraksi fitur dengan informasi spektroskopi dengan menggunakan struktur berjendela untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik yang didasarkan pada 2D2PCA. Pendekatan ini memberikan hasil yang lebih baik

dengan semua pengklasifikasi yang dikerjakan dan secara positif mempengaruhi keberhasilan klasifikasi dalam gambar hiperspektral.

5. Islam (2018) dalam penelitiannya yang berjudul “*Facial Expression Recognition Using 2D-PCA on Segmented Images*”, menunjukkan bahwa metode baru untuk mengenali ekspresi wajah menggunakan 2D-PCA dengan mengambil beberapa bagian penting dari wajah (mulut, hidung, mata kiri dan mata kanan) atau seluruh wajah dan mengekstraksi beberapa fitur signifikan dari gambar fitur oleh 2D-PCA. Vektor *eigen* dan nilai *eigen* dihitung dari matriks kovarians. Klasifikasi jarak minimum digunakan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah. Ini memberikan tingkat pengakuan lebih saat memproses 2D-PCA pada beberapa bagian wajah yang signifikan daripada memproses seluruh wajah. Kinerja 2D-PCA lebih efisien daripada PCA. Metode yang diusulkan memiliki hasil yang jauh lebih baik daripada dua metode lain. Tingkat pengenalan ekspresi wajah rata-rata sangat tinggi yaitu sebesar 89,86% dalam metode yang diusulkan.
6. Woraratanya (2015) dalam penelitiannya yang berjudul “*An Improved 2D-PCA for Face Recognition under Illumination Effects*” menunjukkan bahwa tantangan metode PCA untuk menyelesaikan kondisi efek pencahayaan, masih menjadi masalah yang sulit untuk diselesaikan. Maka penelitian ini mengusulkan peningkatan pada metode PCA yaitu *Improved 2D-PCA* untuk mengatasi efek iluminasi dalam pengenalan wajah. Metode yang diusulkan didasarkan pada dua asumsi. Asumsi pertama adalah membuat matriks kovarians yang dapat secara efektif menguraikan komponen efek

pencahayaannya dari eigenfaces. Ini menghindari masalah efek pencahayaan. Asumsi kedua adalah memilih vektor eigen yang sesuai yang dapat secara signifikan meningkatkan tingkat pengakuan. Berdasarkan *database* pada *Extended Yale Face Database B +* yang berisi 60 wajah dengan berbagai kondisi pencahayaan, hasil percobaan menunjukkan bahwa tidak hanya mengurangi waktu komputasi, tetapi juga meningkatkan tingkat pengenalan wajah hingga 95,93

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan

3.1.1. Alat

Alat yang digunakan dalam pembuatan program peningkatan akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance* adalah sebagai berikut:

1. Laptop dengan spesifikasi sebagai berikut
 - a) *Processor* : Intel Core i5-3230M
 - b) *Memory* : 4 GB
 - c) *Hard disk* : 1 TB
 - d) Sistem operasi: Windows 10 64 bit
2. Python 3.6.4

3.1.2. Bahan

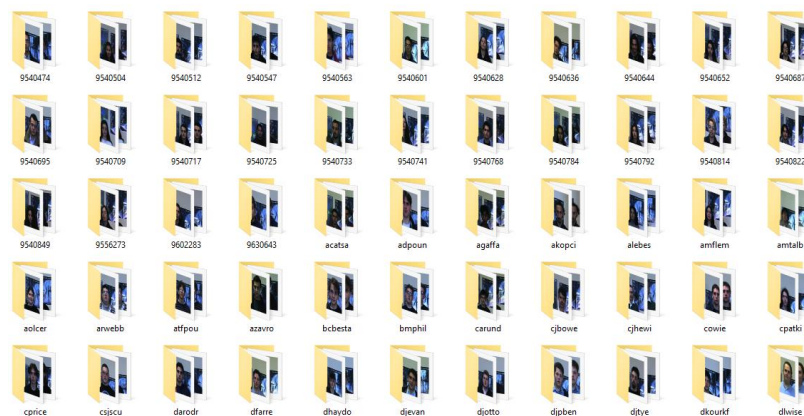
Bahan yang digunakan adalah foto dengan kualitas rendah dengan berkualitas HQVGA (Half Quarter VGA) melalui *dataset* dari AT&T “*The Database of Face*” (sebelumnya bernama *ORL database*). Terdapat 40 subjek atau kelas di mana tiap kelas terdiri dari 10 citra wajah sehingga total keseluruhan data yaitu 400 citra wajah. File-file tersebut dalam bentuk format PGM dengan ukuran setiap gambar yaitu 92x112 piksel dengan *grey levels* 21 per piksel. Sampel citra wajah AT&T “*The Database of Face*” dapat dilihat pada Gambar 3.1. Ekspresi

pada citra wajah AT & T meliputi ekspresi natural, tersenyum, dan mata tertutup. Adapun aksesoris yang digunakan adaah kacamata.



Gambar 3.1. *Dataset AT & T*

Dataset yang kedua adalah *Dataset University of Essex*, UK <http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/faces96.html> diakses pada 10 Desember 2019. *Dataset* berjumlah 3.020 citra wajah terdiri dari 151 individu dengan masing–masing individu memiliki 20 gambar wajah, Resolusi gambar 196x196 piksel (format persegi), berkualitas rendah HQVGA, berisi gambar subjek gender, latar belakang kompleks, terdapat variasi pencahayaan yang signifikan dengan beberapa variasi ekspresi seperti pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. *Dataset University of Essex*

3.2 Metode yang Diusulkan

Pada penelitian ini, dilakukan dengan menerapkan *Two Directional Matrix* pada 2D-PCA an *Euclidean Distance*. Berikut tahapan analisis data pada penelitian ini:

1. Mengambil data set dari AT&T “*The Database of Face*” dan “*Dataset University of Essex*”.
2. Membagi data menjadi dua bagian yaitu *data training* dan *data testing*.

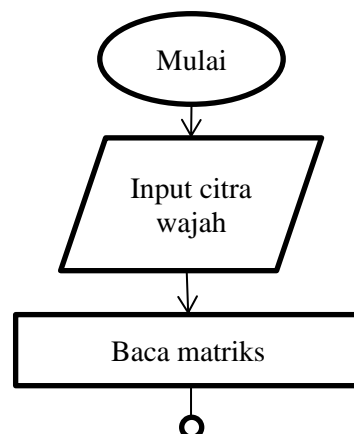
Pembagian ini dilakukan secara berulang dengan persentase masing-masing seperti pada Tabel 3.1.

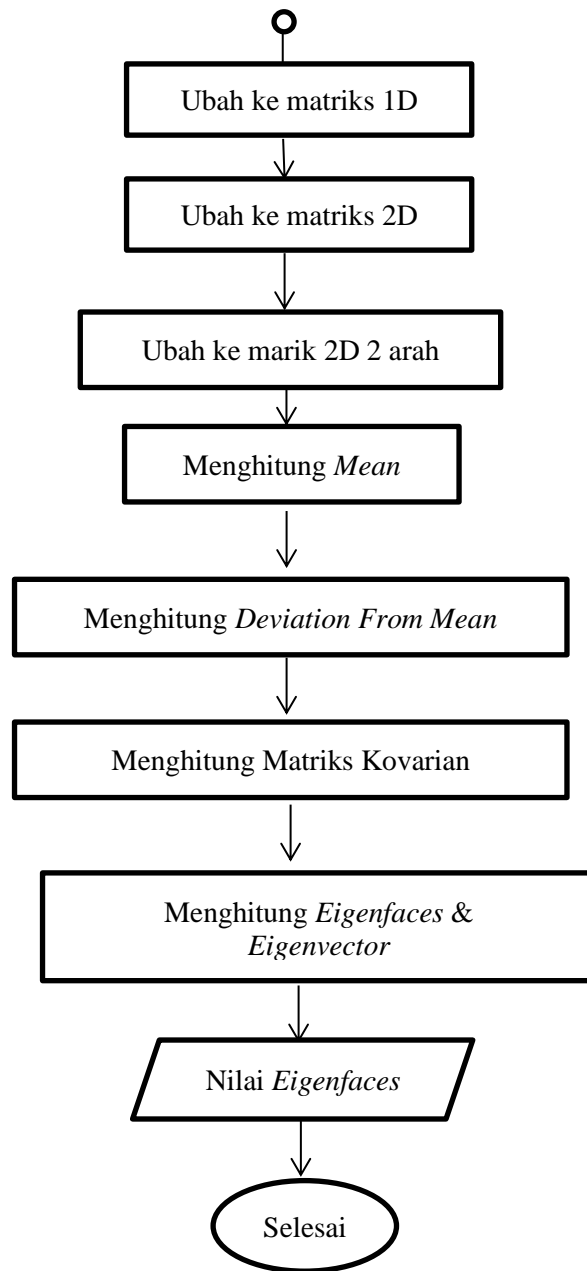
Tabel 3.1. Pembagian *Training* dan *Testing Image*

Persentase <i>Data Training</i>	Persentase <i>Data Testing</i>	Total
10%	90%	100%
20%	80%	100%
30%	70%	100%
40%	60%	100%
50%	50%	100%
60%	40%	100%
70%	30%	100%
80%	20%	100%
90%	10%	100%

3. Tahap ekstraksi ciri citra wajah dengan menggunakan 2D-PCA. Hasil ekstraksi ciri ini adalah nilai *eigenface* pada tiap-tiap citra.
4. Tahap klasifikasi. Tahap klasifikasi dilakukan dengan melakukan pencocokan (*matching*) antara *eigenface* data *training* dengan *data testing* menggunakan algoritma *Euclidean Distance*.
5. Hasil akhir dari penelitian ini akan didapatkan luaran berupa nilai akurasi pada setiap klasifikasi gambar. Dengan langkah penelitian tersebut dapat dilihat perbandingan akurasi pada klasifikasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance* dengan algoritma *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA dan *Euclidean Distance*.

Melalui Langkah penelitian tersebut dapat dilihat perbandingan akurasi pada klasifikasi pengenalan wajah algoritma 2D-PCA menggunakan *Euclidean Distance* dan algoritma *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA menggunakan *Euclidean Distance*. *Flowchart* dari pengenalan wajah dengan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dapat dilihat pada Gambar 3.3. Langkah tersebut merubah citra masukan menjadi satu dimensi, kemudian menjadi dua dimensi yang dikombinasikan dengan *Two Dirrectional Matrix* sehingga menjadi matrik dua dimensi dan dua arah.

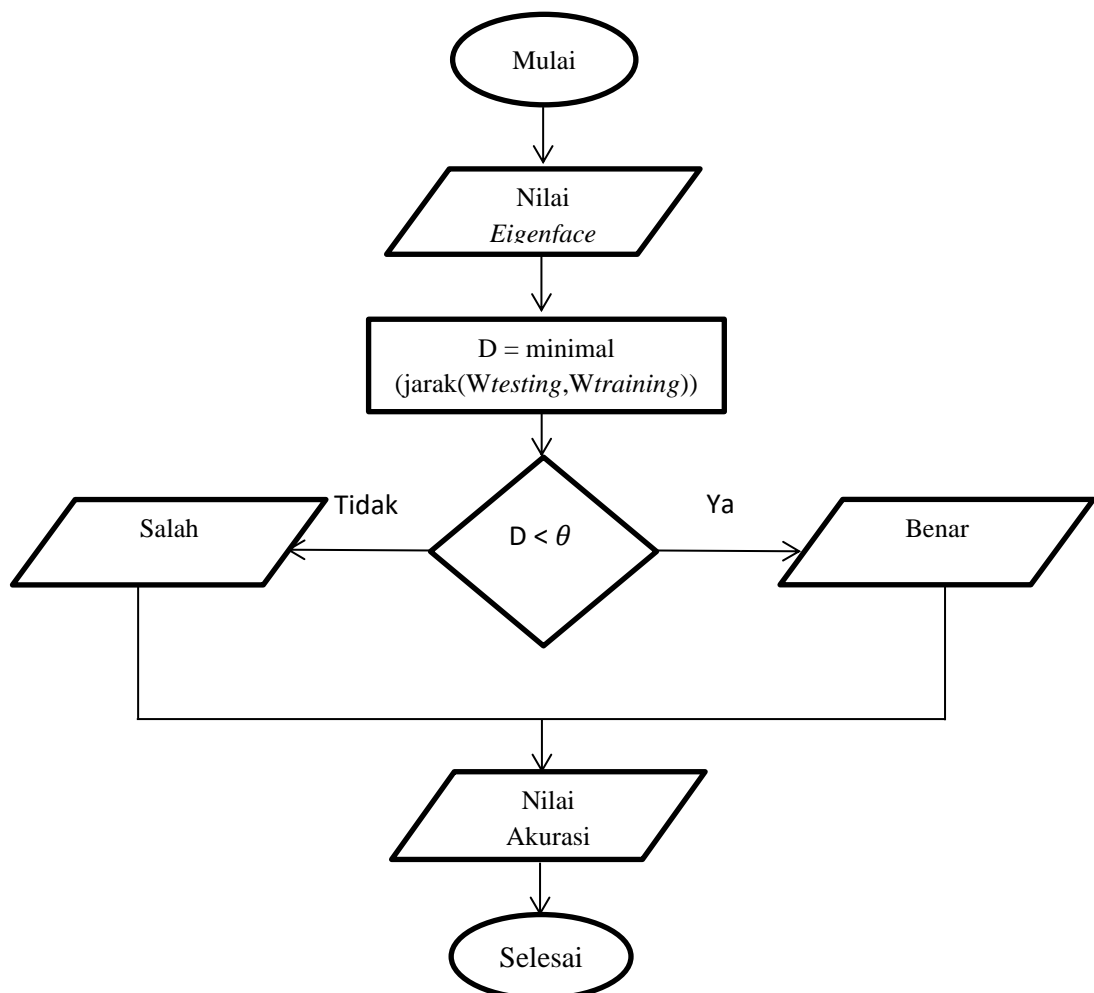




Gambar 3.3. *Two Dirrectional Matrix* dalam 2DPCA

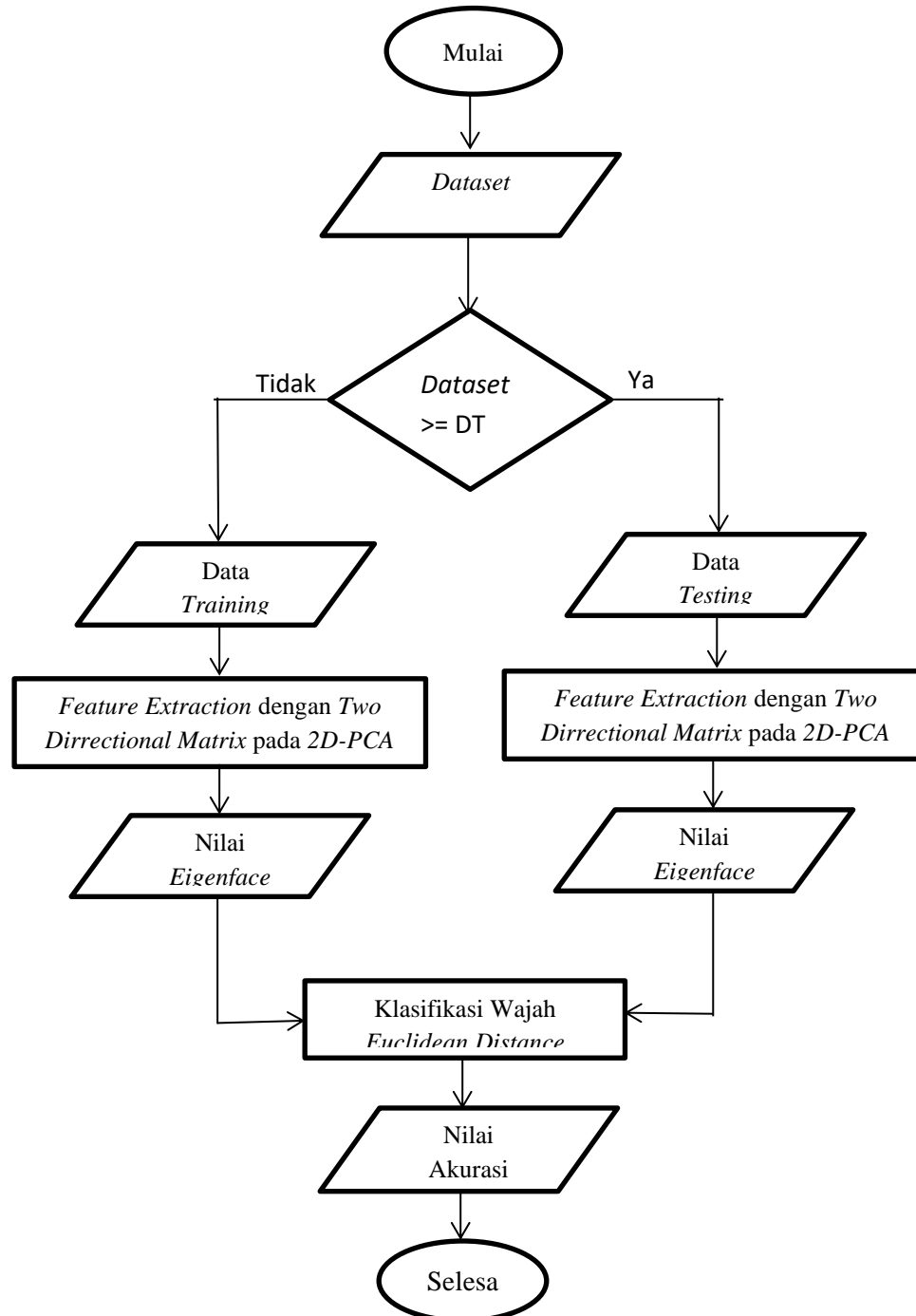
Proses selanjutnya setelah citra dilakukan ekstraksi menggunakan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA adalah proses klasifikasi citra dengan *Euclidean Distance*. *Flowchart Euclidean Distance* dapat dilihat pada Gambar 3.4. Langkah pertama yaitu masuknya citra yang telah dilakukan perhitungan nilai *eigenface* kemudian nilai tersebut dibandingkan dengan data training, selanjutnya perhitungan

jarak antara *eigenface testing* dan *eigenface training* menggunakan rumus *Euclidean Distance* seperti pada Persamaan 7. Setelah didapatkan nilai *Euclidean Distance* pada masing-masing citra kemudian dicari nilai yang terkecil, misalnya nilai terkecilnya D kemudian D dibandingkan dengan θ , θ merupakan nilai batas ambang atau *threshold*, jika D lebih kecil daripada *threshold* maka citra tersebut dikenali dan sesuai dengan citra pada *dataset*.



Gambar 3.4. *Flowchart Euclidean Distance*

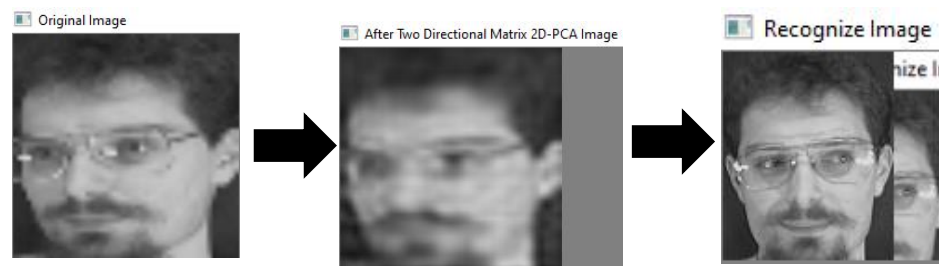
Langkah keseluruhan program dapat dilihat pada Gambar 3.5 berikut, langkah penelitian ini dimulai dengan pembagian *dataset*.



Gambar 3.5. Flowchart Keseluruhan Program

Pada *Flow Chart* di atas terdapat DT, DT merupakan data *training*, pembagian data *training* dapat dilihat pada table 3.1, di mana nilai DT terdiri dari 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% dan 90%.

Klasifikasi pengenalan wajah dengan *Two Dirrectional Matrix* pada algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance* dimulai dengan merubah matriks dari citra wajah menjadi matriks dua dimensi dua arah menggunakan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA. Kemudian melakukan proses klasifikasi dengan *Euclidean Distance* seperti pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6. Proses Pengenalan Wajah

3.3. Perancangan Sistem

Pada penelitian ini, sistem dibuat sebagai alat uji penerapan *Two Dirrectional Matrix* pada algoritma 2D-PCA untuk pengenalan wajah berkualitas rendah dengan klasifikasi *Euclidean Distance* untuk mendapatkan hasil akurasi. Sistem dibuat dengan memakai bahasa pemrograman Python, *Library* yang digunakan adalah *OpenCV*, *Numpy*, *Os* dan *Scipy*.

3.4 Analisis Hasil

Analisis hasil dalam penelitian ini, dengan melakukan analisis tentang akurasi dari pengenalan wajah menggunakan *Two Dirrectional Matrix* pada

algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance* menggunakan AT&T “*The Database of Face*” dan “*Dataset University of Essex*” .

3.5 Penarikan Kesimpulan

Penarikan kesimpulan didasarkan pada studi literatur, pengumpulan data dan pengembangan sistem serta hasil analisis dari penelitian tentang bagaimana hasil akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah menggunakan *Two Dirrectional Matrix* pada algoritma 2D-PCA dan *Euclidean Distance*.

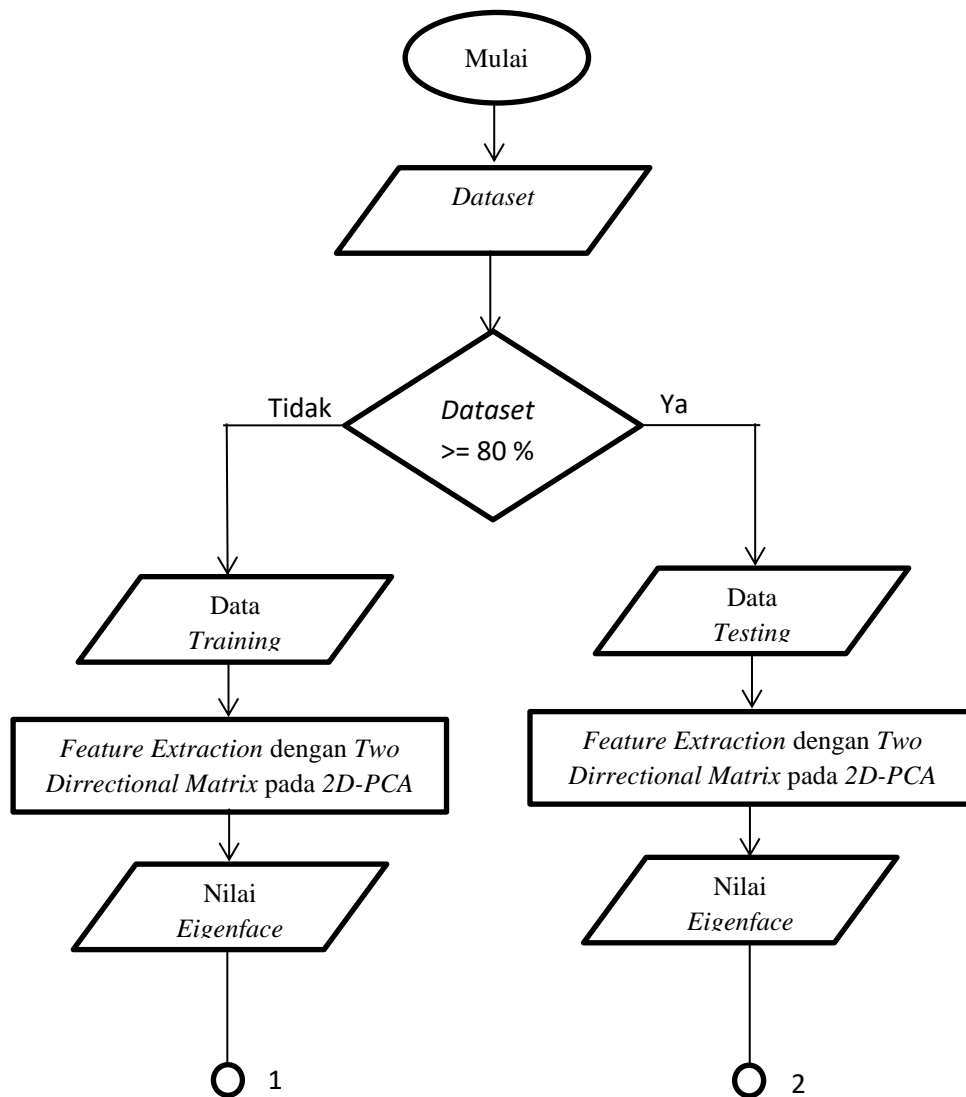
BAB IV

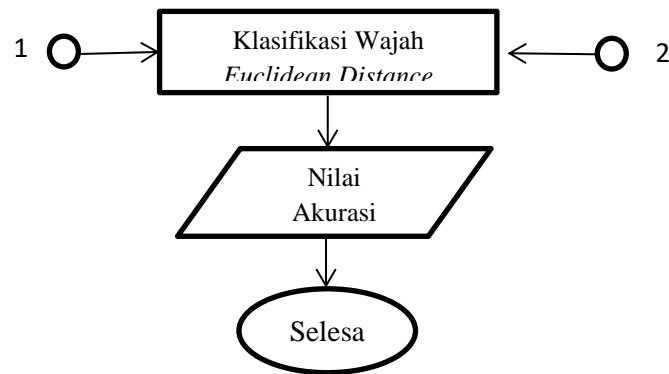
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

4.1.1. Proses Metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA

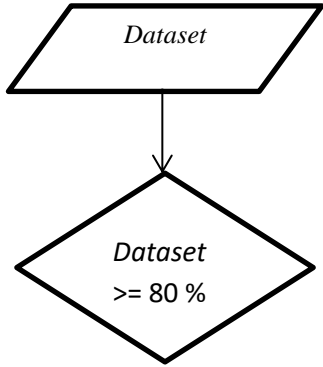
Tahapan pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* dapat dilihat pada Gambar 4.1.



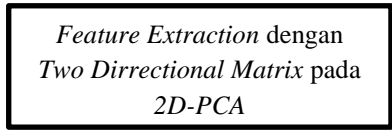


Gambar 4.1. *Flowchart* Keseluruhan Program

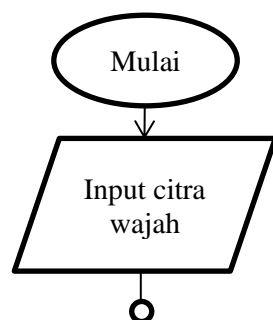
Penjelasan *flowchart* diatas adalah sebagai berikut :

- 

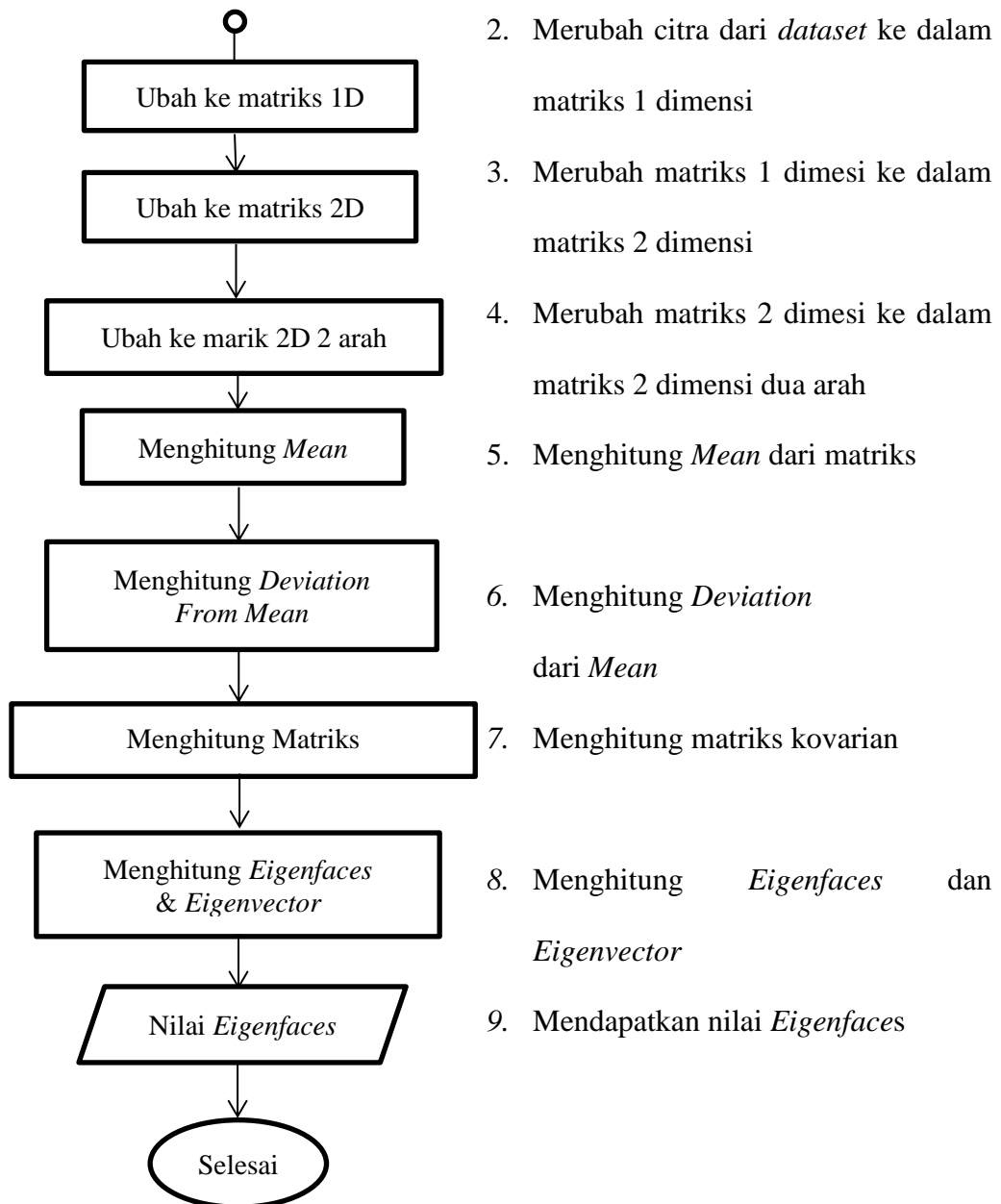
: Proses *load dataset*, yang terdiri dari dua jenis *dataset* yaitu *dataset* AT&T dan *dataset* Essex. Kemudian *dataset* dipisahkan menjadi 2 terdiri dari *dataset training* dan *dataset testing*. Pembagian *dataset* dimulai dari 10% *dataset training* hingga 90% *dataset training*. ini merupakan data yang akan diproses dalam pengenalan wajah. Penjelasan variabel adalah sebagai berikut

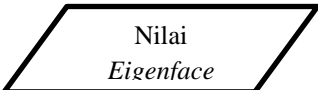
- 

: Proses ekstraksi citra menggunakan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA. Tahap ekstraksi citra sebagai berikut:



1. Tahap pertama adalah melakukan input citra dari *dataset*.



3  Nilai *Eigenface* : Setelah proses ekstraksi citra dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2DPCA maka didapatkan nilai *Eigenfaces*.

4.

Klasifikasi Wajah
Euclidean Distance

: Proses klasifikasi wajah menggunakan metode *Euclidean Distance*, tahapan klasifikasi wajah dengan *Euclidean Distance* adalah sebagai berikut:

1. Mengambil nilai *Eigenfaces* yang dihasilkan dari ekstrasi citra dengan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA.
2. Mencari nilai *Eigenface* citra terkecil, misalnya nilai terkecilnya D kemudian D dibandingkan dengan θ , θ merupakan nilai batas ambang atau *threshold*, jika D lebih kecil daripada *threshold* maka citra tersebut dikenali dan sesuai dengan citra pada *dataset*.
3. Proses selanjutnya adalah kondisi jika citra dikenali maka benar (*correct*) jika tidak dikenali maka salah (*wrong*).

5.

Nilai
 Akurasi

: Setelah diketahui jumlah nilai benar dan salah dari klasifikasi citra, maka didapatkan nilai akurasi.

4.1.2. Tahap Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan dengan bahasa pemrograman Python versi 3.6.4. *library* yang digunakan adalah *OpenCV*, *Numpy*, *Os* dan *Scipy*. Program berbasis GUI (*Graphical User Interface*) dibangun menggunakan *library Tkinter* dan *Pandas* guna menampilkan hasil program. Semua fitur disediakan oleh *library* Python melalui paket PIP di Python 3.6.4. PIP merupakan *Package Management System* yang digunakan untuk mengunduh dan mengelola *package* Python. Terdapat ribuan *package* yang bisa ditemukan di PyPI. Adapun fungsi dari *library* yang digunakan dalam sistem pengenalan wajah ini adalah

1. *OpenCV*, digunakan sebagai sebuah *library* yang digunakan untuk mengolah gambar dan video hingga mampu mengekstrak informasi didalamnya.
2. *cv2.imread()*, digunakan untuk membaca gambar dalam *OpenCV* dimana parameter pertama adalah nama file gambar lengkap dengan ekstensinya.
3. *cv2.imshow()*, digunakan untuk menampilkan gambar dalam *OpenCV* dengan parameter pertama adalah nama *window* untuk menampilkan gambar dan parameter kedua adalah gambar itu sendiri.
4. *cv2.imwrite()*, digunakan untuk menulis atau menyimpan gambar dalam *OpenCV* dimana parameter pertama adalah nama file baru yang akan disimpan dan parameter kedua adalah sumber gambar itu sendiri.
5. *Scipy*, digunakan untuk menangani operasi aljabar dan matriks serta operasi matematika lainnya. Serta menangani sejumlah operasi matematika yang lebih kompleks daripada menggunakan *library math* bawaan Python.

6. *Numpy*, digunakan untuk operasi vektor dan matriks. Fiturnya hampir sama dengan MATLAB dalam mengelola array dan array multidimensi. *Numpy* merupakan salah satu *library* yang digunakan oleh *library* lain seperti *Scikit-Learn* untuk keperluan analisis data.
7. *Pandas Table*, digunakan sebagai sistem *dataframe*, dapat memuat sebuah file ke dalam tabel virtual seperti *spreadsheet*. Dengan menggunakan *Pandas*, program dapat mengolah suatu data seperti *join*, *distinct*, *group by*, *agregasi*, dan teknik seperti pada SQL. Hanya saja dilakukan pada tabel yang dimuat dari file ke RAM. *Pandas* juga dapat membaca file dari berbagai format seperti *.txt*, *.csv*, *.tsv*, dan lainnya. *Pandas* lebih dikenal seperti *spreadsheet* namun tidak memiliki GUI dan punya fitur seperti SQL.
8. *Matplotlib*, digunakan untuk memvisualisasikan data dengan lebih indah dan rapi. Ada plot untuk menampilkan data secara 2D atau 3D. Sehingga program dapat menampilkan data yang telah diolah sesuai kebutuhan. *Matplotlib* adalah *library* paling banyak digunakan oleh data science untuk menyajikan datanya ke dalam visual yang lebih baik seperti membuat diagram, grafil dan lain-lain.
9. *Scikit-learn*, digunakan sebagai *library machine learning*. Di dalamnya terdapat banyak fungsi yang meliputi klasifikasi, regresi, SVM dan lain-lain.
10. *Os*, digunakan untuk menyediakan fungsi yang memungkinkan program berinteraksi dengan sistem operasi yang mendasari tempat Python berjalan, baik itu Windows, Mac atau Linux. Modul *Os* memungkinkan program untuk memanipulasi dan menemukan properti file dan folder pada system.

11. *Tkinter*, adalah GUI standar Python digunakan untuk membuat tampilan aplikasi dengan komponen-komponen yang ada di modul *Tkinter* seperti *Button*, *Textbox*, *Label*, *Frame*, *Window* yang mana sangat mendukung dalam penciptaan aplikasi GUI.

Sistem pengenalan wajah ini dirancang dengan GUI *Tkinter*. Tampilan sistem terdiri dari 5 desain yang terbagi atas desain tampilan awal pada system, desain pada *home* yang berisi menu untuk memproses pengenalan wajah, desain menu yang berisi pengolahan citra pada *dataset* AT&T atau *dataset* Essex, tampilan pemrosesan citra yang secara otomatis melakukan *generate* dari program dan tampilan grafik hasil pengenalan wajah yang secara otomatis didapat dari klasifikasi system.

a. Desain Tampilan Awal

Halaman awal didesain untuk menampilkan halaman judul skripsi. Saat program pengenalan wajah dijalankan halaman awal atau *landing page* yang pertama kali terlihat. Tampilan pada halaman awal dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Tampilan Halaman Awal

b. Tampilan *Home*

Halaman *home* adalah sebuah tampilan untuk menampilkan menu pada system pengenalan wajah ini. Pada *Home* terdapat berbagai menu yaitu 2D-PCA, *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA, hasil 2D-PCA, hasil *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA dan hasil secara keseluruhan. Tampilan pada halaman *home* dapat dilihat pada Gambar 4.3.

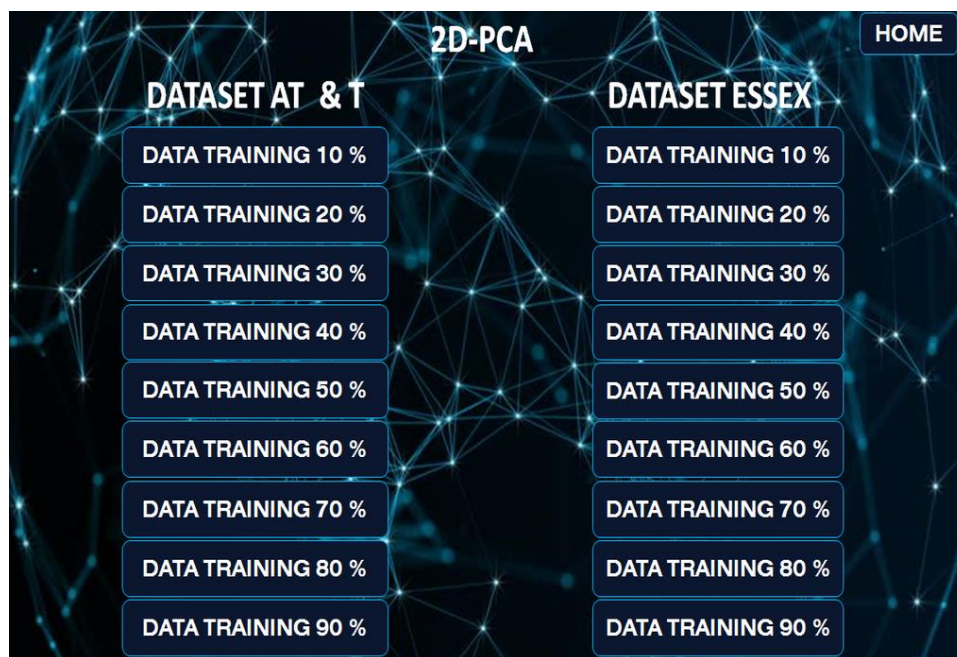


Gambar 4.3. Tampilan Menu *Home*

c. Menu 2D-PCA

Pada menu 2D-PCA adalah tampilan yang berisi kumpulan *button* untuk memproses pengenalan wajah. Terdapat dua menu utama yaitu terdiri dari proses pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan pengenalan wajah menggunakan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex.

Setiap *dataset* pada metode 2D-PCA baik *dataset* AT&T maupun Essex dibagi menjadi sembilan proses klasifikasi yaitu 10% data *training*, 20% data *training*, 30% data *training*, 40% data *training*, 50% data *training*, 60% data *training*, 70% data *training*, 80% data *training*, dan 90% data *training*. Tampilan pada menu 2D-PCA dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Tampilan Menu 2D-PCA

d. Menu *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

Tampilan pada menu *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA berisi kumpulan *button* untuk memproses pengenalan wajah. Terdapat dua menu utama yaitu terdiri dari proses pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan pengenalan wajah menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex.

Setiap *dataset* pada metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA baik *dataset* AT&T maupun Essex dibagi menjadi sembilan proses klasifikasi yaitu 10% data

training, 20% data *training*, 30% data *training*, 40% data *training*, 50% data *training*, 60% data *training*, 70% data *training*, 80% data *training*, dan 90% data *training*. Tampilan pada menu *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5. Tampilan Menu *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

e. Pengolahan citra

Sistem pengenalan wajah ditulis dalam bentuk *script non GUI* yang secara otomatis akan membangkitkan *figure* apabila dijalankan. Proses awal dalam *script* ini adalah *dataset* dalam Python dengan bentuk file `.py`. Terdapat 2 *dataset* yang dapat akan diimport ke dalam sistem yakni *AT&T Database of Face* dan *Dataset of Essex*. Program untuk melakukan proses *load dataset* dapat dilihat pada Gambar 4.6.


```

import os

class dataset_class:

    def __init__(self, required_no, pathToImages):

        self.dir = (pathToImages)

        self.images_name_for_train = []

        self.target_name_as_array= []

        self.target_name_as_set = {}

        self.y_for_train = []

        self.no_of_elements_for_train = []

        self.images_name_for_test = []

        self.y_for_test = []

        self.no_of_elements_for_test = []

    per_no = 0

    for name in os.listdir(self.dir):

        dir_path = os.path.join(self.dir, name)

        if os.path.isdir(dir_path):

            if len(os.listdir(dir_path)) >=
                required_no:

                i = 0

                for img_name in os.listdir(dir_path):

                    img_path = os.path.join(dir_path,
                        img name)

```

Gambar 4.6. Program *loading Dataset*

Program pada *class dataset* berfungsi untuk melakukan *load dataset* yang yang kemudian akan dilakukan pemilihan *dataset training* ataupun *dataset testing*.

Program ini menggunakan modul *os* untuk melakukan pengambilan citra di dalam

folder yang tersimpan di komputer. Program ini didefinisikan dengan fungsi *self.dir* untuk mengakses direktori sehingga dapat secara langsung menentukan jenis data *training* dan *testing*.

Setiap *dataset* dikonversi dalam bentuk matriks dari masing-masing citra dimana satu *dataset* terdiri atas citra asli yang kemudian dirubah ke dalam bentuk matriks 1 dimensi, kemudian dirubah ke dalam matriks 2 dimensi untuk metode 2D-PCA. Sedangkan untuk metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA, citra yang akan dirubah ke dalam bentuk matriks 2 dimensi 2 arah, program konversi matriks disimpan pada file *image_to_matriks.py*, bagian program dapat dilihat pada Gambar 4.7

```
import cv2
import numpy as np

Class images_to_matrix_class:

def __init__(self, images_name, img_width,
img_height):

    self.images_name = images_name
    self.img_width = img_width
    self.img_height = img_height
    self.img_size = (img_width * img_height)

def get_matrix(self):

    col = len(self.images_name)
    img_mat = np.zeros((self.img_size, col))

    i = 0
    for name in self.images_name:
        gray = cv2.imread(name, 0)
        gray = cv2.resize(gray,
(self.img_height, self.img_width))
        mat = np.asmatrix(gray)
```

Gambar 4.7. Program *Image To Matrix*

Citra yang sudah dirubah dalam bentuk matriks kemudian dicari nilai *eigen* dari matriks tersebut. Perhitungan nilai *eigen* dimulai dari menghitung matriks kovarians kemudian menghitung *eigenface* dan *eigenvector* sehingga didapatkan nilai *eigen*, melalui pengolahan citra yang pertama adalah dengan metode PCA dapat dilihat pada Gambar.4.8

```

import numpy as np
import cv2
import scipy.linalg as s_linalg

class pca_class:

    def give_p(self, d):
        sum = np.sum(d)
        sum_85 = self.quality_percent * sum/100
        temp = 0
        p = 0
        while temp < sum_85:
            temp += d[p]
            p += 1
        return p

    def reduce_dim(self):

        p, d, q = s_linalg.svd(self.images,
full_matrices=True)
        p_matrix = np.matrix(p)
        d_diag = np.diag(d)
        q_matrix = np.matrix(q)
        p = self.give_p(d)
        self.new_bases = p_matrix[:, 0:p]
        self.new_coordinates =
np.dot(self.new_bases.T, self.images)
return self.new_coordinates.T

```

Gambar 4.8. Program Metode PCA

Pengolahan citra menggunakan metode 2D-PCA dengan citra yang sudah dirubah ke dalam bentuk matriks dua dimensi. Pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA ini memanfaatkan *library OpenCV* yaitu *CV2*, *library Numpy* dan *Scipy*.

Program 2D-PCA disimpan dalam file TwoDPCA.py, bagian dari programnya dapat dilihat pada Gambar 4.9.

```

class two_d_pca_class:

    def give_p(self, d):

        sum = np.sum(d)
        sum_95 = 0.95 * sum
        temp = 0
        p = 0
        while temp < sum_95:
            temp += d[p]
            p += 1
        return p

    def recognize_face(self, new_cord):

        no_of_images = len(self.y)
        distances = []
        for i in range(no_of_images):
            temp_imgs = self.new_coordinates[i]
            dist = np.linalg.norm(new_cord -
                                  temp_imgs)
            distances += [dist]
        min = np.argmin(distances)
        per = self.y[min]
        per_name = self.target_names[per]

        return per_name, min

```

Gambar 4.9. Program Metode 2D-PCA

Program pada metode utama dalam penelitian ini adalah menggunakan metode *Two Dirrectional Marix* 2D-PCA dengan memanfaatkan cira yang dikonversi dalam bentuk matriks dua dimensi dua arah. Program pada metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA dapat dilihat pada Gambar 4.10.

```

import numpy as np
import cv2
import scipy.linalg as s_linalg

class two_d_square_pca_class:

    def give_p(self, d):
        print("D", d)
        sum = np.sum(d)
        sum_85 = 0.95 * sum
        temp = 0
        p = 0
        while temp < sum_85:
            temp += d[p]
            p += 1
        return p

    def reduce_dim(self):
        no_of_images = self.images.shape[0]
        mat_height = self.images.shape[1]
        mat_width = self.images.shape[2]
        g_t = np.zeros((mat_height, mat_height))
        h_t = np.zeros((mat_width, mat_width))

    for i in range(no_of_images):

        temp = np.dot(self.images_mean_subtracted[i].T,
self.images_mean_subtracted[i])
        g_t += temp
        h_t += np.dot(self.images_mean_subtracted[i],
self.images_mean_subtracted[i].T)
        g_t /= no_of_images
        h_t /= no_of_images

```

Gambar 4.10. Program Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

Sistem pengenalan wajah ini dimuat dalam program utama yang nantinya akan memanggil beberapa *sub program* yang berada dalam satu folder. Program utama ini berfungsi untuk menampilkan program berupa GUI halaman awal dan menu pada system, serta menampilkan hasil klasifikasi. Program ini disimpan

dengan nama `facerecognition.py`, bagian *script* dalam program ini dapat dilihat pada

Gambar 4.11.

```

class Application(Frame):
    def tampilan0(self):
        global halaman
        halaman = 0
        img = Image.open('tampilan0.png')
        img = img.resize(screenWidth, screenHeight)
        self.background_image = ImageTk.PhotoImage(img)
        self.background_label = Label
        self.background_label.pack(side='top',
            fill='both', expand='yes')
        self.background_label.image =
        self.background_image

    def tampilan1(self):
        global halaman
        halaman = 1
        img = Image.open('tampilan1.png')
        img = img.resize(screenWidth, screenHeight)
        self.background_image =
        ImageTk.PhotoImage(img)
        self.background_label.configure
        (image=self.background_image)
        self.background_label.image =
        self.background_image

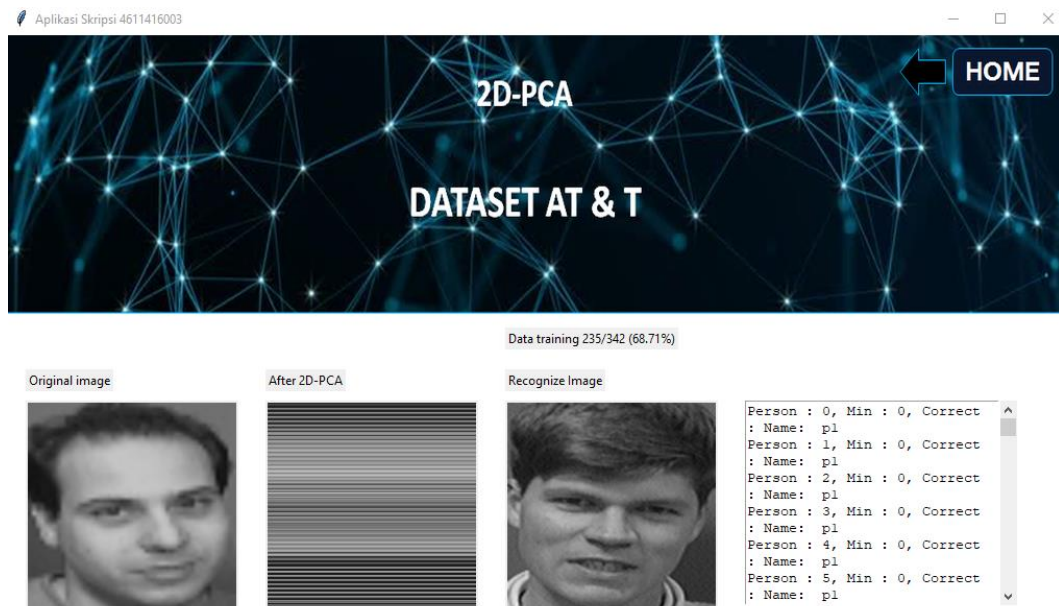
    root = Tk()
    root.bind("<Button-1>", key)
    root.geometry("%dx%d+0+0")
    root.title('Aplikasi Skripsi 4611416003')
    app = Application(master=root)
    app.mainloop()

```

Gambar 4.11. Program Utama Pengenalan Wajah

Hasil tampilan kode program di atas akan menampilkan proses klasifikasi pengenalan wajah. Pengenalan wajah dengan menggunakan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T terdiri dari sembilan pengujian yaitu menggunakan citra mulai dari 10% data *training* hingga 90% data *training*. Salah satu contoh pengujian

menggunakan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menggunakan 10% data *training* ditunjukkan oleh Gambar 4.12.



Gambar 4.12. Tampilan Metode 2D-PCA *Dataset* AT&T

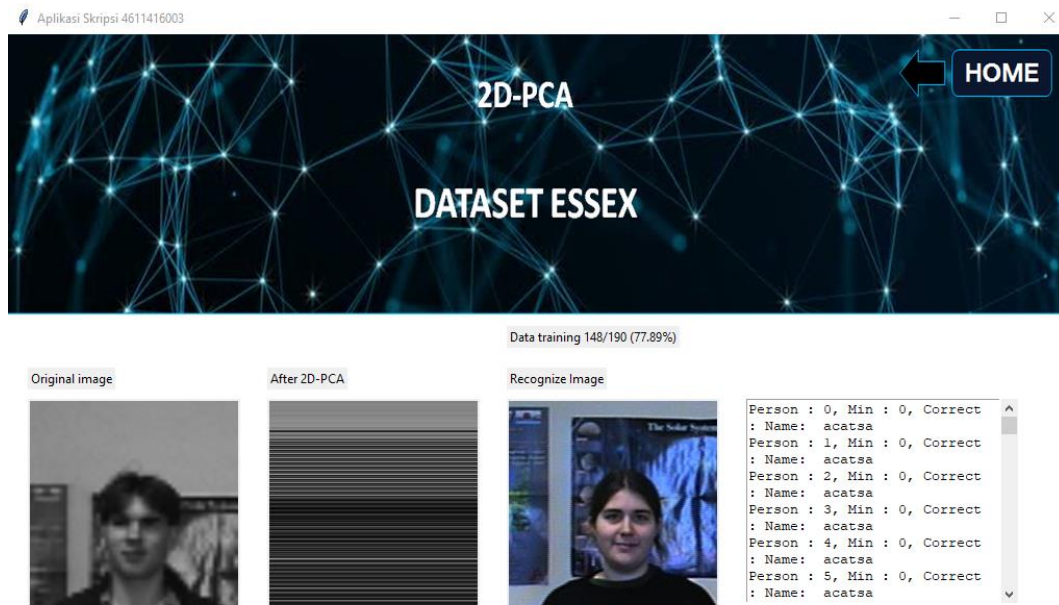
Setelah proses klasifikasi citra di atas, maka akan didapatkan hasil akurasi sebesar 69% seperti pada Gambar 4.13

Correct : 237
Wrong : 105
Total Test Images : 342
Percent : 69
Total Person : 38
Total Train Images : 38

Gambar 4.13. Hasil Klasifikasi Metode 2D-PCA *Dataset* AT&T

Proses klasifikasi menggunakan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex terdiri dari sembilan pengujian yaitu menggunakan citra mulai dari 10% data *training* hingga 90% data *training*. Salah satu contoh pengujian menggunakan

metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menggunakan 10% data *training* ditunjukkan oleh Gambar 4.14.



Gambar 4.14. Tampilan Metode 2D-PCA *Dataset* Essex

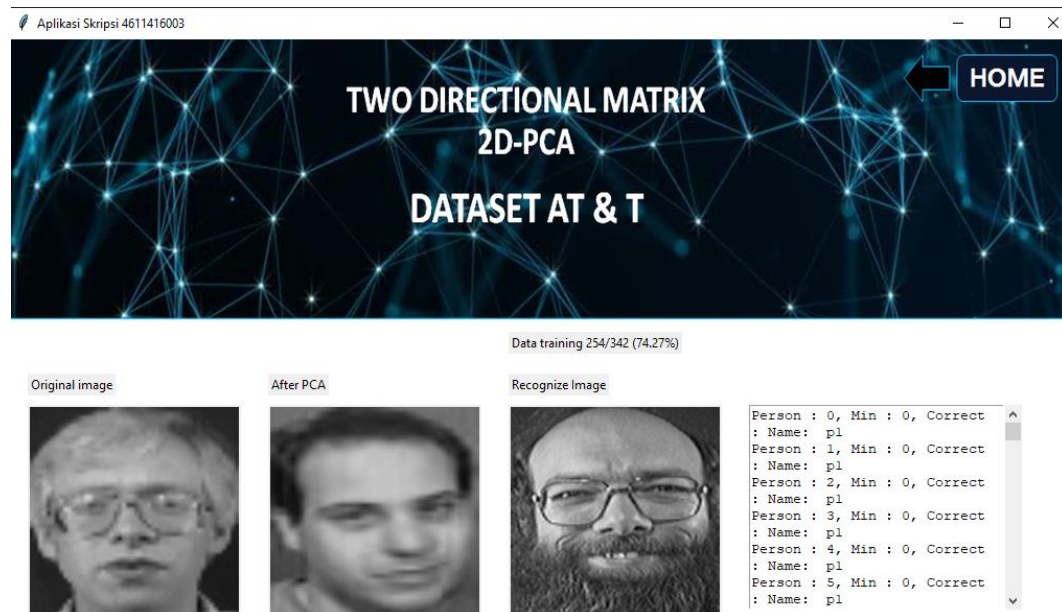
Setelah proses klasifikasi citra menggunakan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex dengan 10% data *training*, maka akan didapatkan hasil akurasi sebesar 82% seperti pada Gambar 4.15

```
Correct : 156
Wrong : 34
Total Test Images : 190
Percent : 82
Total Person : 10
Total Train Images : 10
```

Gambar 4.15. Hasil Klasifikasi Metode 2D-PCA *Dataset* Essex

Proses klasifikasi menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T terdiri dari sembilan pengujian yaitu menunggunakan

citra mulai dari 10% data *training* hingga 90% data *training*. Salah satu contoh pengujian menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T menggunakan 10% data *training* ditunjukkan oleh Gambar 4.16.



Gambar 4.16. Tampilan Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

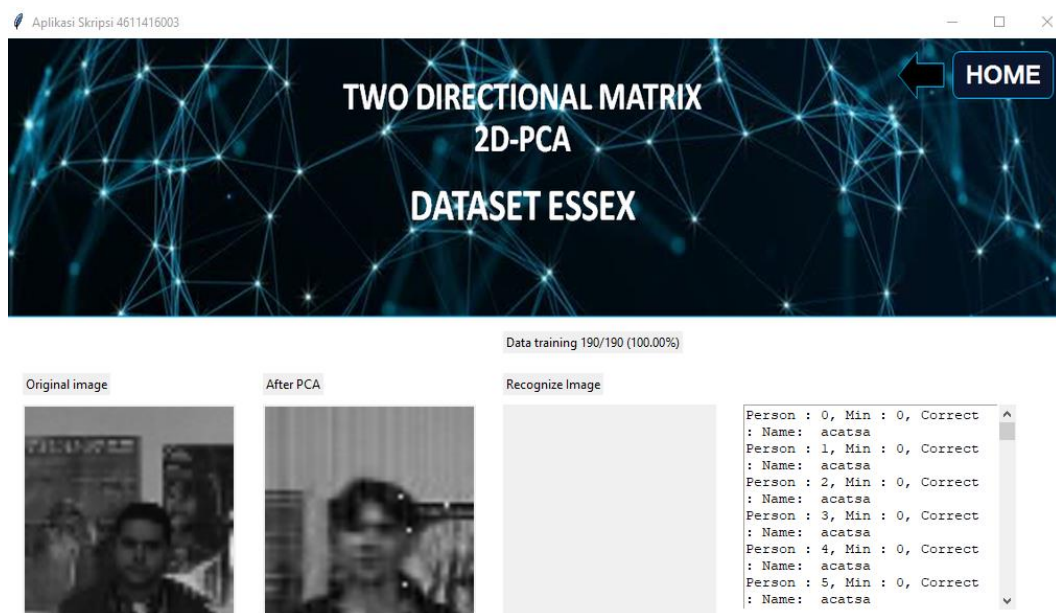
Dataset AT&T

Setelah proses klasifikasi citra menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T dengan 10% data *training*, maka akan didapatkan hasil akurasi sebesar 71% seperti pada Gambar 4.17

```
Correct : 244
Wrong : 98
Total Test Images : 342
Percent : 71
Total Person : 38
Total Train Images : 29
```

Gambar 4.17. Hasil Klasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* AT&T

Proses klasifikasi menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex terdiri dari sembilan pengujian yaitu menggunakan citra mulai dari 10% data *training* hingga 90% data *training*. Salah satu contoh pengujian menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex menggunakan 10% data *training* ditunjukkan oleh Gambar 4.18.



Gambar 4.18. Tampilan Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* Essex

Setelah proses klasifikasi citra menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex dengan 10% data *training*, maka akan didapatkan hasil akurasi sebesar 71% seperti pada Gambar 4.19

Correct : 156
Wrong : 34
Total Test Images : 190
Percent : 82
Total Person : 10
Total Train Images : 10

Gambar 4.19. Hasil Klasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2DPCA* pada *Dataset* Essex

4.1.3. Tahap Pengujian Sistem

Metode yang digunakan untuk pengenalan wajah dalam penelitian ini adalah PCA yang meliputi 2D-PCA dan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA dengan metode klasifikasi *Euclidean distance* yang diterapkan pada *AT&T Face Database* dan *Database of Essex*. Total pengujian yang dilakukan adalah 36 kali pengujian (18 kali percobaan menggunakan *AT&T Face Database* dan *Database of Essex* dengan ekstraksi fitur 2D-PCA serta 18 kali percobaan menggunakan *AT&T Face Database* dan *Database of Essex* dengan ekstraksi fitur *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA).

Output pengujian yang dilakukan adalah hasil akurasi pengenalan wajah yang ditampilkan berupa data citra yang diuji, pengujian benar, pengujian salah dan persentase pengujian. Hasil dari setiap pengujian kemudian ditampilkan dalam grafik yang terdiri dari grafik hasil akurasi dengan metode 2D-PCA, metode *Two Dirrectional Marix* dan grafik hasil keseluruhan dari kedua metode tersebut.

4.1.2.1. Pengujian Menggunakan 2D-PCA pada *Dataset AT&T*

a. Pengujian Menggunakan 10% *Training Images* dan 90% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 10% citra latih dengan metode 2D-PCA *dataset AT&T* dengan tingkat akurasi sebesar 69%, dapat dilihat pada Gambar 4.20.

```
Correct : 237
Wrong : 105
Total Test Images : 342
Percent : 69
Total Person : 38
Total Train Images : 38
```

Gambar 4.20. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset AT&T* dengan data *Training* 10%

b. Pengujian Menggunakan 20% *Training Images* dan 80% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 20% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.21.

```
Correct : 248
Wrong : 56
Total Test Images : 304
Percent : 81
Total Person : 38
Total Train Images : 76
```

Gambar 4.21. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 20%

c. Pengujian Menggunakan 30% *Training Images* dan 70% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 30% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.22.

```
Correct : 232
Wrong : 34
Total Test Images : 266
Percent : 87
Total Person : 38
Total Train Images : 114
```

Gambar 4.22. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 30%

d. Pengujian Menggunakan 40% *Training Images* dan 60% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 40% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.23.

```

Correct : 198
Wrong : 30
Total Test Images : 228
Percent : 86
Total Person : 38
Total Train Images : 152

```

Gambar 4.23. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 40%

e. Pengujian Menggunakan 50% *Training Images* dan 50% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 50% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.24.

```

Correct : 171
Wrong : 19
Total Test Images : 190
Percent : 90
Total Person : 38
Total Train Images : 190

```

Gambar 4.24. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 50%

f. Pengujian Menggunakan 60% *Training Images* dan 40% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 60% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.25.

```

Correct : 134
Wrong : 18
Total Test Images : 152
Percent : 88
Total Person : 38
Total Train Images : 228

```

Gambar 4.25. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 60%

g. Pengujian Menggunakan 70% *Training Images* dan 30% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 70% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.26.

```
Correct : 105
Wrong : 9
Total Test Images : 114
Percent : 92
Total Person : 38
Total Train Images : 266
```

Gambar 4.26. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 70%

h. Pengujian Menggunakan 80% *Training Images* dan 20% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 80% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.27.

```
Correct : 71
Wrong : 5
Total Test Images : 76
Percent : 93
Total Person : 38
Total Train Images : 304
```

Gambar 4.27. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 80%

i. Pengujian Menggunakan 90% *Training Images* dan 10% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 90% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.28.

```

Correct : 35
Wrong : 3
Total Test Images : 38
Percent : 92
Total Person : 38
Total Train Images : 342

```

Gambar 4.28. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Daaset* AT&T dengan data *Training* 90%

Hasil pengujian sistem pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90 % dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Hasil Percobaan 2D-PCA pada *Dataset* AT&T

<i>Data Training %</i>	Hasil Benar	Hasil Salah	Tingkat Akurasi %
10	237	105	69.30
20	248	56	81.58
30	232	34	87.22
40	198	30	86.84
50	171	19	90.00
60	134	18	88.16
70	105	9	92.11
80	71	5	93.42
90	35	3	92.11

4.1.2.2. Pengujian Menggunakan 2D-PCA pada *Dataset* Essex

a. Pengujian Menggunakan 10% *Training Images* dan 90% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 10% citra latih dengan metode 2D-PCA *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82%, dapat dilihat pada Gambar 4.29.

```

Correct : 156
Wrong : 34
Total Test Images : 190
Percent : 82
Total Person : 10
Total Train Images : 10

```

Gambar 4.29. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 10%

b. Pengujian Menggunakan 20% *Training Images* dan 80% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 20% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.30.

```
Correct : 158
Wrong : 22
Total Test Images : 180
Percent : 87
Total Person : 10
Total Train Images : 2
```

Gambar 4.30. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 20%

c. Pengujian Menggunakan 30% *Training Images* dan 70% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 30% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.31.

```
Correct : 148
Wrong : 22
Total Test Images : 170
Percent : 87
Total Person : 10
Total Train Images : 30
```

Gambar 4.31. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 30%

d. Pengujian Menggunakan 40% *Training Images* dan 60% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 40% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.32.


```

Correct : 152
Wrong : 8
Total Test Images : 160
Percent : 95
Total Person : 10
Total Train Images : 40

```

Gambar 4.32. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 40%

e. Pengujian Menggunakan 50% *Training Images* dan 50% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 50% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.33.

```

Correct : 144
Wrong : 6
Total Test Images : 150
Percent : 96
Total Person : 10
Total Train Images : 50

```

Gambar 4.33. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 50%

f. Pengujian Menggunakan 60% *Training Images* dan 40% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 60% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.34.

```

Correct : 131
Wrong : 9
Total Test Images : 140
Percent : 93
Total Person : 10
Total Train Images : 60

```

Gambar 4.34. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 60%

g. Pengujian Menggunakan 70% *Training Images* dan 30% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 70% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.35.

```
Correct : 118
Wrong : 12
Total Test Images : 130
Percent : 90
Total Person : 10
Total Train Images : 70
```

Gambar 4.35. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 70%

h. Pengujian Menggunakan 80% *Training Images* dan 20% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 80% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.36.

```
Correct : 109
Wrong : 11
Total Test Images : 120
Percent : 90
Total Person : 10
Total Train Images : 80
```

Gambar 4.36. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 80%

i. Pengujian Menggunakan 90% *Training Images* dan 10% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 90% citra latih dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.37.

```

Correct : 100
Wrong : 10
Total Test Images : 110
Percent : 90
Total Person : 10
Total Train Images : 90

```

Gambar 4.37. Hasil Kasifikasi Metode 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan data *Training* 90%

Hasil pengujian sistem pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90 % dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil Percobaan 2D-PCA pada *Dataset* Essex

<i>Data Training %</i>	Hasil Benar	Hasil Salah	Tingkat Akurasi %
10	156	34	82.11
20	158	22	87.78
30	148	22	87.06
40	152	8	95.00
50	144	6	96.00
60	131	9	93.57
70	118	12	90.77
80	109	11	90.83
90	100	10	90.91

4.1.2.3. Pengujian Menggunakan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* AT&T

- a. Pengujian Menggunakan 10% *Training Images* dan 90% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 10% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 71%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.38.

```
Correct : 244
Wrong : 98
Total Test Images : 342
Percent : 71
Total Person : 38
Total Train Images : 38
```

Gambar 4.38. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 10%

b. Pengujian Menggunakan 20% *Training Images* dan 80% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 20% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.39.

```
Correct : 247
Wrong : 57
Total Test Images : 304
Percent : 81
Total Person : 38
Total Train Images : 76
```

Gambar 4.39. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 20%

c. Pengujian Menggunakan 30% *Training Images* dan 70% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 30% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 89%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.40.

```

Correct : 237
Wrong : 29
Total Test Images : 266
Percent : 89
Total Person : 38
Total Train Images : 114

```

Gambar 4.40. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 30%

d. Pengujian Menggunakan 40% *Training Images* dan 60% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 40% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.41.

```

Correct : 210
Wrong : 18
Total Test Images : 228
Percent : 92
Total Person : 38
Total Train Images : 152

```

Gambar 4.41. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 40%

e. Pengujian Menggunakan 50% *Training Images* dan 50% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 50% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 94%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.42.

```

Correct : 180
Wrong : 10
Total Test Images : 190
Percent : 94
Total Person : 38
Total Train Images : 190

```

Gambar 4.42. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 50%

f. Pengujian Menggunakan 60% *Training Images* dan 40% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 60% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.43.

```
Correct : 145
Wrong : 7
Total Test Images : 152
Percent : 95
Total Person : 38
Total Train Images : 228
```

Gambar 4.43. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 60%

g. Pengujian Menggunakan 70% *Training Images* dan 30% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 70% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* AT&T menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.44.

```
Correct : 112
Wrong : 2
Total Test Images : 114
Percent : 98
Total Person : 38
Total Train Images : 266
```

Gambar 4.44. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* AT&T dengan data *Training* 70%

h. Pengujian Menggunakan 80% *Training Images* dan 20% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 80% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset AT&T* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.45.

```
Correct : 74
Wrong : 2
Total Test Images : 76
Percent : 97
Total Person : 38
Total Train Images : 304
```

Gambar 4.45. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset AT&T* dengan data *Training 80%*

i. Pengujian Menggunakan 90% *Training Images* dan 10% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 90% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset AT&T* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.46.

```
Correct : 37
Wrong : 1
Total Test Images : 38
Percent : 97
Total Person : 38
Total Train Images : 342
```

Gambar 4.46. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset AT&T* dengan data *Training 90%*

Hasil pengujian sistem pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset AT&T* secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training 10%* hingga 90 % dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Hasil Percobaan *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset AT&T*

<i>Data Training %</i>	Hasil Benar	Hasil Salah	Tingkat Akurasi %
10	224	98	71.35
20	247	57	81.25

30	237	29	89.10
40	210	18	92.11
50	180	10	94.74
60	145	7	95.39
70	112	2	98.25
80	74	2	97.37
90	37	1	97.37

4.1.2.4. Pengujian Menggunakan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset Essex*

a. Pengujian Menggunakan 10% *Training Images* dan 90% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 10% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.47.

```
Correct : 156
Wrong : 34
Total Test Images : 190
Percent : 82
Total Person : 10
Total Train Images : 10
```

Gambar 4.47. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 10%

b. Pengujian Menggunakan 20% *Training Images* dan 80% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 20% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.48.

```
Correct : 154
Wrong : 26
Total Test Images : 180
Percent : 85
Total Person : 10
Total Train Images : 20
```


Gambar 4.48. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 20%

c. Pengujian Menggunakan 30% *Training Images* dan 70% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 30% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 84%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.49.

```
Correct : 144
Wrong : 26
Total Test Images : 170
Percent : 84
Total Person : 10
Total Train Images : 30
```

Gambar 4.49. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 30%

d. Pengujian Menggunakan 40% *Training Images* dan 60% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 40% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 94%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.50.

```
Correct : 151
Wrong : 9
Total Test Images : 160
Percent : 94
Total Person : 10
Total Train Images : 40
```

Gambar 4.50. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 40%

e. Pengujian Menggunakan 50% *Training Images* dan 50% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 50% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 94%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.51.

```
Correct : 141
Wrong : 9
Total Test Images : 150
Percent : 94
Total Person : 10
Total Train Images : 50
```

Gambar 4.51. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 50%

f. Pengujian Menggunakan 60% *Training Images* dan 40% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 60% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.52.

```
Correct : 133
Wrong : 7
Total Test Images : 140
Percent : 95
Total Person : 10
Total Train Images : 60
```

Gambar 4.52. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 60%

g. Pengujian Menggunakan 70% *Training Images* dan 30% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 70% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix 2D-PCA* pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.53.

```
Correct : 125
Wrong : 5
Total Test Images : 130
Percent : 96
Total Person : 10
Total Train Images : 70
```

Gambar 4.53. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 70%

h. Pengujian Menggunakan 80% *Training Images* dan 20% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 80% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.54.

```
Correct : 116
Wrong : 4
Total Test Images : 120
Percent : 96
Total Person : 10
Total Train Images : 80
```

Gambar 4.54. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 80%

i. Pengujian Menggunakan 90% *Training Images* dan 10% *Testing Images*

Pengujian ini menggunakan 90% citra latih dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%, hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.55.

```
Correct : 107
Wrong : 3
Total Test Images : 110
Percent : 97
Total Person : 10
Total Train Images : 90
```

Gambar 4.55. Hasil Kasifikasi Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex dengan Data *Training* 90%

Hasil pengujian sistem pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90 % dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Hasil Percobaan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *Dataset* Essex

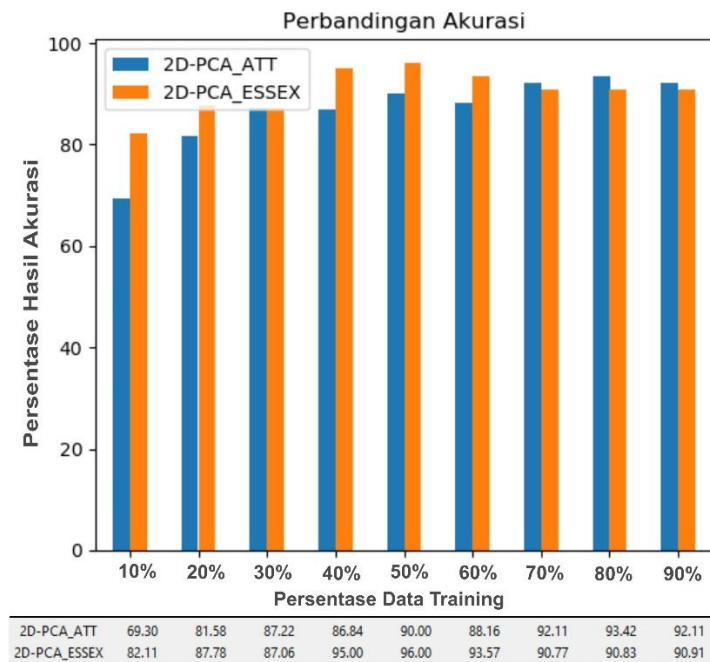
<i>Data Training %</i>	Hasil Benar	Hasil Salah	Tingkat Akurasi %
10	156	34	82.11
20	154	26	85.56
30	144	26	84.71
40	151	9	94.38
50	141	9	94.00
60	133	7	95.00
70	125	5	96.15
80	116	4	96.67
90	107	3	97.27

Hasil tingkat akurasi pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90 % dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Percobaan 2D-PCA

<i>Data Training %</i>	AT&T	Essex
10	69.30	82.11
20	81.58	87.78
30	87.22	87.06
40	86.84	95.00
50	90.00	96.00
60	88.16	93.57
70	92.11	90.77
80	93.42	90.83
90	92.11	90.91

Pengenalan wajah dengan metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex secara keseluruhan dapat dilihat dalam bentuk grafik pada Gambar 4.56. Grafik tersebut adalah tampilan pada sistem pengenalan wajah dengan pengolahan grafik dari *library* Python.



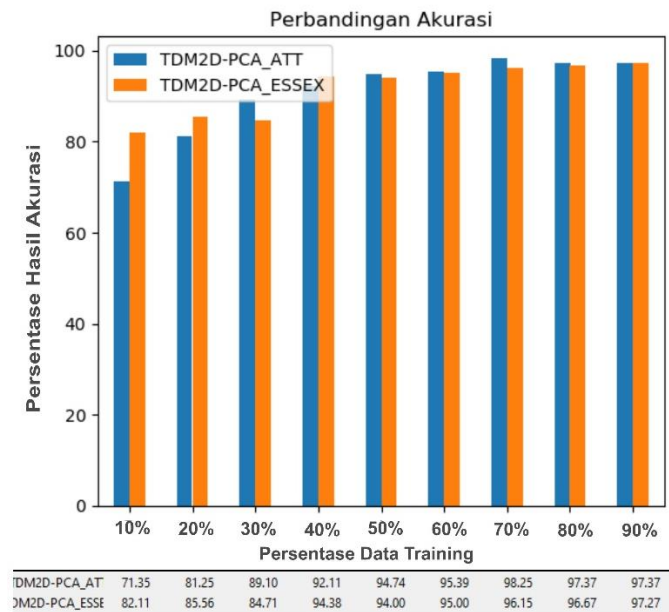
Gambar 4.56. Hasil Klasifikasi Citra dengan Metode 2D-PCA
Hasil tingkat akurasi pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional*

Matrix 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex secara keseluruhan, mulai dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90% dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Hasil Percobaan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

<i>Data Training %</i>	AT&T	Essex
10	71.35	82.11
20	81.25	85.56
30	89.10	84.71
40	92.11	94.38
50	94.74	94.00
60	95.39	95.00
70	98.25	96.15
80	97.37	96.67
90	97.37	97.27

Pengenalan wajah dengan metode *Two Directional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex secara keseluruhan dapat dilihat dalam bentuk grafik pada Gambar 4.57. Grafik tersebut adalah tampilan pada sistem pengenalan wajah dengan pengolahan grafik dari *library* Python.

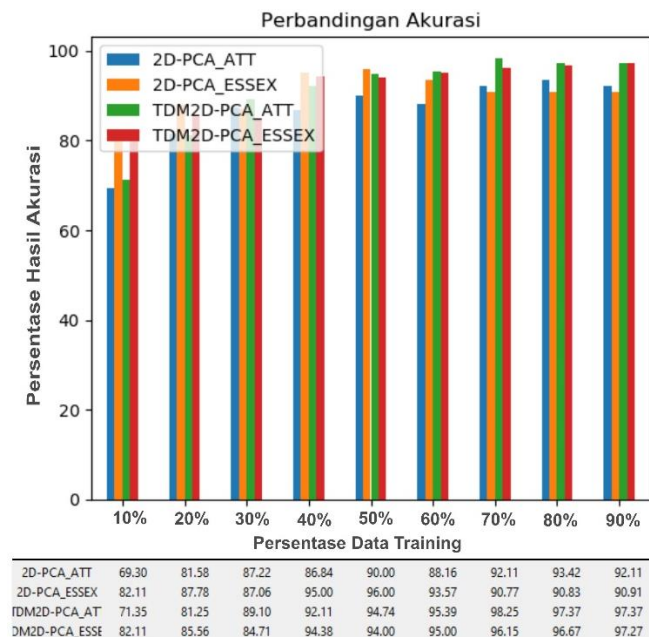


Gambar 4.57. Hasil Klasifikasi Citra dengan Metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA

Hasil tingkat akurasi pengenalan wajah secara keseluruhan, terdiri dari metode 2D-PCA dengan *dataset* AT&T dan *dataset* Essex, kemudian dengan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex. Dari pengujian dengan data *training* 10% hingga 90% dapat dilihat pada Tabel 4.7. Tampilan grafik secara keseluruhan yang ditampilkan ke dalam sistem pengenalan wajah menggunakan bahasa pemrograman Python dapat dilihat pada Gambar. 4.58

Tabel 4.7. Hasil Pengujian Secara Keseluruhan

<i>Data Training %</i>	2D-PCA AT&T	2D-PCA Essex	TDM2D-PCA AT&T	TDM2D-PCA Essex
10	69.30	82.11	71.35	82.11
20	81.58	87.78	81.25	85.56
30	87.22	87.06	89.10	84.71
40	86.84	95.00	92.11	94.38
50	90.00	96.00	94.74	94.00
60	88.16	93.57	95.39	95.00
70	92.11	90.77	98.25	96.15
80	93.42	90.83	97.37	96.67
90	92.11	90.91	97.37	97.27



Gambar 4.58. Hasil Pengujian Secara Keseluruhan

4.2 Pembahasan

Peningkatan akurasi pengenalan wajah dilakukan dengan menerapkan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Euclidean distance* pada *dataset* AT&T dan *dataset* Essex.

Tahap pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* dimulai dari *load dataset* dari *dataset* AT&T dan *dataset* Essex, kedua *dataset* tersebut dibagi menjadi dua, yaitu *dataset training* dan *dataset testing*. Pada tahap ini dihasilkan pembagian *dataset* yang terdiri dari, *dataset training* 10% dan *dataset testing* 90%, *dataset training* 20% dan *dataset testing* 80%, *dataset training* 30% dan *dataset testing* 70%, *dataset training* 40% dan *dataset testing* 60%, *dataset training* 50% dan *dataset testing* 50%, *dataset training* 60% dan *dataset testing* 40%, *dataset training* 70% dan *dataset testing* 30%, *dataset*

training 80% dan *dataset testing* 20%, dan *dataset training* 90% dan *dataset testing* 10%.

Setelah melakukan pembagian *dataset* maka dilakukan proses ekstraksi citra. Ekstraksi citra dilakukan untuk mengenali informasi-informasi penting yang terdapat dalam wajah. Semakin banyak fitur yang didapatkan, maka hasil pengenalan wajah akan semakin akurat. Dalam percobaan ini dilakukan pengujian pada metode 2D-PCA dan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA untuk membandingkan tingkat akurasi pada hasil klasifikasi wajah.

Proses ekstraksi citra dimulai dari merubah citra menjadi matriks, kemudian cira dirubah menjadi matriks 1 dimensi, lalu dirubah menjadi matriks 2 dimensi. Menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix*, matriks tersebut dirubah menjadi matriks 2 dimensi dua arah. Proses selanjutnya menghitung *mean* dari matriks, lalu menghitung *deviation* dari *mean* dan menghitung matriks kovarian. Setelah proses tersebut, kemudian menghitung *Eigenfaces* dan *eigenvector*, sehingga didapatkan nilai *Eigenfaces*.

Proses klasifikasi wajah menggunakan metode *Euclidean Distance*, tahapan klasifikasi wajah dengan *Euclidean Distance* adalah dimulai dari mengambil nilai *Eigenfaces* yang didapat dari ekstrasi citra dengan *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA, kemudian mencari nilai *Eigenface* citra terkecil, misalnya nilai terkecilnya D kemudian D dibandingkan dengan θ , θ merupakan nilai batas ambang atau *threshold*, jika D lebih kecil daripada *threshold* maka citra tersebut dikenali dan sesuai dengan citra pada *dataset*.

Setelah citra dilakukan klasifikasi, maka dihasilkan citra yang dapat dikenali bernilai benar (*correct*) dan citra yang tidak dikenali bernilai salah (*wrong*). Dari hasil klasifikasi tersebut didapatkan akurasi pengenalan wajah dari setiap proses klasifikasi yang dibagi menjadi 4 yaitu: menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T, metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex, metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T, dan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex.

Hasil percobaan menggunakan AT&T menunjukkan bahwa metode *Two Dirrectional Matrix* mampu meningkatkan hasil akurasi wajah dari 2D-PCA, akurasi meningkat sebesar 2,05% pada data *training* 10%, menurun 0,33% pada rasio data *training* 20%, meningkat 1,88% pada data *training* 30%, meningkat 5,27% pada data *training* 40%, meningkat 4,74% pada data *training* 50%, meningkat 7,23% pada data *training* 60%, meningkat 6,14% pada data *training* 70%, meingkat sebesar 3,95% pada data *training* 80%, meningkat sebesar 5,26% pada data *training* 90%. Peningkatan akurasi cenderung tidak tetap atau peningkatan akurasinya tidak teratur, dari data tersebut menunjukkan semakin besar persentase data *training* akan semakin meningkatkan akurasi pengenalan wajah.

Pengujian pada *dataset* Essex menunjukkan bahwa metode *Two Dirrectional Matrix* mampu meningkatkan hasil akurasi wajah dari 2D-PCA, akurasi sama besar dan tidak mengalami peningkatan pada data *training* 10%, akurasi menurun sebesar 2,24% pada data *training* 20%, akurasi menurun sebesar 2,35% pada data *training* 30%, akurasi menurun 0,62% pada data *training* 40%, akurasi menurun sebesar 2% pada data *training* 50%, akurasi meningkat sebesar

1,43% pada data *training* 60%, akurasi meningkat sebesar 5,38% pada data *training* 70%, akurasi meningkat sebesar 5,84% pada data *training* 80%, akurasi meningkat sebesar 6,36% pada data *training* 90%. Berbeda dengan *dataset* AT&T, pengujian pada *dataset* Essex banyak mengalami penurunan akurasi terutama pada data *training* 20-50%, sedangkan data *training* 60-90% mengalami peningkatan akurasi.

Dari 18 pengujian yang dilakukan pada metode *Two Dirrectional Matrix* terbukti meningkatkan akurasi pengenalan wajah sebanyak 12 percobaan. Pada 5 percobaan yang lain *Two Dirrectional Matrix* mengalami penurunan akurasi dan sebanyak 1 percobaan tidak mampu meningkatkan maupun menurunkan akurasi pengenalan wajah.

Kelebihan dari pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* yaitu menunjukkan hasil yang lebih akurat daripada metode 2D-PCA dan *Euclidean Distance*.

Kekurangan dari pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* yaitu tidak bisa menunjukkan peningkatan hasil akurasi yang teratur pada citra berkualitas rendah, peningkatan akurasi hanya terjadi jika *dataset training* di atas 50%.

Penyebab peningkatan pada akurasi pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* karena ekstraksi citra dilakukan perubahan matriks 2 dimensi dua arah kemudian menghasilkan nilai *Eigenface* citra yang lebih baik, sehingga nilainya lebih kecil dari *threshold* maka citra tersebut lebih mudah dikenali.

Penyebab penurunan akurasi pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* pada *dataset* Essex karena *dataset* citra tersebut merupakan citra berkualitas rendah, sehingga membutuhkan *dataset training* yang cukup tinggi agar mampu meningkatkan akurasi, seperti pada hasil akurasi menggunakan *dataset training* 60% sampai 90% yang mengalami peningkatan akurasi pengenalan wajah dengan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance* daripada metode 2D-PCA dan *Euclidean Distance*.

BAB V

PENUTUP

5.1 Simpulan

Dari hasil penelitian, pengolahan citra, perancangan, pembuatan, pengujian sistem hingga membandingkan hasil akurasi pengenalan citra wajah berkualitas rendah dengan *Two Directional Matrix* pada algoritma *Two-Dimensional Principal Component Analysis* dan *Euclidean Distance*, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Peningkatan akurasi pengenalan wajah berkualitas rendah dilakukan dengan menerapkan metode *Two Dirrectional Matrix* pada 2D-PCA dan *Euclidean Distance*. Tahap pengenalan wajah dimulai dari *load dataset* dari *dataset AT&T* dan *dataset Essex*, kemudian dibagi menjadi dua, yaitu *dataset training* dan *dataset testing*. Proses selanjutnya adalah *ekstraksi* citra dilakukan untuk mengenali informasi-informasi penting yang terdapat dalam wajah. Dalam percobaan ini dilakukan pengujian pada metode 2D-PCA dan *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA untuk membandingkan tingkat akurasi pada hasil klasifikasi wajah. Setelah proses ekstraksi, kemudian didapatkan nilai *Eigenfaces*. Proses selanjutnya adalah klasifikasi wajah menggunakan metode *Euclidean Distance*, dengan mencari nilai *Eigenface* citra terkecil, misalnya nilai terkecilnya D kemudian D dibandingkan dengan θ , θ merupakan nilai batas ambang atau *threshold*, jika D lebih kecil

daripada *threshold* maka citra tersebut dikenali dan sesuai dengan citra pada dataset. Setelah citra dilakukan klasifikasi, maka dihasilkan citra yang dapat dikenali bernilai benar dan citra yang tidak dikenali bernilai salah. Dari hasil klasifikasi tersebut didapatkan akurasi pengenalan wajah dari setiap proses klasifikasi yang dibagi menjadi 4 yaitu: menggunakan metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* AT&T, metode *Two Dirrectional Matrix* 2D-PCA pada *dataset* Essex, metode 2D-PCA pada *dataset* AT&T, dan metode 2D-PCA pada *dataset* Essex.

2. Hasil percobaan menggunakan AT&T menunjukkan bahwa metode *Two Dirrectional Matrix* mampu meningkatkan hasil akurasi wajah secara cukup baik, hampir semua pengujian pada *dataset* AT&T mengalami peningkatan, hasil akurasi hanya mengalami penurunan pada pengujian *dataset training* 20%. Pengujian pada *dataset* Essex menunjukkan bahwa metode *Two Dirrectional Matrix* mampu meningkatkan hasil akurasi wajah dari 2D-PCA, akurasi sama besar dan tidak mengalami peningkatan pada data *training* 10%, akurasi menurun sebesar 2,24% pada data *training* 20%, akurasi menurun sebesar 2,35% pada data *training* 30%, akurasi menurun 0,62% pada data *training* 40%, akurasi menurun sebesar 2% pada data *training* 50%, akurasi meningkat sebesar 1,43% pada data *training* 60%, akurasi meningkat sebesar 5,38% pada data *training* 70%, akurasi meningkat sebesar 5,84% pada data *training* 80%, akurasi meningkat sebesar 6,36% pada data *training* 90%. Berbeda dengan *dataset* AT&T, pengujian pada *dataset* Essex banyak mengalami penurunan akurasi

terutama pada data *training* 20-50%, sedangkan data *training* 60-90% mengalami peningkatan akurasi. Dari 18 pengujian yang dilakukan pada metode *Two Dirrectional Matrix* terbukti meningkatkan akurasi pengenalan wajah sebanyak 12 percobaan. Pada 5 percobaan yang lain *Two Dirrectional Matrix* mengalami penurunan akurasi dan sebanyak 1 percobaan tidak mampu meningkatkan ataupun menurunkan akurasi pengenalan wajah.

5.2 Saran

Saran dalam penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Melakukan percobaan pada *dataset* yang lain sehingga hasil penelitian dapat semakin akurat.
2. Melakukan percobaan dengan rasio yang lebih beragam, terutama untuk *dataset* Essex agar dapat diketahui hasil akurasi citra berkualitas rendah yang lebih beragam.
3. Mengembangkan sistem supaya lebih dinamis dalam memproses citra dari *dataset* lain dengan rasio *data training* yang beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- Hidayati, K. (2018). *Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP) dan Principal Component Analysis (PCA) untuk Citra Berkualitas Buruk*. Universitas Negeri Semarang, Semarang.
- Jiang, Y., & Li, X. (2010). A Method For Face Recognition Based on Wavelet Neural Network. *IEEE 2nd WRI Global Congress on Intelligent Systems, GCIS*, 3(4), 133-136.
- Kurniawan, D. E. (2012). Rancang Bangun Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Filter Gabor. Universitas DIponegoro, Semarang.
- Kurniawan, L. M. (2014). Metode Face Recognition untuk Identifikasi Personil Berdasar Citra Wajah bagi Kebutuhan Presensi Online Universitas Negeri Semarang. *Scientific Journal of Informatics*, 1(2), 210-220.
- Lu, G. F., Zou, J., & Wang, Y. (2012). Incremental complete LDA for face recognition. *Pattern Recognition*, 2510-2521.
- Lu, Z., Fu, Y., Qiu, Y., & Lu, B. (2018). A new algorithm of improved two-dimensional principal component analysis face recognition. *Proceedings - 2018 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, YAC 2018*, 106-111.
- Marti, N. W. (2010). Pemanfaatan GUI dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia Menggunakan Metode Eigenface. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 11-16.
- Menyhárt, J., & Róbert, S. (2016). Support vector machine and fuzzy logic. *Acta Polytechnica Hungarica*, 13(5), 205-220.
- Oliveira, L. S., Koerich, A. L., Mansano, M., & Britto, A. S. (2011). 2D Principal Component Analysis for Face and Facial-Expression Recognition. *Computing in Science and Engineering*, 13(3), 9-13.
- Pamungkas, D. P., & Setiawan, A. B. (2018). Implementasi Ekstrasi Fitur Dan K-Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Wajah Personal. *Joutica*, 3(2), 187-193.
- Salamun, & Wazir, F. (2016). Rancang Bangun Sistem Pengenalan Wajah dengan Metode Principal Component Analysis. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 1(2), 48-60.
- Saputra, W. M., Wibawa, H. A., & Bahtiar, N. (2013). Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Eigenface dan Euclidean Distance. *Journal of Informatics and Technology*, 2(1), 102-110.

- Sutarti, S., Putra, A. T., & Sugiharti, E. (2019). Comparison of PCA and 2D-PCA Accuracy with K- Nearest Neighbor Classification in Face Image Recognition. *Scientific Journal of Informatics*, 6(1), 64-72.
- Turk, M. A., & Pentland, A. P. (1991). Face Recognition Using Eigenfaces. *Advances in Intelligent Systems and Computing*(586-591).
- Vikram, T. N., Urs, S. R., & Gowda, K. C. (2008). Person Specific Document Retrieval Using Face Biometrics. *ICADL Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 371-374.
- Wirayuda, T. A., & Suwardi, I. S. (2017). Opportunity and Challenge on Face Recognition Generc to Specific Feature Representation and Recognition Strategy. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology*, 9(1), 6-13.
- Wirdiani, N. K., Hridayami, P., Widiari, N. P., Rismawan, K. D., Candradinatha, P. B., & Jayantha, I. P. (2019). Face Identification Based on K-Nearest Neighbor. *Scientific Journal of Informatics (SJI)*, 6(2), 150-159.
- Wurdianarto, S. R., Novianto, S., & Rosyidah, U. (2014). Perbandingan Euclidean Distance Dengan Canberra Distance Pada Face Recognition. *Techno.Com*, 13(1), 31-37.
- Yan, X. (2016). Modular 2D-PCA Face Recognition Algorithm Based on Image Segmentation. *IEEE International Conference on Signal and Image Processing ICSIP*(210-213).
- Yang, J., Zhang, D., Frangi, A. F., & Yang, J. Y. (2004). Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1), 131-137.
- Zhang, Y., Yu, B., & Gu, H. M. (2012). Face Recognition Using Curvelet-Based Two-Dimensional Principle Component Analysis. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 26(3), 1-13.