



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KI141502

IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN FITUR *GRAYSCALE ARRANGEMENT PAIRS*

MUHAMMAD HABIBUR RAHMAN
05111440000163

Dosen Pembimbing
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.

DEPARTEMEN INFORMATIKA
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember



TUGAS AKHIR - KI141502

IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN FITUR *GRAYSCALE ARRANGEMENT PAIRS*

MUHAMMAD HABIBUR RAHMAN
0511144000163

Dosen Pembimbing
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.

DEPARTEMEN INFORMATIKA
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

[Halaman ini sengaja dikosongkan]



FINAL PROJECT - KI141502

FACE RECOGNITION IMPLEMENTATION USING *GRAYSCALE ARRANGEMENT PAIRS* FEATURE

MUHAMMAD HABIBUR RAHMAN
0511144000163

Supervisor I
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

Supervisor II
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.

DEPARTMENT OF INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya, 2018



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH
MENGUNAKAN FITUR GRAYSCALE ARRANGEMENT
PAIRS**

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Sarjana Komputer

pada

Rumpun Mata Kuliah Komputasi Cerdas dan Visi
Program Studi S-1 Departemen Informatika
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

MUHAMMAD HABIBUR RAHMAN

NRP: 05111440000163

Disetujui oleh Dosen Pembimbing Tugas Akhir:

Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 197104281994122001



(Pembimbing 1)

Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.
NIP. 198510172015042001

(Pembimbing 2)

**SURABAYA
JUNI, 2018**

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGUNAKAN FITUR *GRAYSCALE ARRANGEMENT PAIRS*

Nama Mahasiswa : Muhammad Habibur Rahman
NRP : 05111440000163
Departemen : Informatika, FTIK ITS
Dosen Pembimbing 1 : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
Dosen Pembimbing 2 : Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.

Abstrak

Demi meningkatkan keamanan di daerah umum, pengenalan wajah menjadi salah satu yang dipertimbangkan. Pengenalan wajah merupakan klasifikasi pola yang sulit karena adanya *inter-cluster variation* (variasi citra wajah pada orang yang sama). Variasi pencahayaan merupakan salah satu faktor utama dalam *inter-cluster variation*. Variasi pencahayaan membuat perubahan drastis dalam tampilan sebuah wajah.

Tugas akhir ini mengimplementasikan sebuah metode pengenalan wajah menggunakan fitur *Grayscale Arrangement Pairs* (GAP). Dilakukan pencarian pasangan titik yang stabil untuk pembuatan model masing-masing *subject*. Karena kestabilan tersebut, metode GAP dipercaya dapat mengatasi pengenalan wajah dengan variasi pencahayaan yang berbeda.

Uji coba yang dilakukan pada tugas akhir ini dilakukan dengan citra wajah yang memiliki iluminasi yang berbeda-beda. Hasil uji coba menunjukkan bahwa dengan W_G 3 dan W_P 0,9 pada algoritma ekstraksi fitur dan dengan C_R 1 pada algoritma pengenalan menghasilkan nilai akurasi tertinggi, yaitu sebesar 95,3% dan 48,8% pada dua subset yang berbeda.

Kata kunci: *Grayscale Arrangement Pairs, Illumination, Pengenalan Wajah*

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

FACE RECOGNITION IMPLEMENTATION USING GRAYSCALE ARRANGEMENT PAIRS FEATURE

Student Name : Muhammad Habibur Rahman
Registration Number : 05111440000163
Department : Informatics, FTIK ITS
First Supervisor : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom.,
M.Kom.
Second Supervisor : Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc.

Abstract

To improve security in public areas, facial recognition becomes something to be considered. Facial recognition is a difficult pattern classification because of the inter-cluster variation (face image variation in the same person). Lighting varieties are one of the main factors in inter-cluster variation. Lighting varieties make drastic changes in the look of a face

This final project implements a face recognition method using the Grayscale Arrangement Pairs feature. Perform stable pair point search for model making of each subject. Because of the stability, the GAP method is believed to overcome facial recognition with different lighting variations.

The experiments performed on this final project is done with a face image that has a different illumination. The experimental results show that with W_G 3 and W_P 0,9 on feature extraction algorithms and with C_R 1 on the recognition algorithm yields the highest accuracy value of 95,3% and 48,8% on two different subsets.

Keywords: Grayscale Arrangement Pairs, Image Illumination, Face Recognition

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul “**Implementasi Pengenalan Wajah menggunakan Fitur *Grayscale Arrangement Pairs***”.

Buku tugas akhir ini disusun dengan harapan dapat memberikan manfaat dalam deteksi wajah lebih lanjut. Selain itu, penulis berharap dapat memberikan kontribusi positif bagi kampus Teknik Informatika ITS.

Dalam perancangan, pengerjaan, dan penyusunan tugas akhir ini, penulis banyak mendapatkan bantuan dari berbagai pihak. Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing 1 yang telah memberi ide, nasihat, harapan dan arahan sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan tepat waktu.
2. Ibu Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc. selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberi ide, semangat dan arahan sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan tepat waktu.
3. Orang tua penulis Bapak Joko Sulistiyanto dan Ibu Lailatul Qodriyah yang telah memberikan dukungan moral, spiritual dan material serta senantiasa memberikan doa demi kelancaran dan kemudahan penulis dalam mengerjakan tugas akhir.
4. Seluruh saudara kandung: satu kakak (mbak Hanifa) satu adik (dik Husni) dan keluarga serta seluruh keluarga besar yang telah memberikan dukungan yang besar baik secara langsung maupun secara tidak langsung.
5. Teman-teman Administrator Lab KCV 2014 (Mala, Galang, Afifah, Dini, Luqman, Anwar) yang sering saling

- menyemangati dan menjadi teman *refreshing* dalam pengerjaan tugas akhir ini.
6. Teman-teman di Lab KCV: para admin yang telah banyak membantu memfasilitasi dalam pengerjaan serta teman-teman user TA di KCV, yang sudah menemani penulis.
 7. Teman teman (Mala, Chasni, Rosyid, Sita) yang selalu memberikan semangat dan *refreshment* dalam pengerjaan tugas akhir ini, serta berbagi info terbaru mengenai dunia kucing.
 8. Pegawai dari PT. Provio Teknova (mas Ari, mas Fauzi, mas Idham, mas Ghaffar, mas Sukma, mbak Fitri), yang telah mengijinkan saya melepas jabatan sebagai *freelancer*, guna fokus mengerjakan Tugas akhir saya.
 9. Teman-teman mahasiswa angkatan 2014 lain yang sama-sama mengarungi empat tahun masa perkuliahan bersama penulis, yang telah memberi penulis banyak pelajaran hidup.
 10. Pihak-pihak lain yang tidak bisa penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari masih ada kekurangan dalam penyusunan tugas akhir ini. Penulis mohon maaf atas kesalahan, kelalaian maupun kekurangan dalam penyusunan tugas akhir ini. Kritik dan saran yang membangun dapat disampaikan sebagai bahan perbaikan ke depan.

Surabaya, Juni 2018

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	v
Abstrak	vii
Abstract	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR TABEL	xviii
DAFTAR KODE SUMBER	xx
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Tugas Akhir.....	3
1.5 Manfaat Tugas Akhir.....	3
1.6 Metodologi.....	3
1.7 Sistematika Laporan.....	4
BAB II DASAR TEORI	7
2.1 Illumination.....	7
2.2 Grayscale Arrangement Pairs.....	7
2.2.1 Tahap penentuan <i>Target</i> dan <i>Refernce</i>	8
2.2.2 Tahap pengenalan citra wajah.....	10
2.3 Confusion Matrix.....	12
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN	13
3.1 Tahap Analisis.....	13
3.1.1 Deskripsi Umum.....	13
3.1.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem.....	13
3.1.3 Analisis Permasalahan.....	14
3.2 Tahap Perancangan.....	15
3.2.1 Perancangan Sistem.....	15
3.2.2 Perancangan Data.....	15
3.2.3 Perancangan Proses.....	19

BAB IV IMPLEMENTASI.....	25
4.1 Lingkungan Implementasi.....	25
4.1.1 Perangkat Keras.....	25
4.1.2 Perangkat Lunak.....	25
4.2 Implementasi Tahap <i>Ekstraksi fitur GAP</i>	26
4.2.1 Pencarian kandidat <i>Reference Point</i>	26
4.2.2 Menghitung rata-rata perbedaan pasangan titik.....	27
4.2.3 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas	28
4.2.4 Penentuan Reference Points	28
4.3 Implementasi Tahap Pemodelan	29
4.4 Implementasi Pengenalan wajah	29
4.4.1 Menentukan Tanda perbedaan Intensitas.....	29
4.4.2 Menentukan perbedaan intenitas antar titik dan menghitung proporsi.....	30
4.4.3 Menentukan tanda perbedaan proporsi.....	30
4.4.4 Menentukan nilai kemiripan	31
4.4.5 Menggolongkan berdasarkan nilai kemiripan	31
BAB V UJI COBA DAN EVALUASI.....	33
5.1 Lingkungan Uji Coba.....	33
5.2 Data Uji Coba.....	33
5.3 Uji Coba Penentuan Parameter W_G pada ekstraksi fitur GAP	34
5.4 Uji Coba Penentuan Parameter W_P pada ekstraksi fitur GAP	34
5.5 Uji Coba Penentuan Parameter C_R pada Algoritma Pengenalan	36
5.6 Evaluasi.....	36
5.6.1 Evaluasi Uji Coba Parameter W_G	36
5.6.2 Evaluasi Uji Coba Parameter W_P	39
5.6.3 Evaluasi Uji coba penentuan parameter C_R pada Algoritma Pengenalan	40
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....	41
6.1 Kesimpulan	41
6.2 Saran	42

DAFTAR PUSTAKA	43
LAMPIRAN.....	45
BIODATA PENULIS.....	53

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh gambar dengan variasi illumination.....	7
Gambar 2.2 Setiap Target P yang memiliki <i>Referenece</i> Q	8
Gambar 2.3 <i>Confusion Matrix</i> berdasar Area.....	12
Gambar 3.1 Diagram Alir Sistem.....	16
Gambar 3.2 Contoh citra masukan	17
Gambar 3.3 Contoh dataset EYB	17
Gambar 3.4 Contoh Subset 1 (<i>subject 1</i>).....	18
Gambar 3.5 Contoh Subset 2 (<i>subject 1</i>).....	19
Gambar 3.6 Contoh Subset 3 (<i>subject 1</i>).....	20
Gambar 3.7 Contoh visualisasi fitur terhadap salah satu citra	20
Gambar 3.8 Diagram alir ekstraksi fitur GAP.....	22
Gambar 3.9 Diagram Alir Pemodelan.....	23
Gambar 3.10 Diagram Alir pengenalan wajah.....	24
Gambar 5.1 Citra yang mudah dikenali dan sulit dikenali	37
Gambar 5.2 Akurasi W_G dengan $W_P = 0.9$ dan $Cr = 0$	38
Gambar 5.3 Akurasi W_P dengan $W_G = 2$ dan $Cr = 0$	39
Gambar 5.4 Nilai V_k dengan $W_G = 2$ dan $W_P = 0.9$	40

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR TABEL

Tabel 5.1 Hasil Uji Coba parameter W_G	35
Tabel 5.2 Hasil Uji Coba parameter W_P	35
Tabel 5.3 Uji Coba Penentuan Parameter C_R	37

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR KODE SUMBER

Kode Sumber 4.1 Implementasi Pencarian kandidat Reference Point ..	26
Kode Sumber 4.2 Menentukan kelayakan Target Point	27
Kode Sumber 4.3 Menghitung rata-rata perbedaan pasangan titik	27
Kode Sumber 4.4 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas.....	28
Kode Sumber 4.5 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas.....	28
Kode Sumber 4.6 Menggabungkan matriks fitur menjadi model	29
Kode Sumber 4.7 Menentukan Tanda perbedaan Intensitas	30
Kode Sumber 4.8 Menentukan tanda perbedaan proporsi.....	31
Kode Sumber 4.9 Menentukan nilai kemiripan.....	31
Kode Sumber 4.10 Menggolongkan berdasarkan nilai kemiripan	31

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas hal-hal yang mendasari tugas akhir. Bahasan meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, metodologi, dan sistematika laporan tugas akhir.

1.1 Latar Belakang

Demi meningkatkan sistem keamanan umum, teknik pengenalan wajah menjadi dipertimbangkan dan diterapkan dalam sistem keamanan [1-2]. Walaupun demikian, masih ada tantangan yang harus ditangani. Pengenalan wajah merupakan klasifikasi pola yang sulit karena adanya *inter-cluster variation* (variasi citra wajah pada orang yang sama). Variasi pencahayaan merupakan salah satu faktor utama dalam *inter-cluster variation*. Variasi pencahayaan membuat perubahan drastis dalam tampilan sebuah wajah [3]. Contohnya perubahan pencahayaan membuat perubahan pada posisi dan ukuran bayangan, dan perubahan arah cahaya. Terlebih variasi pencahayaan selalu dipasangkan dengan masalah lainnya seperti pose dan ekspresi wajah, yang dapat meningkatkan kompleksitas masalah pengenalan wajah.

Peneliti terkini telah mengembangkan berbagai macam algoritma pendeteksi wajah. Dua algoritma yang sering digunakan adalah metode: berbasis *machine-learning* dan berbasis fitur. Metode berbasis *machine-learning*, seperti metode yang berdasar pada *Principle Component Analysis* (PCA) [4-8], *Linear Discriminant Analysis* (LDA)[9], dan *Independent Component Analysis* (ICA) [10-11], merupakan metode yang tidak relevan pada fitur wajah. Algoritma tersebut disebut sebagai machine learning process secara umum. Mereka mengekstraksi kemiripan *inter-cluster* dan perbedaan *intra-cluster* dari data latih untuk menambah perbedaan. Sebaliknya, metode berbasis fitur seperti *Local Binary Pattern* (LBP)[12-13], dan *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM)[14] berfokus pada fitur ekspresi wajah. Kedua

pendekatan sebelumnya dapat digunakan untuk pengenalan wajah dengan beberapa syarat tertentu, dan metode EBGM semakin mirip dengan mekanisme pengenalan manusia. Beberapa metode berbasis fitur telah mempertimbangkan informasi global, serta sensitif dengan varietas pencahayaan.

Untuk menyelesaikan masalah tersebut, dalam tugas akhir ini, akan diterapkan algoritma pengenalan wajah berdasarkan fitur *Grayscale Arranging Pairs* (GAP). Fitur GAP telah dikenalkan dalam studi sebelumnya [15-16], menunjukkan performa yang unggul dalam berbagai studi dibidang Visi Komputer, termasuk deteksi dan pelacakan objek. Secara teori, fitur GAP digunakan untuk mendeteksi latar depan dalam tingkatan piksel. Dalam tugas akhir ini, fitur GAP akan digunakan untuk melakukan pengenalan wajah dalam tingkatan citra.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat dalam tugas akhir ini dapat dipaparkan sebagai berikut:

1. Bagaimana cara mengimplementasi *Grayscale Arranging Pair* untuk ekstraksi fitur citra wajah?
2. Bagaimana cara mengimplementasi pengenalan wajah dengan metode pengenalan GAP?
3. Bagaimana mengevaluasi kinerja aplikasi pengenalan wajah yang telah dibuat?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan yang dibahas dalam tugas akhir ini memiliki beberapa batasan antara lain:

1. Data yang digunakan adalah dataset EYB yang tersedia secara terbuka di internet yang berisi 38 orang, yang umumnya memiliki 64 citra, berformat *pgm*, *grayscale*, berukuran 168 x 192 piksel.
2. Implementasi program dilakukan pada lingkungan komputer *desktop* dan Bahasa pemrograman *Matlab*

1.4 Tujuan Tugas Akhir

Tujuan dari tugas akhir ini adalah untuk membangun aplikasi pengenalan wajah dengan metode ekstraksi fitur *Grayscale Arranging Pairs*.

1.5 Manfaat Tugas Akhir

Tugas akhir ini diharapkan mampu membangun sebuah model *Grayscale Arranging Pairs* yang dapat melakukan pengenalan wajah manusia dengan lebih rinci dengan waktu pengenalan yang lebih cepat.

1.6 Metodologi

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Dalam pengerjaan tugas akhir ini dilakukan penggalian data dan studi literatur yang didapat dari sejumlah referensi. Referensi yang dimaksud berasal dari dua *paper* yang saling berkaitan [15-17].

2. Analisis dan Desain Perangkat Lunak

Pada tahap ini dilakukan rancang bangun perangkat lunak yang dibuat. Dengan menentukan citra wajah manusia sebagai masukan, sistem akan melakukan ekstraksi fitur, pembuatan model, lalu proses pengenalan wajah. Hasil dari proses sistem tersebut adalah pengenalan data wajah berdasarkan *subject* yang telah diberi label.

3. Implementasi Perangkat Lunak

Sistem yang diajukan akan dibuat dengan bahasa pemrograman dan kaskas batnu IDE *MATLAB* pada platform *desktop*.

4. Uji Coba dan Evaluasi

Pada tahapam ini, dilakukan uji coba terhadap parameter yang digunakan pada pengenalan. Hasil dari uji coba dilakukan evaluasi dengan menghitung nilai akurasi dan presisi.

1.7 Sistematika Laporan

Buku tugas akhir ini bertujuan untuk mendapatkan gambaran dari pengerjaan tugas akhir ini. Selain itu, diharapkan dapat berguna untuk pembaca yang tertarik untuk melakukan pengembangan lebih lanjut. Secara garis besar, buku tugas akhir terdiri atas beberapa bagian seperti berikut:

Bab I Pendahuluan

Bab yang berisi mengenai latar belakang, tujuan, dan manfaat dari pembuatan tugas akhir. Selain itu permasalahan, batasan masalah, metodologi yang digunakan, dan sistematika penulisan juga merupakan bagian dari bab ini.

Bab II Dasar Teori

Bab ini berisi penjelasan secara detail mengenai dasar-dasar penunjang dan teori-teori yang digunakan untuk mendukung pembuatan tugas akhir ini.

Bab III Analisis dan Perancangan

Bab ini berisi tentang analisis dan perancangan desain sistem pengenalan citra wajah manusia menggunakan metode GAP.

Bab IV Implementasi

Bab ini membahas implementasi dari desain yang telah dibuat pada bab sebelumnya. Penjelasan berupa kode yang digunakan untuk proses implementasi.

Bab V Uji Coba dan Evaluasi

Bab ini membahas tahap-tahap uji coba. Kemudian hasil uji coba dievaluasi untuk kinerja dari aplikasi yang dibangun.

Bab VI Kesimpulan dan Saran

Bab ini merupakan bab terakhir yang menyampaikan kesimpulan dari hasil uji coba yang dilakukan dan saran untuk pengembangan aplikasi ke depannya.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB II DASAR TEORI

Pada bab ini diuraikan mengenai dasar-dasar teori yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir dengan tujuan untuk memberikan gambaran secara umum terhadap penelitian yang dikerjakan. Bab ini berisi penjelasan mengenai deskripsi metode GAP, *Illumination* pada suatu citra, dan penggunaan fitur GAP untuk pengenalan citra wajah manusia.

2.1 Illumination

Illumination[18] merupakan suatu elemen yang mempengaruhi informasi dalam suatu citra, yang menggabungkan interaksi cahaya dan bayangan. Perbedaan sumber cahaya dapat membuat perbedaan besar dalam jenis pesan yang sedang disajikan. Beberapa sumber cahaya dapat menyembunyikan keriput wajah seseorang, dan memberikan penampilan yang lebih muda. Sebaliknya, suatu sumber cahaya seperti cahaya siang yang menyilaukan dapat berfungsi untuk menonjolkan tekstur atau fitur lain yang sepertinya penting.



Gambar 2.1 Contoh gambar dengan variasi illumination

2.2 Grayscale Arrangement Pairs

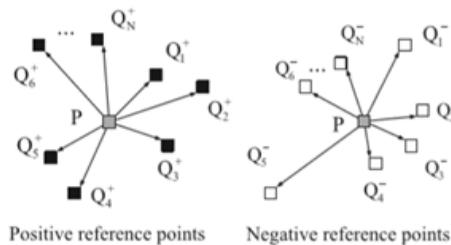
Grayscale Arranging Pairs (GAP)[17] adalah algoritma yang telah digunakan pada paper lain untuk membedakan *background* dengan *object* bergerak. GAP sebelumnya telah digunakan untuk mendeteksi benda yang bergerak[15]. Algoritma

tersebut menggunakan sifat hubungan intensitas antar beberapa pasang titik piksel secara stabil pada ruang global untuk membentuk model *background*.

Terdapat dua tahapan pada sebuah GAP[17] antara lain, menentukan *Target* dan referensi dimana setiap titik target (P) memiliki N buah titik referensi (Q), dan pengenalan dimana citra *testing* akan dicocokkan dengan setiap model yang telah dibuat untuk dinilai kemiripannya.

2.2.1 Tahap penentuan Target dan Referensi

Pertama, sebanyak T citra latih digunakan untuk mendapatkan pasangan poin dengan hubungan intensitas paling stabil. Pada setiap piksel P (Target point) dalam citra, teknik GAP bekerja dengan cara mendeteksi N titik referensi positif (Q^+) ($1 < n < N$) yang memiliki intensitas yang lebih rendah daripada P secara statistik (perbedaan antara P dan Q^+ seharusnya lebih besar tapi mendekati *threshold* W_G), dan titik referensi negatif (Q^-) ($1 < n < N$) yang mana memiliki intensitas yang lebih rendah daripada P secara statistik pada citra latih (perbedaan intensitas dari P dan Q^- seharusnya lebih kecil tapi mendekati *threshold* - W_G). Beberapa pasangan poin tadi membentuk model latar belakang. Secara sederhana, titik referensi untuk setiap piksel P dapat digambarkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Setiap Target P yang memiliki Referensi Q

Secara ringkas, tahap penentuan titik referensi dapat dituliskan sebagai berikut:

1. Mencari kandidat titik referensi. Anggap program dapat menemukan M titik titik referensi (Q_M , $1 < m < M$). Ditetapkan *threshold* W_P ($0.5 < W_P < 1$) untuk memilah nilai $X^+(P)$ dan $X(P)$. W_P adalah parameter *threshold* penentu proporsi jumlah citra wajah yang memenuhi Persamaan 2.1. Umumnya W_P bekerja dengan baik dalam lingkungan yang kompleks, tetapi apabila terlalu besar, maka jumlah titik *Target* akan menjadi lebih sedikit, yang akan membuat *false-detection*. $X(P)$ adalah matriks yang berisikan nilai probabilitas yang memenuhi Persamaan 2.1. Lalu kumpulan dari $X^+(P)$ dan $X(P)$ didefinisikan pada Persamaan 2.1:

$$\begin{aligned} X^+(P) &:= \{Q | P_r^+(P, Q) \geq W_P\} \\ X^-(P) &:= \{Q | P_r^-(P, Q) \geq W_P\} \end{aligned} \quad (2.1)$$

2. Untuk memenuhi Persamaan 2.1, sebanyak T data latih digunakan untuk mencari kemungkinan $Pr^+(P, Q)$ dan $Pr^-(P, Q)$. Ditetapkan *threshold* W_G yang berguna untuk menentukan nilai ideal fluktuasi lingkungan atau toleransi *noise*. Apabila W_G bernilai rendah, model akan *over-sensitif* karena setiap *noise* akan dianggap sebagai *foreground*. Sebaliknya apabila W_G bernilai tinggi, model tidak akan sensitif dan beberapa *foreground* akan dianggap sebagai *background*. Pencarian kemungkinan didefinisikan pada Persamaan 2.2:

$$\begin{aligned} P_r^+(P, Q) &:= \frac{\#\{t | I_t(P) - I_t(Q) \geq W_G, t = 1, \dots, T\}}{T} \\ P_r^-(P, Q) &:= \frac{\#\{t | I_t(P) - I_t(Q) \leq -W_G, t = 1, \dots, T\}}{T} \end{aligned} \quad (2.2)$$

3. Menghitung rata-rata perbedaan intensitas. Rata-rata setiap titik P didefinisikan sebagai $\overline{I(P)} = \left(\frac{1}{T}\right) \sum_{t=1}^T I_t(P)$. Dan rata-rata setiap kandidat titik referensi yang memenuhi persamaan $Q_M \ni X^+(P)$ dan $Q_M \ni X^-(P)$, dituliskan sebagai $D^+(Q)$ dan $D^-(Q)$. Sederhananya, didefinisikan pada Persamaan 2.3:

$$D^+(Q) := \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |I_t(P) - I_t(Q)| \quad (Q \in Q_m^+) \quad (2.3)$$

$$D^-(Q) := \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |I_t(P) - I_t(Q)| \quad (Q \in Q_m^-)$$

4. Penentuan titik referensi ($ref^+(P)$), ($ref^-(P)$). Anggap satu titik P memiliki $Q_1, Q_2, Q_3 \dots \ni X^+(P)$. Dengan mengurutkan secara *Ascending* ($|I(P) - I(Q1)| < |I(P) - I(Q2)|$), $N/2$ elemen pertama akan didapatkan sebagai titik referensi titik tersebut.

$$ref^+(P) = \left\{ \frac{N}{2} \text{ Elemen pertama dari } X^+(P), \text{Ascending} \right\} \quad (2.4)$$

$$ref^-(P) = \left\{ \frac{N}{2} \text{ Elemen pertama dari } X^-(P), \text{Ascending} \right\}$$

2.2.2 Tahap Pengenalan Citra Wajah

Ketika melakukan deteksi wajah, citra wajah yang baru akan dibandingkan dengan model. Setiap titik P dilakukan penilaian kemiripan. Titik P digolongkan sebagai *background* ketika intensitasnya normal (Umumnya lebih tinggi dari pada titik referensi positif dan lebih rendah daripada titik referensi negatif). Sebaliknya, P dianggap sebagai *foreground* ketika intensitasnya tidak normal (Umumnya lebih rendah dari pada titik referensi positif dan lebih tinggi dari pada titik referensi negatif).

Tahap pengenalan citra wajah dengan model GAP yang telah dibuat adalah sebagai berikut:

1. Menentukan tanda perbedaan intensitas (M_k). Pada setiap perbedaan hubungan intensitas P dengan setiap titik referensinya, yang dijelaskan pada Persamaan 2.5:

$$M_k(P, Q) := \begin{cases} +1, Q_n \in \text{ref}^+(P) \\ -1, Q_n \in \text{ref}^-(P) \end{cases} \quad (2.5)$$

2. Menentukan perbedaan intensitas antar titik. Kemudian $E_k(P, Q_n)$ diterapkan untuk menentukan tanda perbedaan hubungan intensitas seperti pada Persamaan 2.6:

$$E_k(P, Q_n^\pm) = \frac{1}{2} \left| M_k(P, Q_n^\pm) + \text{sign}(I(P) - I(Q_n^\pm)) \right| \quad (2.6)$$

3. Menghitung proporsi (C^+ , C^-). Untuk setiap $C^+(P)$ dan $C^-(P)$ tanda perbedaan intensitas dari P dan Q_n^+ , Q_n^- , juga menentukan probabilitas bahwa P adalah *subject* dengan persamaan (2.7):

$$C_k^\pm(P) = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=1}^N E_k(P, Q_n^\pm) \right) \quad (2.7)$$

4. Menilai nilai kemiripan $V_k(P)$. Dengan menggunakan *threshold* C_R , nilai $V_k(P)$, didapatkan untuk memutuskan apakah P termasuk bagian dari *subject* atau tidak. Ketika C_k^+ dan C_k^- lebih besar daripada C_R , P dianggap sebagai *subject*. Apabila $V_k(P) = 1$, P adalah *subject*. Apabila $V_k(P) = 0$, P bukanlah *subject*, dengan Persamaan 2.8:

$$v_k(P) = \frac{1}{4} (\text{sign}(C_k^+(P) - C_R) + 1) (\text{sign}(C_k^-(P) - C_R) + 1) \quad (2.8)$$

5. Menghitung total nilai kemiripan (V_k). Untuk setiap piksel dalam $U \times V$ dimensi, nilai kemiripan $V_k(P_{UV})$ didefinisikan sebagai Persamaan 2.9:

$$V_k = \frac{1}{UV} \left(\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V v_k(P_{uv}) \right) \quad (2.9)$$

6. Menggolongkan berdasarkan nilai kemiripan. Setiap *subject* k^* dengan nilai kemiripan tertinggi akan dianggap sebagai *subject* tersebut.

$$k^* = \arg \max_{k \in \{1, K\}} \{V_k\} \quad (2.10)$$

2.3 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah statistik pengenalan yang menyimpan informasi mengenai prediksi kelas dan kelas asli. *Confusion matrix* banyak digunakan untuk menguji performa dari suatu metode klasifikasi [20].

Dari *confusion matrix* bisa didapatkan berbagai informasi mengenai performa Algoritma Pengenalan, salah satunya akurasi. Akurasi adalah jumlah total data yang prediksi kelas hasil klasifikasinya sesuai dengan data *ground truth*. Rumus perhitungan dari akurasi ditunjukkan pada Persamaan 2.11:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (2.11)$$

	P' (Predicted)	n' (Predicted)
P (Actual)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
n (Actual)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Gambar 2.3 *Confusion Matrix* berdasar Area

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab analisis dan perancangan berisi analisis kebutuhan dan perancangan aplikasi yang akan dibangun. Tahap analisis membahas mengenai analisis kebutuhan yang menjadi dasar dari tahap perancangan.

3.1 Tahap Analisis

Tahap analisis mendefinisikan kebutuhan yang akan dipenuhi dalam pembangunan aplikasi pengenalan citra wajah manusia menggunakan fitur GAP. Selain itu dijelaskan pula alasan pengerjaan masing-masing tahap pada tugas akhir ini.

3.1.1 Deskripsi Umum

Pada tugas akhir ini dibangun aplikasi untuk melakukan pengenalan wajah menggunakan fitur GAP. Data masukan yang digunakan adalah citra digital wajah manusia. Data keluaran dari aplikasi adalah pengenalan citra wajah manusia.

Aplikasi ini diharapkan dapat digunakan untuk membantu peneliti mengenali citra wajah manusia citra wajah manusia lainnya berdasarkan hubungan antartitik piksel masing-masing citra yang memiliki variasi *illumination* yang berbeda beda.

3.1.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem

Pada aplikasi pengenalan citra wajah manusia menggunakan fitur GAP dibutuhkan beberapa tahapan untuk mendapatkan pengenalan yang baik. Tahapan tersebut antara lain:

1. Penentuan *Target point*

Penentuan *Target point* dilakukan untuk mendapatkan titik *Target* yang nantinya akan dijadikan model dari *subject* tersebut.

2. Pencarian titik referensi

Pencarian titik referensi dilakukan untuk mendapatkan titik titik yang memiliki nilai perbedaan intensitas dengan setiap *Target point* yang stabil pada setiap *subject*.

3. Pengenalan

Pengenalan dilakukan untuk mengenali data berdasarkan nilai kemiripan dengan model yang telah dibuat.

3.1.3 Analisis Permasalahan

Dalam pengidentifikasian citra wajah manusia dibutuhkan analisa dengan fitur GAP untuk menghindari perbedaan intensitas citra dikarenakan *illumination* yang bervariasi. Maka dari itu dibutuhkan pencarian *Target* dan titik referensi dari masing-masing *subject* yang bisa mewakili nilai kestabilan perbedaan intensitas antar piksel masing-masing model GAP tiap *subject*.

Untuk mencapai hasil pengenalan yang akurat, terdapat beberapa permasalahan yang dapat menurunkan akurasi pengenalan. Permasalahan-permasalahan tersebut dijelaskan sebagai berikut:

3.1.3.1 Analisis Permasalahan *Ekstraksi fitur GAP*

Dalam citra wajah manusia, perbedaan *illumination* dapat mempengaruhi jumlah titik *Target* yang layak disebut sebagai titik *Target* model GAP. Diperlukan variasi *illumination* yang mewakili semua *illumination* pada data citra latih. Semakin variatif *illumination* yang digunakan untuk data latih, semakin banyak titik *Target* yang didapat. Dengan demikian, semakin kuat model yang dibentuk untuk setiap *subject* yang telah disiapkan.

3.1.3.2 Analisis Permasalahan Pengenalan Wajah

Pengenalan diperlukan untuk mengenali sebuah citra masukan ke dalam kategori *subject* yang mana. Untuk pendekatan Analisa digunakan metode Pengenalan wajah berbasis GAP. Metode ini digunakan karena dalam paper rujukan, penulis membuat metode pengenalan wajah berbasis GAP. Satu citra input akan dibandingkan dengan setiap model yang telah dibangun. Nilai tertinggi dari masing-masing model akan menentukan bahwa citra tersebut dianggap sebagai citra *subject* ke-*k*.

3.2 Tahap Perancangan

Tahap perancangan dilakukan untuk merancang proses secara keseluruhan berdasarkan fungsionalitas dan kebutuhan dari aplikasi pengenalan wajah dengan fitur GAP.

3.2.1 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan untuk menggambarkan proses secara keseluruhan dari aplikasi pengenalan wajah dengan fitur GAP[17]. Untuk menggunakan aplikasi ini diperlukan citra wajah manusia dalam bentuk digital untuk menjadi masukan aplikasi ini.

Sistem pengenalan pada tugas akhir ini memiliki tiga proses utama. Proses pertama adalah ekstraksi wajah menggunakan fitur GAP. Proses kedua adalah pembuatan model setiap *subject*. Proses ketiga adalah pengenalan seperti yang terdapat pada Gambar 3.1 Diagram Alir Sistem.

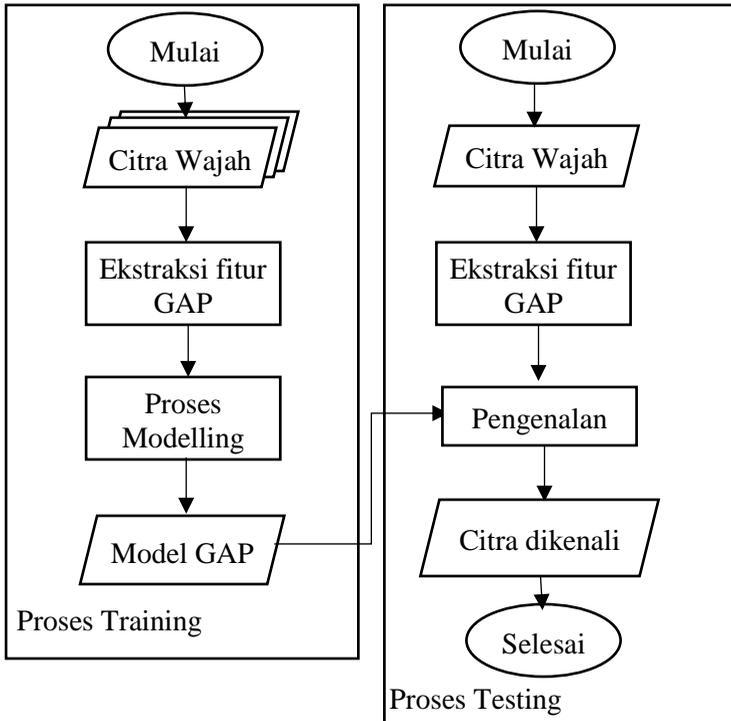
Citra digital wajah manusia didapat dari dataset yang disediakan oleh suatu laboratorium pada halaman internet [19]. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur GAP yang sesuai dengan *paper* rujukan.

Tahapan ekstraksi fitur GAP[15] dilakukan untuk mendapatkan titik titik referensi dan titik *Target* setiap *subject*. Kemudian, hubungan antara *Target* dan titik referensi yang dinilai stabil akan disimpan dalam *array*. Dalam tahap ekstraksi fitur GAP, model GAP setiap *subject* juga akan terbentuk.

Tahapan pengenalan dilakukan dengan metode pengalan GAP[17]. Penilaian kemiripan dilakukan dengan menilih intensitas tiap *Target* dan referensi pada setiap model yang telah dibangun.

3.2.2 Perancangan Data

Perancangan data dilakukan untuk memastikan pengoperasian aplikasi berjalan dengan benar. Data masukan (*input*) adalah data yang diperlukan dalam pengoperasian aplikasi dan data keluaran (*output*) adalah data yang akan digunakan oleh pengguna.



Gambar 3.1 Diagram Alir Sistem

Data masukan adalah data yang diproses oleh aplikasi pengenalan citra wajah manusia dengan fitur GAP. Data yang digunakan sebagai masukan adalah citra digital wajah manusia. Berikut adalah contoh gambar masukan seperti yang ada pada Gambar 3.2.

Data keluaran aplikasi pengenalan wajah merupakan pengenalan wajah manusia tersebut berdasarkan *subject* yang telah memiliki label sesuai dengan basis data.



Gambar 3.2 Contoh citra masukan

3.2.2.1 Penjelasan Dataset

Data yang digunakan dalam Tugas akhir ini adalah Extended Yale Face B (EYB)[19]. EYB adalah sebuah dataset wajah manusia yang dipublikasikan secara umum di Internet. Dataset berisi 38 orang, dan setiap orang memiliki sekitar 64 *frontal view* dengan berbagai macam pencahayaan. Semua citra didapatkan dengan penyelarasan, pemotongan, dan pengaturan citra dengan ukuran 168 x 192 piksel secara manual. Contoh dataset EYB adalah pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Contoh dataset EYB

3.2.2.2 Pembagian Data latih dan Data *testing*

Dalam Tugas akhir ini disediakan 3 Subset data. Subset 1 [17] berisikan 760 citra yang terdiri dari 20 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang berbeda-



Gambar 3.4 Contoh Subset 1 (*subject 1*)

beda pada basis data. Nantinya data dari Subset 1 akan digunakan sebagai data latih. Subset 1 didapatkan dengan cara mengurutkan intensitas gambar dengan rata-rata intensitas terendah hingga tertinggi. Kemudian, didapatkan 7 gambar dengan pola gambar ke- $n + 3$ dari citra dengan intensitas paling rendah, pola gambar ke- $n - 3$ dari citra dengan intensitas paling tinggi, dan 6 citra dari tengah rata-rata dengan pola gambar ke- $n + 3$ dan gambar ke- $n - 3$. Contoh Subset 1 dapat divisualisasikan seperti Gambar 3.4.

Subset 2 berisikan 312 citra yang terdiri dari 9 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang relatif lebih terang. Subset 2 didapatkan dengan cara mengurutkan intensitas gambar dengan rata-rata intensitas terendah hingga

tertinggi. Kemudian, didapatkan 9 gambar dengan pola gambar ke- $n - 3 - 1$ dari citra dengan intensitas paling tinggi. Subset 3 berisikan 312 citra yang terdiri dari 9 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang relatif lebih gelap. Subset 3 didapatkan dengan cara mengurutkan intensitas gambar dengan rata-rata intensitas terendah hingga tertinggi. Kemudian, didapatkan 9 gambar dengan pola gambar ke- $n - 3 - 1$ dari citra dengan intensitas median. Nantinya data dari Subset 2 dan 3 akan digunakan sebagai data *testing*. Contoh Subset 2 dan 3 dapat digambarkan seperti Gambar 3.5 dan 3.6.



Gambar 3.5 Contoh Subset 2 (*subject* 1)

3.2.3 Perancangan Proses

Perancangan proses dilakukan untuk memberikan gambaran mengenai setiap proses yang terdapat pada aplikasi pengenalan wajah manusia.



Gambar 3.6 Contoh Subset 3 (*subject 1*)



(a)

(b)

(c)

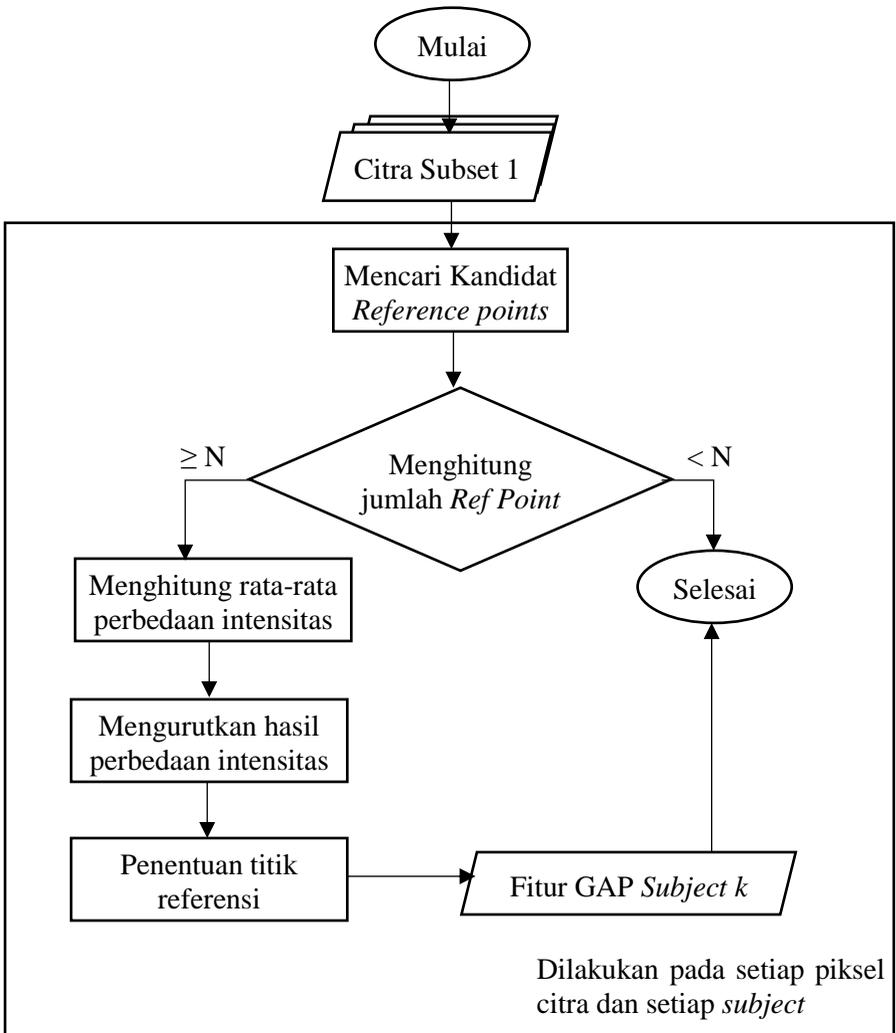
Gambar 3.7 (a) Visualisasi fitur GAP *subject 1* terhadap salah satu citra *subject 1*, (b) Visualisasi fitur GAP *subject 2* terhadap salah satu citra *subject 1*, (c) Visualisasi fitur GAP *subject 3* terhadap salah satu citra *subject 1*

3.2.3.1 Ekstraksi Fitur GAP

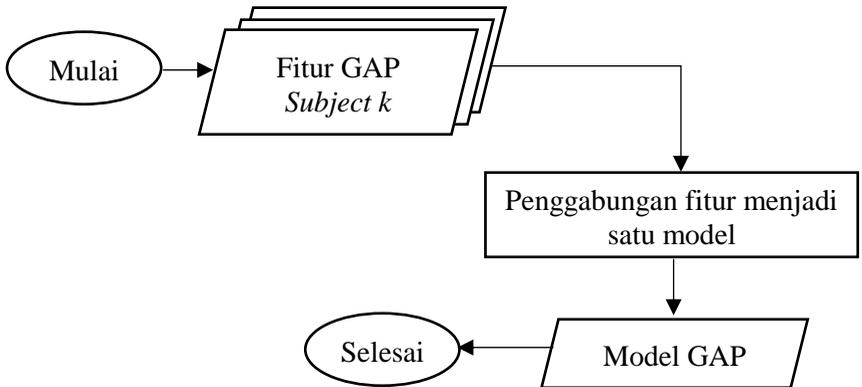
Ekstraksi fitur GAP[15] dilakukan menggunakan data citra wajah manusia pada Subset 1. Kumpulan data input tersebut dilakukan pencaarian titik *Target* (P) dan titik referensi (Q) untuk setiap P . Pertama menentukan nilai N (jumlah titik referensi tiap *Target*). Pada setiap calon titik P , setiap *subject* dilakukan pencarian kandidat titik referensi. Satu titik P dibandingkan dengan seluruh piksel yang ada. Apabila rata-rata pasangan titik (P, Q_n) bernilai lebih dari W_G dan W_P , maka titik tersebut akan dianggap sebagai kandidat titik referensi untuk titik P . Apabila titik P memiliki kurang dari N titik kandidat, maka titik tersebut bukan titik P . Setelah kandidat ditemukan, dilakukan perhitungan rata-rata perbedaan intensitas titik P dengan masing-masing kandidat. Kemudian setiap rata-rata tersebut diurutkan dengan urutan lebih kecil daripada ($<$). Kemudian, N pertama hasil pengurutan adalah lokasi titik Q setiap P . Dengan demikian untuk setiap titik P memiliki N titik Q . Hasil ekstraksi fitur GAP berupa matriks 3 dimensi ($8 \times 192 \times 168$). Dimensi ke 1 berisikan N titik referensi untuk tiap titik P , dimensi ke 2 dan ke 3 berisikan lokasi titik *Target* P berdasarkan koordinat x dan y . Sebagai contoh implementasi fitur dari model ke k untuk salah satu citra divisualisasikan seperti Gambar 3.7. Kemudian, tahapan tersebut dapat dijelaskan seperti Gambar 3.8 Diagram alir ekstraksi fitur GAP.

3.2.3.2 Proses Pemodelan

Proses pemodelan[15] dilakukan dengan cara menggabungkan semua fitur GAP masing-masing *subject* menjadi satu model GAP secara menyeluruh. Hal ini dilakukan dengan cara menambahkan dimensi pada matriks fitur GAP hingga menjadi matriks 4 dimensi. Dimensi 1 berisikan fitur untuk *subject* ke k , dimensi ke 2 berisikan N titik referensi untuk tiap titik P , dimensi ke 3 dan ke 4 berisikan lokasi titik *Target* P berdasarkan koordinat x dan y . Untuk lebih jelasnya, dapat digambarkan dengan diagram alir seperti pada Gambar 3.9.



Gambar 3.8 Diagram alir ekstraksi fitur GAP

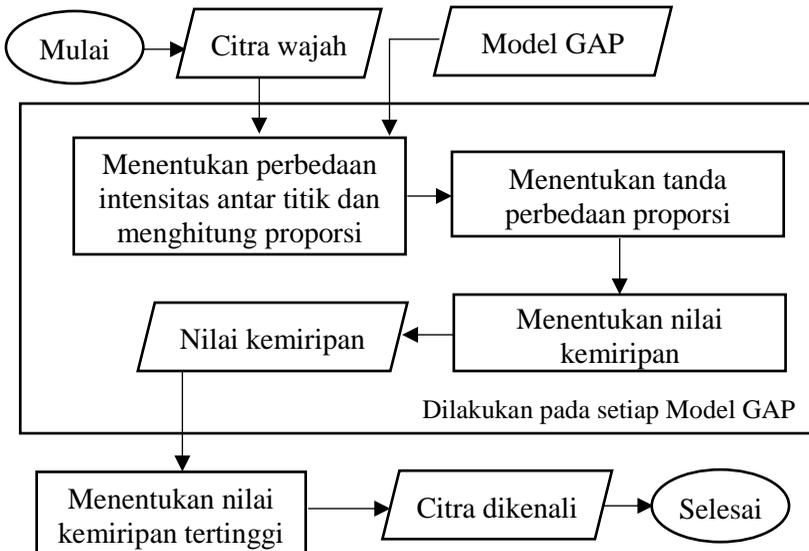


Gambar 3.9 Diagram Alir Pemodelan

3.2.3.3 Pengenalan Wajah

Proses pengenalan wajah[17] manusia adalah tahapan terakhir dari aplikasi ini. Dari model fitur GAP yang telah diekstraksi sebelumnya dapat dilakukan proses pengenalan. Metode pengenalan wajah yang digunakan adalah metode penilaian kemiripan dengan Persamaan 2.10. Pada setiap titik *Target* masing masing model akan dilakukan penggolongan tanda perbedaan intensitas. Apabila titik referensi yang dimaksud adalah Ref^+ , maka akan dinilai +1, sedangkan apabila yang dimaksud adalah Ref^- maka akan dinilai -1. Kemudian diambil tanda dari penjumlahan perbedaan intensitas pada antar pasangan titik (*Target* – referensi) yang ada pada model. Kedua tanda tersebut akan diakumulasikan sebanyak N , jumlah titik referensi. Kemudian dilakukan penilaian terhadap semua pasangan titik yang ada pada suatu model. Setelah citra mendapat nilai dari setiap model, nilai tersebut akan dibandingkan dengan nilai pada setiap model yang telah dinilai sebelumnya. Setiap model akan memiliki hasil kemiripan yang berbeda. Nantinya nilai kemiripan tertinggi menandakan bahwa citra latih adalah *subject* ke k .

Terdapat modifikasi pada algoritma pengenalan. Pada tahap menentukan nilai kemiripan mengimplementasikan Persamaan 2.9. Pada tugas akhir kali ini, Persamaan 2.9 diubah menjadi $V_k = \frac{1}{\text{jumlah titik } P} (\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V v_k(p_{uv}))$. Secara ringkas, proses pengenalan dijelaskan pada Gambar 3.10 diagram Alir pengenalan.



Gambar 3.10 Diagram Alir pengenalan wajah

BAB IV IMPLEMENTASI

Pada bab ini diuraikan mengenai implementasi perangkat lunak dari rancangan metode yang telah dibahas pada Bab III meliputi kode program dalam perangkat lunak. Selain itu, implementasi dari tiap proses, parameter masukan, keluaran, dan beberapa keterangan yang berhubungan dengan program juga dijelaskan.

4.1 Lingkungan Implementasi

Objek citra yang akan diolah pada implementasi tugas akhir ini adalah sebuah citra *digital* wajah manusia dengan tipe gambar *Portable Grayscale Format* (PGM).

Dalam implementasi algoritma tersebut, digunakan perangkat-perangkat sebagai berikut:

4.1.1 Perangkat Keras

Lingkungan implementasi pada tugas akhir ini adalah sebuah *personal computer* (PC). Perangkat PC yang digunakan adalah tipe desktop *mini tower* bertipe DELL INSPIRON 3668 dengan sebuah layar monitor.

Spesifikasi dari PC yang digunakan pada tugas akhir ini adalah: memiliki prosesor Intel Core i5-7400 dengan kecepatan 3,0 GHz dan *Random Access Memory* (RAM) untuk proses menjalankan program sebesar 8,00 GB.

4.1.2 Perangkat Lunak

Lingkungan implementasi pada tugas akhir ini adalah sebuah *personal computer* (PC). Spesifikasi PC dari sisi perangkat lunak menggunakan *Matlab* 2017.

Selain itu, pada tugas akhir ini dalam melakukan pengolahan angka didukung dengan *software Microsoft Excel*.

4.2 Implementasi Tahap Ekstraksi fitur GAP

Tahap ekstraksi fitur GAP mengambil semua titik piksel yang terdapat dalam sebuah citra wajah tersebut. Penjelasan dari masing masing tahapan tersebut adalah sebagai berikut:

4.2.1 Pencarian kandidat titik referensi

Tahap ini mengambil setiap piksel dalam citra. Setiap piksel (P) akan dilakukan pencarian kandidat. Terdapat variabel arr_imgS1 yang berisikan kumpulan citra Subset 1 yang telah disiapkan. Variabel $train_img$ berisikan nilai berapa banyak jumlah citra latih. Variabel $PrPlus$ dan $PrMin$ adalah variabel yang mengakumulasi nilai Pr^+ dan Pr^- seperti Persamaan 2.1. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.1.

1	<code>for k=1:first_dim</code>
2	<code> for l=1:second_dim</code>
3	<code> PrPlus = 0;</code>
4	<code> PrMin = 0;</code>
5	<code> for g=1:train_img</code>
6	<code> if ((arr_imgS1(sub,g,a,b)-</code> <code> arr_imgS1(sub,g,k,l)) >= Wg)</code>
7	<code> PrPlus = PrPlus+1;</code>
11	<code> end</code>
12	<code> end</code>
13	<code> . . .</code>
14	<code> if((PrPlus/train_img) >= Wp)</code>
15	<code> Qplus_itt = Qplus_itt+1;</code>
16	<code> arr_plus (k,l) = PrPlus/train_img;</code>
17	<code> else</code>
18	<code> arr_plus (k,l) = 0;</code>
19	<code> end</code>
26	<code> . . .</code>
27	<code> end</code>
28	<code>end</code>

Kode Sumber 4.1 Implementasi Pencarian kandidat titik referensi

Pada tahap ini dibuat array (arr_plus , arr_min) yang menampung nilai probabilitas Persamaan 2.2.

Kemudian dilakukan pengecekan jumlah titik referensi yang didapat. Variabel Q_{plus_itt} dan Q_{min_itt} , digunakan untuk menentukan jumlah tersebut. Apabila titik P tidak memiliki titik referensi sesuai dengan jumlah N , maka titik P tidak dianggap sebagai *Target*.

1	<code>if Qplus_itt < N/2 Qmin_itt < N/2</code>
2	<code>error = error+1;</code>
3	<code>isP = false;</code>
4	<code>end</code>

Kode Sumber 4.2 Menentukan kelayakan Target Point

4.2.2 Menghitung rata-rata perbedaan pasangan titik

Tahap ini mengambil piksel yang telah dipilih sebagai titik *Target* dan titik referensi pada citra latih untuk dilakukan perhitungan. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.3.

1	<code>for k=1:first_dim</code>
2	<code>for l=1:second_dim</code>
3	<code>if arr_plus(k,l) == 0</code>
4	<code>continue;</code>
5	<code>else</code>
6	<code>temp_mean = 0;</code>
7	<code>for g=1:train_img</code>
8	<code>temp_mean = temp_mean +</code> <code>(arr_imgSl(sub,g,a,b) - arr_imgSl(sub, g, k,</code> <code>l));</code>
9	<code>end</code>
10	
11	<code>DPlus_itt = DPlus_itt + 1;</code>
12	<code>arr_valPlus_mean(DPlus_itt) =</code> <code>temp_mean/train_img;</code>
13	<code>arr_DPlus(k,l) = temp_mean/train_img;</code>
14	<code>end</code>
15	<code>end</code>
16	<code>end</code>

Kode Sumber 4.3 Menghitung rata-rata perbedaan pasangan titik

4.2.3 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas

Tahap ini mengurutkan hasil rata-rata perbedaan intensitas tahap sebelumnya yang disimpan sebagai variabel (*arr_valMin_mean*, dan *arr_valPlus_mean*). Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.4.

1	<code>arr_sortedDplus = sort(arr_valPlus_mean, 'ascend')</code>
2	<code>arr_sortedDmin = sort(arr_valMin_mean, 'ascend')</code>

Kode Sumber 4.4 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas

4.2.4 Penentuan Titik referensi

Setelah mendapatkan rata-rata perbedaan intensitas secara terurut *ascending*, maka pada didapatkan lokasi titik *Q*. Array yang sebelumnya digunakan untuk mencatat nilai rata-rata perbedaan intensitas digunakan sebagai penunjuk lokasi titik *Q*. pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.4.

1	<code>for n=1:N/2</code>
2	<code> found = false;</code>
3	<code> for k=1:first_dim</code>
4	<code> if(found)</code>
5	<code> break;</code>
6	<code> end</code>
7	<code> for l=1:second_dim</code>
8	<code> if(found)</code>
9	<code> break;</code>
10	<code> end</code>
11	<code> if(arr_DMin(k,l)==arr_sortedDmin(n))</code>
12	<code> arr_DMin(k,l) = 0;</code>
13	<code> arr_RefMinA_V4(sub,n,a,b) = k;</code>
14	<code> arr_RefMinB_V4(sub,n,a,b) = l;</code>
15	<code> found = true;</code>
16	<code> break;</code>
17	<code> end</code>
18	<code> end</code>
19	<code>end</code>
20	<code>end</code>

Kode Sumber 4.5 Mengurutkan rata-rata perbedaan intensitas

4.3 Implementasi tahap Pemodelan

Tahap pemodelan adalah tahap dimana setelah setiap subject memiliki matriks fitur GAP, matriks tersebut dijadikan sebuah model. Keluaran dari tahap pemodelan adalah matriks 4 dimensi. Terdapat 4 buah matriks yang digunakan untuk menampung variabel model, yaitu *arr_RefMinA_V4*, *arr_RefMinB_V4*, *arr_RevPlusA_V4*, *arr_RefPlusB_V4*. Variabel *a* dan *b* adalah sumbu *x* dan *y* dalam matriks citra. *Sub* adalah variabel penunjuk model untuk *subject* ke *k*. *N* adalah variabel jumlah titik yang menjadi titik referensi.

13	<i>arr_RefMinA_V4(sub,n,a,b) = k;</i>
14	<i>arr_RefMinB_V4(sub,n,a,b) = l;</i>
13	<i>arr_RefPlusA_V4(sub,n,a,b) = k;</i>
14	<i>arr_RefPlusB_V4(sub,n,a,b) = l;</i>

Kode Sumber 4.6 Menggabungkan matriks fitur menjadi model

4.4 Implementasi Pengenalan Wajah

Tahap pengenalan pada tugas akhir ini dilakukan dengan metode *pengenalan wajah* yang tertulis dalam *paper* rujukan. Dalam proses ekstraksi fitur, terdapat variabel model yang berbentuk matriks 4 dimensi, yaitu *arr_RefMinA_V4*, *arr_RefMinB_V4*, *arr_RevPlusA_V4*, *arr_RefPlusB_V4*. *Img_p* adalah citra *testing*. Titik *a* dan *b* adalah sumbu *x* dan *y* dalam vector citra. *Sub_itt* adalah variabel penunjuk model untuk *subject* ke *k*. *N* adalah variabel jumlah titik yang menjadi titik referensi.

Tahap pengenalan meliputi beberapa tahap. Dalam tahap pengenalan, penulis menuliskan *pseudo-code* yang dapat mempermudah saya dalam menyusun aplikasi tersebut. Penjelasan dari masing masing tahapan tersebut adalah sebagai berikut:

4.4.1 Menentukan Tanda perbedaan Intensitas

Untuk setiap perbedaan hubungan intensitas *P* dengan setiap titik referensinya. Pada tahap ini, *sign_plus* adalah variabel sementara yang menentukan apakah tanda perbedaan antar titik

adalah +1, -1, atau 0. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.5.

1	<code>If(img_p(a,b) - img_p(arr_RefPlusA_V4(sub_itt,n,a,b),arr_RefPlusB _V4(sub_itt,n,a,b)) == 0)</code>
2	<code>sign_plus = 0;</code>
3	<code>else if (img_p(a,b) - img_p(arr_RefPlusA_V4(sub_itt,n,a,b),arr_RefPlusB _V4(sub_itt,n,a,b)) < 0)</code>
4	<code>sign_plus = -1;</code>
5	<code>else</code>
6	<code>sign_plus = +1;</code>
7	<code>end</code>
8	<code>end</code>

Kode Sumber 4.6 Menentukan Tanda perbedaan Intensitas

4.4.2 Menentukan perbedaan intenitas antar titik dan menghitung proporsi

Kemudian $E_k(P, Q_n)$ diterapkan untuk menentukan tanda pada titik P . Untuk setiap $C^+(P)$ dan $C^-(P)$ tanda perbedaan intensitas dari P dan Q_n^+ , Q_n^- juga menentukan probabilitas bahwa P adalah *subject*. Variabel c_plus adalah variabel yang diakumulasikan sebanyak n kali. Variabel num, adalah total jumlah titik titik referensi Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.6 dan 2.7.

1	<code>c_plus = c_plus + (1/num*2) * (1/2 * abs(+1 + sign_plus))</code>
2	<code>c_min = c_min + (1/num*2) * (1/2 * abs(-1 + sign_min))</code>

Kode Sumber 4.7 Menentukan Tanda perbedaan Intensitas

4.4.3 Menentukan tanda perbedaan proporsi

Dengan threshold C_R , proporsi C^+ dan C^- dilakukan pengurangan. Dari pengurangan tersebut hanya diambil tandanya saja. Digunakan variabel $sign_c_plus$ dan $sign_c_min$ untk menjadi variabel sementara yang menentukan apakah $(C^+ - C_R)$

bernilai +1, -1, 0. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.8.

<code>if c plus-Cr == 0</code>
<code> sign c plus = 0;</code>
<code>else if c plus - Cr > 0</code>
<code> sign c plus = +1;</code>
<code>else</code>
<code> sign c plus = -1;</code>
<code>end</code>
<code>end</code>

Kode Sumber 4.8 Menentukan tanda perbedaan proporsi

4.4.4 Menentukan nilai kemiripan

Nilai $V_k(P)$, didapatkan untuk memutuskan apakah P termasuk bagian dari *subject* atau tidak. Ketika C_k^+ dan C_k^- lebih besar daripada C_R , P dianggap sebagai *subject*. Apabila $V_k(P) = 1$, P adalah *subject*. Apabila $V_k(P) = 0$, P bukanlah *subject*. Variabel per_sub_p , adalah jumlah titik *Target* pada *subject* ke sub_itt . Nilai V_k diakumulasikan pada seluruh titik *Target*. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.8 dan 2.9:

1	<code>Vk(sub_itt) =</code> <code>Vk(sub_itt)+(1/(per_sub_p(sub_itt)))*1/4*(sign_c_</code> <code>plus +1)*(sign_c_min +1)</code>
---	---

Kode Sumber 4.9 Menentukan nilai kemiripan

4.4.5 Menggolongkan berdasarkan nilai kemiripan

Setiap *subject* k^* (*subject testing*) dengan nilai kemiripan tertinggi akan dianggap sebagai *subject* tersebut. Variabel val berisikan nilai tertinggi, sedangkan variabel $k_subject$ berisikan nilai val berada pada indeks ke berapa. Pada tahap ini mengimplementasikan Persamaan 2.10:

1	<code>[val, k_subject] = max(Vk)</code>
---	---

Kode Sumber 4.10 Menggolongkan berdasarkan nilai kemiripan

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB V

UJI COBA DAN EVALUASI

Dalam bab ini dibahas mengenai hasil uji coba sistem yang telah dirancang dan dibuat. Uji coba dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem dengan lingkungan uji coba yang telah ditentukan.

5.1 Lingkungan Uji Coba

Lingkungan uji coba pada tugas akhir ini adalah sebuah *personal computer* (PC). Spesifikasi PC dari sisi perangkat keras adalah memiliki prosesor Intel Core i5-7400 dengan kecepatan 3,0 GHz dan memori untuk proses sebesar 8,00 GB. PC yang digunakan memiliki sistem operasi Windows 10.

Pada sisi perangkat lunak, uji coba pada tugas akhir ini dilakukan dengan menggunakan *Matlab* versi 2017.

5.2 Data Uji Coba

Data uji coba yang digunakan sebagai masukan adalah citra wajah manusia. Total citra yang digunakan adalah 1.384 citra (Subset 1, Subset 2, dan Subset 3) dengan ukuran 192 x 168 piksel. Subset 1 berisikan 760 citra yang terdiri dari 20 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang berbeda-beda pada basis data. Nantinya data dari Subset 1 akan digunakan sebagai data latih. Subset 2 berisikan 312 citra yang terdiri dari 9 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang relatif lebih terang. Subset 3 berisikan 312 citra yang terdiri dari 9 citra wajah manusia dari masing-masing *subject* dengan pencahayaan yang relatif lebih gelap.

Untuk menguji kebenaran dari hasil pengenalan, dilakukan pengelompokan Subset citra sesuai dengan paper rujukan. Dengan bantuan *confusion matrix*, maka nilai akurasi dapat dijadikan sebagai acuan nilai kebenaran.

Uji coba dilakukan untuk mengetahui nilai parameter yang tepat untuk digunakan pada proses pengenalan. Nilai parameter yang tepat penting untuk diketahui karena penggunaan parameter

yang tepat memberikan hasil yang terbaik pada keluaran tiap proses.

Skenario pengujian terdiri dari tiga macam yaitu:

1. Uji coba penentuan parameter W_G pada Ekstraksi fitur GAP
2. Uji coba penentuan parameter W_P pada Ekstraksi fitur GAP
3. Uji coba penentuan parameter C_R pada Algoritma Pengenalan

5.3 Uji Coba Penentuan Parameter W_G pada ekstraksi fitur GAP

Pada parameter ini diuji cobakan *threshold* W_G . W_G berguna untuk menentukan nilai ideal fluktuasi lingkungan atau toleransi *noise*. Apabila W_G bernilai rendah, model akan *over-sensitive* karena setiap *noise* akan dianggap sebagai *foreground*. Sebaliknya apabila W_G bernilai tinggi, model tidak akan sensitive dan beberapa *foreground* akan dianggap sebagai *background*. Nilai W_G berkisar antara $(0 > W_G \geq \infty)$. Hal ini dikarenakan menurut Persamaan 2.2, W_G seharusnya bernilai lebih dari 0 hingga tak terhingga.

Nilai parameter W_G yang digunakan berkisar antara 1 sampai 10. Sedangkan nilai parameter Sebelum menemukan nilai W_G yang sesuai, nilai W_P diberi nilai 0,9 (saran dari *paper* rujukan). Untuk menentukan akurasi digunakan variabel *threshold* C_R yang bernilai 0. Kemudian akan dilakukan perbandingan jumlah rata-rata titik yang dianggap titik *Target*, dan berapa banyak *subject* yang tidak memiliki titik *Target* sama sekali. Berikut adalah hasil dari percobaan dengan Subset 1 seperti yang terlihat pada Tabel 5.1.

5.4 Uji Coba Penentuan Parameter W_P pada ekstraksi fitur GAP

Pada parameter ini diuji cobakan *threshold* W_P . W_P adalah parameter *threshold* penentu proporsi jumlah citra wajah yang memenuhi Persamaan 2.1. Umumnya W_P bekerja dengan baik dalam lingkungan yang kompleks, tetapi apabila terlalu besar, maka jumlah titik *Target* akan menjadi lebih sedikit, yang akan

Tabel 5.1 Hasil Uji Coba parameter W_G

W_G	Rata-rata jumlah P	<i>Subject</i> tanpa fitur	Akurasi Subset 2	Akurasi Subset 3
1	21.454	0	96,4%	44,7%
2	15.626	0	95,9%	47,9%
3	10.354	0	95,3%	48,8%
4	6.163	0	95,0%	48,2%
5	3.352	1	89,5%	47,1%
6	1.855	5	59,0%	25,7%
7	998	6	22,0%	11,1%
8	523	14	29,0%	15,7%
9	261	18	23,3%	14,6%
10	114	23	14,9%	0,1%

membuat *false-detection*. Parameter ini berguna ketika menentukan *threshold* untuk menentukan pasangan titik *Target* dan referensi dalam proses ekstraksi fitur. Nilai dari W_P adalah berkisar antara $(0,5 > W_P > 1)$ [17].

Setelah mendapatkan nilai W_G optimum ($W_G = 3$), maka akan dilakukan pelatihan kembali dengan nilai W_P yang berbeda antara 0,5 sampai 1. Berikut adalah hasil dari percobaan dengan Subset 2 dan Subset 3. Untuk menentukan akurasi digunakan variabel *threshold* C_R yang bernilai 0. Hasil percobaan terlihat pada Tabel 5.2.

Tabel 5.2 Hasil Uji Coba parameter W_P

W_P	Rata-rata Jumlah P	<i>Subject</i> tanpa fitur	Akurasi Subset 2	Akurasi Subset 3
0.60	30.879	0	34,5%	3,8%
0.70	27.211	0	66,7%	13,7%
0.80	19.066	0	89,7%	28,0%
0.90	10.354	0	95,3%	48,8%

Sedangkan pada hasil pengujian pada setiap kelasnya dimana dilakukan pengenalan wajah, sehingga pengenalan wajah dilakukan pada setiap 9 citra yang masuk pada Subset 2 dan subset 3, sehingga menghasilkan 624 citra akan dikenali sebagai 38 *subject* yang berbeda.

5.5 Uji Coba Penentuan Parameter C_R pada Algoritma Pengenalan

Uji coba ini dilakukan untuk mendapatkan nilai parameter C_R pada algoritma pengenalan wajah yang digunakan pada proses pengenalan. Nilai C_R berpengaruh terhadap akurasi pada algoritma pengenalan tersebut. Pada ujicoba ini dilakukan pada C_R dengan nilai 0, hingga 1. Berikut adalah hasil pengenalan pada masing-masing C_R dengan nilai W_G 3 dan W_P 0,9, pada Subset 2 dan Subset 3. Hasil pengenalan dapat dilihat pada Tabel 5.3.

5.6 Evaluasi

Pada subbab ini akan dijelaskan hasil dari serangkaian uji coba yang dilakukan dan kendala yang dihadapi selama proses pengerjaan. Evaluasi pada tahap pengenalan adalah nilai *parameter* W_G dan W_P pada Ekstraksi fitur GAP. Hasil pengenalannya menunjukkan bahwa Subset 2 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik daripada Subset 3. Hal ini dikarenakan pengaruh pencahayaan citra. Semakin gelap citra, informasi yang terdapat semakin sedikit. Contoh citra yang sulit dikenali dan mudah dikenali terdapat pada Gambar 5.1.

5.6.1 Evaluasi Uji Coba Parameter W_G

Pada uji coba dengan parameter W_G , digunakan rentang W_G 1 sampai dengan 10 dan W_P 0,9. Hal ini dikarenakan menurut paper rujukan W_G yang disarankan adalah 5. W_G pada *testing* Subset 2 berpola menurun ketika menjauhi nilai 1 dan naik ketika mendekati 8 kemudian turun lagi ketika mendekati 10 dengan puncak akurasi. Sedangkan pada *testing* Subset 3 W_G relatif tinggi diantara nilai 1

Tabel 5.3 Uji Coba Penentuan Parameter C_R

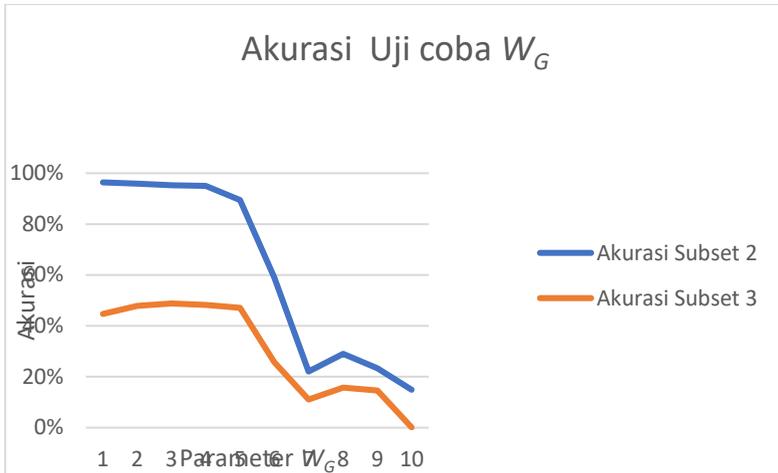
C_R	Akurasi Subset 2	Akurasi Subset 3
0	95,3%	49,1%
0.1	95,3%	49,1%
0.2	95,3%	51,2%
0.3	96,7%	57,0%
0.4	97,8%	59,4%
0.5	97,1%	61,1%
0.6	97,1%	61,7%
0.7	96,8%	63,7%
0.8	97,1%	67,0%
0.9	97,4%	69,3%
1	97,4%	69,3%



Gambar 5.1 (a) Citra yang mudah dikenali, (b) Citra yang sulit dikenali

terbaik pada $W_G = 1$ pada Algoritma Ekstraksi Fitur GAP . sampai 5. Kemudian akurasi relatif menurun hingga mendekati nilai 10. Visualisasi dari data uji coba parameter W_G terdapat pada Gambar 5.2.

Dari hasil diatas disimpulkan bahwa W_G terbaik untuk proses pengalasan pada Subset 2 terdapat pada $W_G = 1$ pada data *testing* dengan angka 96.9% data *testing* dapat dikenali dengan benar pada labelnya. Sedangkan pada subset 3, W_G terbaik untuk proses pengenalan terdapat pada $W_G = 3$ pada data *testing* dengan angka 48,8% data *testing* dapat dikenali dengan benar pada labelnya.



Gambar 5.2 Akurasi W_G dengan $W_P = 0.9$ dan $Cr = 0$.

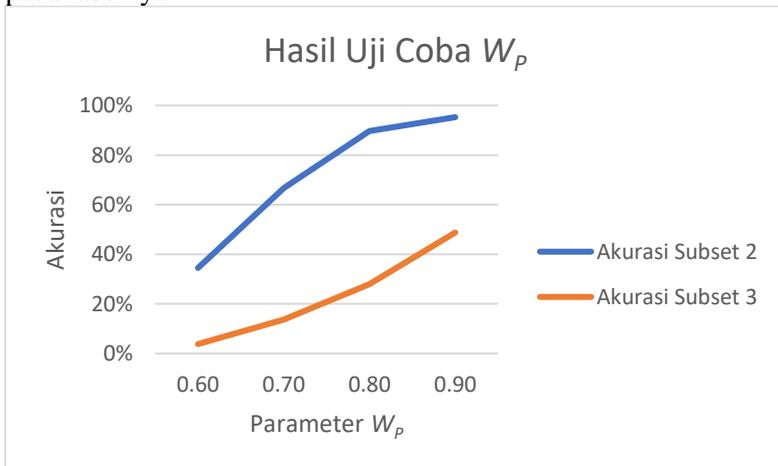
Dengan demikian, akumulasi akurasi tertinggi adalah pada $W_G = 3$. Dapat disimpulkan bahwa $W_G = 3$ adalah parameter W_G terbaik. Akan tetapi yang menjadi permasalahan pada kedua subset adalah ketika melewati $W_G = 5$, akurasi menurun. Kemudian pada $W_G = 7$ akurasi kembali naik. Ketika menjauhi $W_G = 8$, akurasi kembali menurun. Penurunan akurasi diikuti oleh banyaknya *subject* yang tidak memiliki *Target point*.

Menurunnya akurasi untuk W_G lebih dari 5 dikarenakan dataset yang sudah dipotong rapi dengan ukuran 192×168 piksel, posisi ROI untuk setiap citra latih tidak berubah-ubah, dan minimnya *noise* yang terdapat pada citra latih dinilai sangat sedikit, bahkan tidak ada. Dengan kata lain, semakin besar nilai Parameter W_G yang ditetapkan, semakin rendah nilai akurasi yang dihasilkan. Kemudian meningkatnya dan menurunnya akurasi pada W_G lebih dari 7 dikarenakan semakin banyaknya *subject* yang tidak memiliki fitur GAP sama sekali. Dengan demikian, kemungkinan citra *testing* dikenali secara tepat relatif rendah.

5.6.2 Evaluasi Uji Coba Parameter W_P

Pada uji coba dengan parameter W_P , digunakan rentang W_P 0,6 sampai dengan 0,9 dan $W_G = 3$. Hal ini dikarenakan Menurut Paper rujukan rentang nilai W_P adalah lebih besar daripada 0,5 dan lebih kecil daripada 1. W_P pada *testing* Subset 2 berpola naik ketika mendekati 0,9 dengan puncak akurasi terbaik pada $W_P = 0,9$ pada Algoritma Ekstraksi Fitur *GAP*. W_P pada *testing* Subset 3 berpola turun ketika menjauhi 0,6 dan naik ketika mendekati 0,9 dengan puncak akurasi terbaik pada $W_P = 0,9$ pada Algoritma Ekstraksi Fitur *GAP*. Visualisasi data hasil uji coba variabel W_P terdapat pada Gambar 5.3.

Dari hasil uji coba disimpulkan bahwa kombinasi W_G dan W_P terbaik untuk proses pengalan terdapat pada $W_G = 3$ dan $W_P = 0,9$ pada data *testing* dengan angka 95,3% pada Subset 2, dan 48,8% pada Subset 3, jumlah data *testing* dapat dikenali dengan benar pada labelnya.



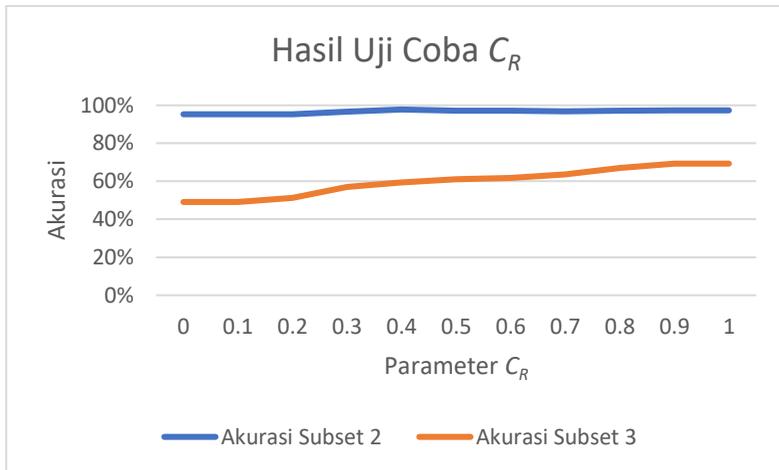
Gambar 5.3 Akurasi W_P dengan $W_G = 2$ dan $Cr = 0$.

Hal ini dikarenakan besarnya proporsi citra yang memenuhi Persamaan 2.1. Dikarenakan terdapat 20 citra latih pada Subset 1, maka pada $W_P = 0,9$ menandakan setidaknya harus ada 18 gambar

pada titik P , dan Q yang sama yang melewati *threshold* W_G . Semakin besar proporsi tersebut, semakin akurat fitur yang terekstraksi.

5.6.3 Evaluasi Uji coba penentuan parameter C_R pada Algoritma Pengenalan

Pada uji coba dengan parameter C_R , digunakan rentang C_R 0 sampai dengan 1 dan $W_G = 3$, $W_P = 0,9$ pada *testing* berpola naik ketika menjauhi nilai 0 pada kedua Subset dengan puncak akurasi terbaik pada $C_R = 1$ pada Algoritma Pengenalan. Visualisasi data hasil uji coba variabel C_R terdapat pada Gambar 5.4.



Gambar 5.4 Nilai V_k dengan $W_G = 2$ dan $W_P = 0,9$

Dari hasil data uji coba tersebut, dapat disimpulkan bahwa nilai C_R terbaik adalah 1. Hal ini dikarenakan semakin tinggi *threshold* yang digunakan, maka nilai toleransi kesalahan semakin kecil. Dengan demikian, nilai akurasi dari Subset 2 maupun Subset 3 lebih tinggi dibandingkan apabila C_R diberi nilai 0.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini membahas mengenai kesimpulan yang dapat diambil dari hasil uji coba yang telah dilakukan sebagai jawaban dari rumusan masalah. Selain itu juga terdapat saran yang ditujukan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

6.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari uji coba dan evaluasi adalah sebagai berikut:

1. Evaluasi pengenalan wajah dengan menggunakan fitur GAP dapat diimplementasikan dengan bantuan *confusion matrix* dengan akurasi pengenalan terbaik ketika $W_G=3$ dan $W_P=0,9$ dengan nilai akurasi adalah 95,3% untuk Subset 2 dan 48,8% untuk subset 3.
2. Pengenalan wajah menggunakan fitur GAP dapat diimplementasikan pada lingkungan *desktop* dengan akurasi pengenalan terbaik ketika $C_R = 1$ dan 0,9 dengan nilai akurasi pengenalan adalah 97,4% untuk Subset 2 dan 69,3% untuk subset 3.
3. Dibandingkan dengan Subset 3, Subset 2 dapat dikenali sistem dengan lebih baik karena pencahayaan citra yang relatif lebih terang.
4. Sistem dapat menghasilkan akurasi terbaik apabila variasi *illumination* citra latih semakin bervariasi, ukuran citra yang sama, minimnya *noise* pada citra, dan pencahayaan citra.

6.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dalam pengujian metode pengenalan citra wajah manusia adalah sebagai berikut:

1. Diperlukan penambahan variasi data untuk mengatasi masalah *overfit* yang teridentifikasi pada dataset Subset 1.
2. Diperlukan teknik pemilihan dataset yang baru untuk mengurangi *subject* tanpa titik *Target* tanpa mengubah syarat pada Subset 1.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, P. Philips, Face recognition: a literature survey, *ACM Computing Surveys* 35 (4)(2003) 399-458.
- [2] X. Zhang, Y. Gao, Face recognition across pose: a review, *Pattern Recognition* 42 (2009) 2876-2896.
- [3] X. Zou, J. Kittler, K. Messer, Illumination invariant face recognition: a survey, in: *IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, 2007, pp. 1-8.
- [4] L. Sirovich, M. Kirby, Low-dimensional procedure for the characterization of human faces, *Journal of the Optical Society of America* 4 (3) (1987) 519–524.
- [5] M. Kirby, L. Sirovich, Application of the Karhunen–Loève procedure for the characterisation of human faces, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12 (1990) 831–835.
- [6] M. Turk, A. Pentland, Eigenfaces for recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience* 3 (1) (1991) 71–86.
- [7] B. Moghaddam, A. Pentland, Face recognition using view-based and modular eigenspaces, in: *Automatic Systems for the Identification of Humans*, SPIE, vol. 2277, 1994.
- [8] A. Pentland, B. Moghaddam, T. Strarner, View-based and modular eigenspaces for face recognition, in: *IEEE Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [9] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 19 (7) (1997) 711–720.
- [10] P. Comon, Independent component analysis—a new concept, *Signal Processing* 36 (1994) 287–314.
- [11] M.S. Bartlett, J.R. Movellan, T.J. Sejnowski, Face recognition by independent component analysis, *IEEE Transactions on Neural Networks* 13 (2002) 1450–1464.
- [12] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikäinen, Face recognition with local binary patterns, in: *European Conference on Computer Vision*, vol. 3021, 2004, pp. 469–481.
- [13] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikäinen, Face description with local binary patterns: application to face recognition, *IEEE Transactions*

- on Pattern Analysis and Machine Intelligence 28 (12) (2006) 2037–2041.
- [14] L. Wiskott, J.M. Fellous, N. Kuiger, C. von der Malsburg, Face recognition by elastic bunch graph matching, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 19 (1997) 775–779.
 - [15] X. Zhao, Y. Satoh, H. Takauji, S. Kaneko, K. Iwata, R. Ozaki, Object detection based on a robust and accurate statistical multi-point-pair model, *Pattern Recognition* 44 (6) (2011) 1296–1311.
 - [16] X. Zhao, Y. Satoh, H. Takauji, S. Kaneko, Robust tracking using particle filter with a hybrid feature, *IEICE Transactions* 95-D (2) (2012) 646–657.
 - [17] X. Zhao, Zaixing He, Shuyou Zhang, Shunichi Kaneko, Yutaka Satoh, Robust face recognition using the GAP feature, *IEEE Transactions on Pattern Recognition* 46 (2013) 2647–2657.
 - [18] “Illumination (image)” [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Illumination_\(image\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Illumination_(image)). [Accessed: 06-Jul-2018].
 - [19] “The Extended Yale Face Basis data B” [Online]. Available: http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleBasis_data/ExtYaleB.html. [Accessed: 05-Feb-2018].
 - [20] “Confusion Matrix.” [Online]. Available: http://www2.cs.uregina.ca/~dbd/cs831/notes/confusion_matrix/confusion_matrix.html. [Accessed: 05-Jul-2018].

LAMPIRAN

A. Jumlah *Target P* setelah Ekstraksi Fitur

Subject No	WG = 1	WG = 2	WG = 3	WG = 4	WG = 5	WG = 6	WG = 7	WG = 8	WG = 9	WG = 10
1	27210	24156	20177	14617	9001	9001	3153	1367	139	0
2	22596	17631	12321	6848	3509	3509	806	150	0	0
3	22475	18466	14433	9057	5894	5894	1460	203	3	0
4	21950	16727	10111	4196	1900	1900	92	0	0	0
5	20423	17028	13797	9222	4596	4596	952	334	51	10
6	22958	18973	14521	9359	4786	4786	1916	1191	664	293
7	21887	17036	12483	7687	3934	3934	536	48	1	0
8	22141	15639	9147	6022	3332	3332	96	0	0	0
9	24888	20555	15325	10731	7651	7651	3869	2360	920	112
10	22356	17571	13229	9809	6347	6347	2110	700	137	6
11	25095	22846	20339	16478	11942	11942	5865	4254	2572	1037
12	27305	24350	20624	15817	11514	11514	6548	4985	3540	1978
13	21971	16877	12630	9392	6709	6709	2749	1597	766	289
14	18418	9554	5772	2906	575	575	32	16	7	4
15	21277	16206	10382	5553	2678	2678	94	27	8	1
16	18665	11194	4757	1967	414	414	1	0	0	0
17	25096	19793	13029	6946	4622	4622	1968	1302	875	538
18	22576	16646	10602	4871	1891	1891	182	75	28	15
19	20813	10111	2291	402	55	55	1	0	0	0
20	21272	15944	8983	4983	2160	2160	6	0	0	0

Subject No	WG = 1	WG = 2	WG = 3	WG = 4	WG = 5	WG = 6	WG = 7	WG = 8	WG = 9	WG = 10
21	24963	21766	16693	10666	7045	7045	2359	618	58	2
22	21888	17654	13564	8727	4148	4148	655	220	50	13
23	22818	16217	9041	3514	1008	1008	0	0	0	0
24	23215	16896	9749	3454	946	946	53	36	15	0
25	23037	17250	11211	6323	3371	3371	502	8	0	0
26	25557	21103	14879	8673	4391	4391	791	211	50	13
27	22074	17930	13025	8203	3954	3954	672	70	0	0
28	17112	11706	7165	4063	2563	2563	350	39	1	0
29	19940	11464	4988	2213	455	455	0	0	0	0
30	18466	12685	7675	4031	1758	1758	3	0	0	0
31	15790	6402	2034	322	0	0	0	0	0	0
32	16341	9756	4756	1505	302	302	113	86	56	39
33	18677	12244	6370	2856	922	922	2	0	0	0
34	21249	13366	8813	4273	719	719	0	0	0	0
35	19014	11394	4945	2169	795	795	8	1	0	0
36	18599	10893	5288	2479	285	285	0	0	0	0
37	19696	9557	4241	1670	170	170	0	0	0	0
38	15451	8805	4053	2205	1052	1052	10	0	0	0

Subject No	WP = 0.6	WP = 0.7	WP = 0.8	WP = 0.9
21	31200	29874	24583	16693
22	31196	27209	20204	13564
23	31433	29267	20002	9041
24	31278	28422	22126	9749
25	30787	27526	20862	11211
26	31317	29254	24866	14879
27	29449	26452	21389	13025
28	30666	25565	14343	7165
29	31822	28377	18043	4988
30	30649	26956	17148	7675
31	28462	19336	6545	2034
32	30153	22990	11598	4756
33	30877	26975	17061	6370
34	29260	26437	19007	8813
35	31311	26639	16997	4945
36	30399	27093	14533	5288
37	28692	21706	12749	4241
38	31102	24365	11370	4053

Subject No	WP = 0.6	WP = 0.7	WP = 0.8	WP = 0.9
1	31588	29307	25788	20177
2	31342	27771	20472	12321
3	31351	28341	20310	14433
4	31216	26715	18499	10111
5	30647	27713	19157	13797
6	31782	29626	22411	14521
7	31579	28935	21077	12483
8	31210	27801	19854	9147
9	30704	27221	22199	15325
10	31296	29356	21308	13229
11	31260	29354	25099	20339
12	31796	31096	27794	20624
13	30775	28330	23324	12630
14	31276	25971	14055	5772
15	31211	29017	21291	10382
16	30638	25347	13511	4757
17	31434	28525	23692	13029
18	31893	30471	23327	10602
19	30554	23582	11040	2291
20	29798	25104	16858	8983

B. Hasil pengenalan setiap *subject* dengan $W_P = 0.9$ pada Subset 2

Subject No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
WG = 1	100%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	100%	100%	100%
WG = 2	100%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	100%	100%
WG = 3	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	100%	100%
WG = 4	89%	100%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	89%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	89%	100%	100%	100%
WG = 5	89%	89%	78%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	67%	89%	78%	89%	100%	78%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
WG = 6	89%	22%	78%	89%	33%	33%	78%	22%	67%	56%	44%	67%	33%	89%	100%	89%	100%	100%	100%	56%	100%
WG = 7	67%	0%	78%	100%	0%	0%	67%	0%	78%	0%	0%	0%	0%	78%	0%	56%	0%	0%	0%	0%	67%
WG = 8	78%	100%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	89%	78%	0%	56%	0%	33%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	89%
WG = 9	0%	0%	89%	0%	100%	89%	44%	0%	100%	0%	67%	33%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	78%
WG = 10	0%	0%	0%	0%	22%	89%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	78%	100%	44%	0%	0%	0%	0%	0%	44%

	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
	100%	100%	89%	89%	89%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	100%	100%
	100%	100%	89%	89%	89%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	100%	100%
	100%	100%	89%	89%	89%	100%	100%	100%	89%	89%	100%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	100%
	100%	100%	89%	100%	89%	100%	78%	100%	100%	89%	100%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	89%
	100%	100%	89%	100%	78%	100%	100%	100%	89%	78%	0%	89%	100%	100%	100%	89%	100%	89%
	100%	22%	100%	100%	0%	100%	100%	56%	0%	89%	0%	67%	33%	0%	56%	0%	0%	89%
	67%	0%	0%	11%	0%	78%	0%	56%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	89%	0%	0%	100%	11%	89%	11%	78%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	33%	0%	0%	0%
	78%	100%	0%	0%	0%	89%	0%	11%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	44%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

C. Hasil pengenalan setiap *subject* dengan $W_P = 0.9$ pada Subset 3

Subject No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
WG = 1	44%	33%	22%	44%	67%	44%	56%	56%	44%	33%	22%	11%	89%	44%	44%	67%	67%	22%	56%	33%
WG = 2	33%	56%	22%	56%	67%	44%	56%	67%	44%	33%	22%	11%	89%	44%	44%	67%	67%	22%	56%	33%
WG = 3	22%	56%	22%	56%	56%	44%	56%	67%	33%	22%	11%	11%	89%	56%	33%	78%	67%	33%	67%	33%
WG = 4	22%	44%	33%	78%	44%	33%	56%	67%	22%	22%	11%	11%	78%	44%	33%	56%	78%	33%	67%	33%
WG = 5	11%	78%	44%	89%	56%	11%	56%	56%	22%	22%	11%	22%	33%	22%	44%	33%	78%	22%	67%	56%
WG = 6	0%	22%	33%	67%	11%	22%	11%	0%	11%	11%	0%	33%	11%	67%	11%	78%	78%	11%	78%	11%
WG = 7	22%	0%	44%	78%	0%	0%	33%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	78%	0%	44%	0%	0%	0%	11%
WG = 8	22%	78%	0%	0%	0%	0%	67%	0%	11%	33%	0%	22%	0%	56%	0%	0%	56%	0%	0%	0%
WG = 9	0%	0%	67%	0%	33%	56%	44%	0%	22%	0%	33%	22%	11%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
WG = 10	0%	0%	0%	0%	0%	67%	0%	0%	0%	0%	33%	0%	56%	89%	33%	0%	0%	0%	0%	0%
21	56%	56%	44%	11%	44%	33%	33%	22%	44%	67%	56%	56%	44%	33%	56%	44%	44%	22%	89%	89%
	56%	56%	33%	11%	33%	22%	44%	33%	44%	67%	89%	89%	44%	44%	67%	56%	67%	44%	78%	78%
	56%	56%	44%	11%	22%	22%	56%	22%	44%	67%	89%	89%	44%	44%	67%	56%	89%	67%	89%	89%
	56%	56%	56%	11%	22%	33%	33%	44%	67%	56%	78%	78%	44%	44%	67%	56%	89%	78%	78%	78%
	44%	44%	67%	11%	22%	33%	33%	44%	67%	78%	78%	0%	89%	67%	67%	78%	78%	67%	67%	67%
	11%	0%	56%	0%	0%	11%	44%	22%	0%	67%	0%	44%	56%	0%	33%	0%	0%	0%	44%	44%
	22%	0%	0%	0%	0%	11%	0%	44%	0%	0%	0%	0%	56%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	22%	0%	0%	11%	0%	33%	33%	44%	0%	0%	0%	0%	89%	0%	22%	0%	0%	0%	0%	0%
	33%	89%	0%	0%	0%	56%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	0%	0%	0%	0%	0%	11%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	89%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

D. Hasil pengenalan setiap *subject* dengan $W_G = 3$ pada Subset 2

Subject No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
WP = 0,6	44%	22%	33%	33%	44%	22%	0%	22%	44%	56%	11%	33%	33%	33%	0%	0%	78%	44%	100%	44%
WP = 0,7	89%	78%	67%	67%	67%	67%	67%	78%	78%	56%	44%	78%	78%	67%	0%	78%	78%	67%	100%	100%
WP = 0,8	89%	89%	89%	89%	89%	100%	67%	78%	89%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	100%	100%	78%	100%	100%
WP = 0,9	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	89%	89%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	100%

21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
44%	11%	56%	0%	0%	67%	22%	11%	67%	22%	56%	0%	67%	0%	33%	78%	44%	67%
100%	22%	67%	67%	44%	89%	56%	33%	56%	33%	89%	22%	78%	56%	78%	78%	78%	89%
100%	100%	89%	89%	89%	100%	78%	78%	89%	78%	89%	89%	89%	89%	100%	78%	78%	89%
100%	100%	89%	89%	89%	100%	100%	89%	89%	89%	100%	89%	89%	100%	100%	89%	100%	100%

E. Hasil pengenalan setiap *subject* dengan $W_G = 3$ pada Subset 3

Subject No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
WP = 0,6	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	11%	11%	11%	0%	0%	0%	11%	11%	0%	0%	0%
WP = 0,7	11%	22%	0%	0%	11%	0%	33%	11%	11%	11%	11%	11%	0%	11%	11%	44%	22%	0%	11%	0%
WP = 0,8	22%	22%	11%	22%	44%	0%	44%	22%	11%	11%	11%	11%	56%	33%	11%	44%	56%	11%	44%	11%
WP = 0,9	22%	56%	22%	56%	56%	44%	56%	67%	33%	22%	11%	11%	89%	56%	33%	78%	67%	33%	67%	33%

21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
11%	0%	0%	0%	11%	0%	11%	0%	11%	0%	0%	0%	11%	0%	0%	11%	11%	11%
22%	0%	0%	11%	33%	22%	11%	0%	22%	0%	44%	0%	22%	44%	0%	11%	33%	11%
33%	22%	22%	11%	33%	11%	11%	11%	33%	56%	67%	0%	33%	44%	44%	44%	33%	56%
56%	56%	44%	11%	22%	22%	56%	22%	44%	67%	89%	44%	44%	67%	56%	89%	67%	89%

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BIODATA PENULIS



Muhammad Habibur Rahman, lahir di Tuban, pada tanggal 15 Januari 1996. Penulis menempuh pendidikan mulai dari SDN Kutorejo 1 (2002-2008), SMPN 3 Tuban (2011-2014) hingga terakhir Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (2014-2018) di jurusan Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi angkatan tahun 2014.

Selama belajar di kampus Informatika, penulis berkesempatan menjadi administrator Laboratorium Komputasi Cerdas dan Visi pada tahun 2016 dan 2017. Selain mengikuti kegiatan akademik, penulis mengikuti kegiatan organisasi sebagai anggota Riset dan Teknologi HMTTC (2015-2016) dan Kepala Departemen Keilmuan Keluarga Muslim Informatika (2016-2017). Disamping itu, penulis juga mendapatkan kesempatan untuk menjalani Internship ICT Global Startup pada musim dingin tahun 2017.

Penulis memiliki bidang minat Komputasi Cerdas Visi (KCV) dengan fokus studi pada bidang *image processing*, *web programming*, dan *data mining*. Komunikasi dengan penulis dapat melalui email: **mhabiburr17@gmail.com**.