\

**IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *PATTERNS OF ORIENTED EDGE MAGNITUDES* DAN *MONOGENIC BINARY CODING***

R.AY. NOORMALA NADYA

NRP 05111440000127

Dosen Pembimbing I

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

Dosen Pembimbing II

Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

DEPARTEMEN INFORMATIKA

Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya 2018

TUGAS AKHIR – KI141502

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**



**IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR PATTERNS OF ORIENTED EDGE MAGNITUDES DAN MONOGENIC BINARY CODING**

R.AY. NOORMALA NADYA

NRP 05111440000127

Dosen Pembimbing I

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

Dosen Pembimbing II

Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

DEPARTEMEN INFORMATIKA

Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya 2018

TUGAS AKHIR – KI141502

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**



R.AY. NOORMALA NADYA

NRP 05111440000127

Supervisor I

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

Supervisor II

Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

DEPARTMENT OF INFORMATICS

FACULTY OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY

Sepuluh Nopember Institute of Technology

Surabaya 2018

**AUTOMATIC EXUDATE DETECTION BY COMBINING MULTIPLE ACTIVE CONTOURS AND REGION-WISE CLASSIFICATION**

UNDERGRADUATE THESIS – KI141502

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

# LEMBAR PENGESAHAN

**DETEKSI EKSUDAT OTOMATIS DENGAN MENGGABUNGKAN BEBERAPA ACTIVE CONTOURS DAN KLASIFIKASI REGIONWISE**

**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:  
**R.Ay. Noormala Nadya  
NRP :** **05111440000127**

Disetujui oleh Dosen Pembimbing Tugas Akhir:

|  |  |
| --- | --- |
| Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.  NIP. 19710428 199412 2 001 | ................................ (pembimbing 1) |
|  |  |
| Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.  NIP. 19751220 200112 2 002 | ................................ (pembimbing 2) |
|  |  |

**Surabaya  
DESEMBER 2018**

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

**IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR PATTERNS OF ORIENTED EDGE MAGNITUDES DAN MONOGENIC BINARY CODING**

Nama Mahasiswa : R.Ay. Noormala Nadya

NRP : 05111440000127

Departemen : Informatika FTIK-ITS

Dosen Pembimbing 1 : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

Dosen Pembimbing 2 : Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

# ABSTRAK

*Diabetic Retinopathy (DR) adalah penyakit mata yang diakibatkan oleh diabetes jangka panjang yang dapat menyebabkan hilangnya penglihatan (kebutaan). Tanda-tanda awal penyakit ini adalah mikroaneurisma dan eksudat. Eksudat tampak berwarna kekuningan dan bercahaya di latar belakang retina dengan ukuran dan bentuk yang tidak beraturan.*

*Tugas akhir ini mengusulkan sebuah metode deteksi eksudat otomatis dengan menggabungkan beberapa Active Contours dan klasifikasi Regionwise. Penggunaan beberapa algoritma pre-processing yang berbeda direkomendasikan untuk mengekstrak kandidat kontur dengan metode active contour untuk setiap citra pre-processed. Pendekatan yang diusulkan dapat dibagi menjadi empat tahap: ekstraksi kandidat, metode pre-processing citra, segmentasi kontur yang tepat, dan pelabelan kandidat sebagai eksudat sebenarnya atau bukan.*

*Performa metode segmentasi yang diusulkan diuji dengan membandingkan citra keluaran dengan citra ground truth menggunakan perhitungan sensitivity, ppv dan f-score. Rata-rata hasil performa dari hasil segmentasi untuk tiap citra adalah 85.28%, 80.28% dan 82.23%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat memberikan hasil segmentasi ketepatan eksuat yang akurat. Hasil tugas akhir ini diharapkan dapat memberikan metode yang lebih baik untuk skrining diabetic retinopathy sehingga dapat memberikan kontribusi pada perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi informasi.*

***Kata kunci***: ***Frontalization, Patterns of Oriented Edge Magnitudes, Monogenic Binary Coding, Principal Component Analysis, Difference of Gaussians.***

***AUTOMATIC EXUDATE DETECTION BY COMBINING MULTIPLE ACTIVE CONTOURS AND REGIONWISE CLASSIFICATION***

Student Name : R.Ay. Noormala Nadya

Student ID : 05111440000127

Major : Informatics Department FTIf-ITS

1st Supervisor : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

2nd Supervisor : Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

# ABSTRACT

*Diabetic Retinopathy (DR) is an eye disease that caused by long term diabetes and it can lead to vision loss or blindness. Signs of this disease are microaneurysm and exudate. The exudates that appear yellowish and glowing in the background of the retina has irregular size and shape.*

*In this undergraduate thesis we propose automatic exudate detection by combining multiple Active Contours and Regionwise classification. The use of several different pre-processing algorithms is recommended to extract contour candidates by an Active Contour method for each preprocessed image. The approach can be divided into four stages: candidate extraction, image pre-processing method, precise contour segmentation, and the labeling of candidates as true or false exudates.*

*The performance of proposed segmentation method is tested by comparing the output image and ground truth image using sensitivity, ppv and f-score. The average performance result of the segmentation for each image are 85.28%, 80.28% dan 82.23%.. The result shows that the proposed method can provide accurate accuracy of precise exudate segmentation. We hope that the results of this thesis can provide a better method for diabetic retinopathy screening and also contribute to the development of science and information technology.*

***Keywords***: ***Exudate Detection, Active Contour, Region-wise Classification, Diabetic Retinopathy Screening, Contours Combination, Multiple Pre-processing.***

# KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيْمِ

Segala puji syukur bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul:

“**IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR PATTERNS OF ORIENTED EDGE MAGNITUDES DAN MONOGENIC BINARY CODING**”.

Pengerjaan tugas akhir ini menjadi suatu pengalaman yang baik bagi penulis. Penulis dapat memperoleh banyak pengalaman yang berharga dalam memperdalam dan meningkatkan keilmuan dalam bidang informatika selama perkuliahan di Teknik Informatika ITS.

Tugas akhir ini selesai karena tidak lepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Pada kesempatan kali ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom. dan Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing penulis yang telah memberi ide, nasihat dan arahan sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Kedua orang tua penulis, Mama dan Papa serta Nenek penulis yang telah memberikan dukungan moral, spiritual dan material serta senantiasa memberikan doa demi kelancaran dan kemudahan penulis dalam mengerjakan tugas akhir.
3. Adik dan Om penulis (Bryan dan Om Ainul) serta seluruh keluarga yang telah memberikan dukungan, baik secara langsung maupun tidak langsung.
4. Sahabat penulis, Afiif dan Habib, yang telah banyak membantu kesulitan penulis dalam penyelesaian TA.
5. Teman-teman terdekat penulis selama berkuliah di TC: Dini, Tionia, Kukuh, Luqman, Galang, Upik, Tepe, Kevin, Datin, Lucha yang selalu menemani dan menjadi *support system* penulis dalam pengerjaan TA.
6. Teman-teman Admin KCV 2015 dan 2016: Chasni, Ocid, Nuzul, Prana, Upil, Dandy, Titut, Randi, Yoshi, dan Aldi yang seringkali menghibur dan membantu masalah-masalah penulis saat mengerjakan TA di Lab.
7. Teman-teman kelas PAA: Dyo, Bagus, dan Paul yang telah membantu penulis melewati masa sulit dalam perkuliahan.
8. Teman-teman TC 2014: Ghazian dan Faishal yang telah memberikan banyak pencerahan dan nasihat kepada penulis.
9. Teman-teman penulis: Erin, Dhilla, Imah, Mida, Rosyita, dan Athiyah yang telah banyak memotivasi dan menjadi tempat berkeluh kesah penulis selama ini.
10. Pihak-pihak lain yang tidak bisa penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih memiliki banyak kekurangan. Sehingga dengan kerendahan hati, penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca untuk perbaikan ke depan.

Surabaya, Desember 2018

R.Ay. Noormala Nadya

# DAFTAR ISI

[LEMBAR PENGESAHAN vii](#_Toc534285103)

[ABSTRAK ix](#_Toc534285104)

[ABSTRACT xi](#_Toc534285105)

[KATA PENGANTAR xiii](#_Toc534285106)

[DAFTAR ISI xv](#_Toc534285107)

[DAFTAR GAMBAR xviii](#_Toc534285108)

[DAFTAR TABEL xxii](#_Toc534285109)

[DAFTAR KODE SUMBER xxiv](#_Toc534285110)

[1 BAB I PENDAHULUAN 1](#_Toc534285111)

[1.1. Latar Belakang 1](#_Toc534285112)

[1.2. Rumusan Masalah 2](#_Toc534285113)

[1.3. Batasan Masalah 3](#_Toc534285114)

[1.4. Tujuan Tugas Akhir 3](#_Toc534285115)

[1.5. Manfaat Tugas Akhir 3](#_Toc534285116)

[1.6. Metodologi 3](#_Toc534285117)

[1.7. Sistematika Penulisan 4](#_Toc534285118)

[2 BAB II DASAR TEORI 6](#_Toc534285119)

[2.1. *Difference of Gaussian* 6](#_Toc534285120)

[2.2. *Patterns of Oriented Edge Magnitudes (POEM)* 7](#_Toc534285121)

[2.3. *Monogenic Binary Coding* (MBC) 8](#_Toc534285122)

[2.4. *Principal Component Analysis* (PCA) 9](#_Toc534285123)

[2.5. *Simple Angle Distance* 10](#_Toc534285124)

[2.6. *Support Vector Machine* (SVM) 10](#_Toc534285125)

[3 BAB III PERANCANGAN 12](#_Toc534285126)

[3.1. Data 12](#_Toc534285127)

[3.2. Perancangan Sistem 12](#_Toc534285128)

[3.3. Perancangan Proses 13](#_Toc534285129)

[3.3.1. *Pre-processing* 13](#_Toc534285130)

[4 BAB IV IMPLEMENTASI 16](#_Toc534285131)

[4.1. Lingkungan Implementasi 16](#_Toc534285132)

[4.1.1. Perangkat Keras 16](#_Toc534285133)

[4.1.2. Perangkat Lunak 16](#_Toc534285134)

[4.2. Implementasi Frontalisai 17](#_Toc534285135)

[4.3. Implementasi Metode *Pre-Processing* 18](#_Toc534285136)

[4.3.1. Implementasi *Difference of Gaussian* 18](#_Toc534285137)

[4.3.2. Implementasi Normalisasi 18](#_Toc534285138)

[4.4. Implementasi Ekstraksi Fitur 18](#_Toc534285139)

[4.4.1. Implementasi *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* (POEM) 19](#_Toc534285140)

[4.4.2. Implementasi *Monogenic Binary Coding* (MBC) 19](#_Toc534285141)

[4.5. Implementasi Klasifikasi *Region-wise* 20](#_Toc534285142)

[5 BAB V PENGUJIAN DAN EVALUASI 24](#_Toc534285143)

[5.1. Lingkungan Uji Coba 24](#_Toc534285144)

[5.2. Data Uji Coba 24](#_Toc534285145)

[5.3. Skenario Uji Coba 25](#_Toc534285146)

[5.3.1. Uji Coba Penentuan Nilai Radius pada Metode *Active Contour* 25](#_Toc534285147)

[5.3.2. Uji Coba Penentuan Metode Seleksi Fitur 26](#_Toc534285148)

[5.3.3. Uji Coba Penentuan Jumlah Fitur 27](#_Toc534285149)

[5.3.4. Uji Coba Perbandingan *Classifier* 28](#_Toc534285150)

[5.3.5. Uji Coba Penentuan Jumlah Tetangga Terdekat 29](#_Toc534285151)

[5.3.6. Hasil Ketepatan Segmentasi Eksudat 30](#_Toc534285152)

[6 BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN 32](#_Toc534285153)

[6.1. Kesimpulan 32](#_Toc534285154)

[6.2. Saran 33](#_Toc534285155)

[LAMPIRAN 34](#_Toc534285156)

[DAFTAR PUSTAKA 52](#_Toc534285157)

[DAFTAR PUSTAKA 56](#_Toc534285158)

[BIODATA PENULIS 60](#_Toc534285159)

[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2.1 *Healthy Image* 7](#_Toc519625240)

[Gambar 2.2 *Unhealthy Image* 7](#_Toc519625241)

[Gambar 2.3 *Optic Disc* tampak pada *bright area* 9](#_Toc519625242)

[Gambar 2.4 Eksudat pada Retina 9](#_Toc519625243)

[Gambar 2.5 Citra Digital 11](#_Toc519625244)

[Gambar 2.6 Citra *Grayscale* 12](#_Toc519625245)

[Gambar 2.7 Citra Biner 13](#_Toc519625246)

[Gambar 2.8 Contoh Citra *Contrast Adjustmenst* 13](#_Toc519625247)

[Gambar 2.9 Contoh Histogram *Contrast Adjustmenst* 14](#_Toc519625248)

[Gambar 2.10 Contoh Dilasi 15](#_Toc519625249)

[Gambar 2.11 Contoh Erosi 16](#_Toc519625250)

[Gambar 2.12 Contoh *Opening* 17](#_Toc519625251)

[Gambar 2.13 Contoh *Opening* dan *Closing* 18](#_Toc519625252)

[Gambar 2.14 Contoh *Filling* 18](#_Toc519625253)

[Gambar 2.15 Contoh *Thresholding* 19](#_Toc519625254)

[Gambar 2.16 *Mask* Operator Sobel 24](#_Toc519625255)

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

# DAFTAR TABEL

[Tabel 2.1 Deteksi pada *Diabetic Retinopathy* 7](#_Toc519625288)

[Tabel 2.2 *Confusion Matrix* 21](#_Toc519625289)

[Tabel 3.1 Deskriptor *Region-wise* untuk klasifikasi kandidat eksudat 57](#_Toc519625290)

[Tabel 4.1 Lingkungan Implementasi Perangkat Keras 59](#_Toc519625291)

[Tabel 4.2 Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak 60](#_Toc519625292)

[Tabel 5.1 Hasil Uji Coba Penentuan Nilai Radius pada Metode *Active Contour* 77](#_Toc519625293)

[Tabel 5.2 Hasil Uji Coba Penentuan Metode Seleksi Fitur 78](#_Toc519625294)

[Tabel 5.3 Hasil Uji Coba Penentuan Jumlah Fitur 79](#_Toc519625295)

[Tabel 5.4 Hasil Uji Coba Penentuan Classifier 80](#_Toc519625296)

[Tabel 5.5 Hasil Uji Coba Penentuan Jumlah Tetangga Terdekat 81](#_Toc519625297)

[Tabel 5.6 Hasil Ketepatan Segmentasi Eksudat 81](#_Toc519625298)

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

# DAFTAR KODE SUMBER

[Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan 61](#_Toc519625299)

[Kode Sumber 4.2 Implementasi Pencarian Lokasi OD 62](#_Toc519625300)

[Kode Sumber 4.3 Implementasi Menemukan Kontur OD 63](#_Toc519625301)

[Kode Sumber 4.4 Menemukan Daerah Kandidat 64](#_Toc519625302)

[Kode Sumber 4.5 Implementasi Menemukan Kontur Eksudat 64](#_Toc519625303)

[Kode Sumber 4.6 Implementasi Ekstraksi Komponen Warna Hijau 65](#_Toc519625304)

[Kode Sumber 4.7 Implementasi Ekstraksi Intensitas 66](#_Toc519625305)

[Kode Sumber 4.8 Implementasi *Chromaticity Normalization* 66](#_Toc519625306)

[Kode Sumber 4.9 Implementasi *Grey-world Normalization* 67](#_Toc519625307)

[Kode Sumber 4.10 Implementasi CLAHE 67](#_Toc519625308)

[Kode Sumber 4.11 Implementasi *Contrast Enhancement* 68](#_Toc519625309)

[Kode Sumber 4.12 Implementasi *Illumination Correction* 69](#_Toc519625310)

[Kode Sumber 4.13 Implementasi *Illumination Equalization* 69](#_Toc519625311)

[Kode Sumber 4.14 Implementasi *White Top-Hat Transformation* 70](#_Toc519625312)

[Kode Sumber 4.15 Implementasi Metode *Active Contour* 71](#_Toc519625313)

[Kode Sumber 4.16 Implementasi Kombinasi Tiap Ekstraksi Kontur 72](#_Toc519625314)

[Kode Sumber 4.17 Implementasi Klasifikasi *Region-wise* 73](#_Toc519625315)

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

# BAB I PENDAHULUAN

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

## Latar Belakang

Pengenalan wajah telah menjadi area studi intensif sejak 1960-an. Aplikasi yang inovatif menyebabkan teknologi ini terus dikembangkan dengan cepat. Aplikasi pengenalan wajah kontemporer bisa dibagi menjadi tiga bidang yang bergantung pada tujuan dari tugas pengenalan wajah: (1) verifikasi wajah, dimana tujuannya adalah untuk mengotentikasi identitas dari gambar wajah dengan template yang sesuai; (2) identifikasi wajah, dimana tujuannya adalah untuk menemukan kecocokan dalam database gambar wajah; (3) penandaan wajah (variasi yang relatif baru dari identifikasi wajah), dimana tujuannya adalah untuk memberi label gambar wajah berdasarkan identifikasi saat dicocokkan. Kini, pengenalan wajah merupakan komponen penting dalam keamanan biometrik, manajemen akses, identifikasi kriminal, serta penyortiran dan pengambilan gambar.

Tujuan utama pengenalan wajah adalah membandingkan dua gambar wajah dan memecahkan masalah dalam menentukan apakah kedua gambar tersebut merupakan orang yang sama ataukah dua orang berbeda. Masalah ini sulit dipecahkan, karena dua gambar orang yang sama dapat sangat bervariasi dalam segi waktu pengambilan gambar, pose, ekspresi wajah, kondisi pencahayaan, dan kualitas gambar yang diambil. Sebagian besar teknik pengenalan wajah mutakhir berkinerja baik saat gambar wajah ditangkap dalam kondisi optimal, dimana pencahayaan terkontrol dan percobaan memperlihatan pandangan frontal yang penuh. Namun, bila gambar wajah ditangkap di lingkungan luar - di mana pose, usia, dan ekspresi wajah berubah dan dimana kondisi lingkungan, seperti pencahayaan yang tidak ideal - kinerjanya memburuk.

Salah satu cara untuk mengatasi masalah ini adalah dengan menggunakan multibiometrik, yang mengenali individu melalui fusi biometrik [1], multimodal, multiinstansi, multisensorial [2], atau multialgoritma. Hal yang sangat penting dalam biometrik dan multibiometrik adalah identifikasi descriptor wajah yang bersifat diskriminatif, namun tidak sensitif terhadap informasi yang tidak berhubungan dengan identitas, seperti variasi pose, perubahan ekspresi wajah, dan kondisi pencahayaan.

Pendekatan lain untuk mengatasi variasi pose dan pencahayaan adalah menggabungkan descriptor berbasis tekstur dengan teknik lainnya. Model diskriminatif yang mampu menangani penuaan, ekspresi wajah, cahaya rendah, dan paparan berlebihan kemudian diperoleh dengan membandingkan miliaran wajah.

Tujuan dari tugas akhir ini adalah adalah merancang klasifikasi gabungan, yang dilatih pada descriptor berbeda yang diambil dari gambar wajah. Selain itu, untuk mengganggu informasi yang diberikan pada base-classifier dan untuk membuat classifier-gabungan lebih kuat, dirancang beberapa gangguan pada langkah-langkah yang berbeda dalam proses klasifikasi: pada saat preprocessing, feature transformation, dan matching steps.

## Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana cara mengimplementasi metode gabungan *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* dan *Monogenic Binary Coding* untuk ekstraksi fitur citra wajah?
2. Bagaimana cara melakukan klasifikasi fitur dengan metode *Support Vector Machine*?
3. Bagaimana mengevaluasi kinerja aplikasi pengenalan wajah yang telah dibuat?

## Batasan Masalah

Beberapa hal yang menjadi batasan masalah dalam pengerjaan tugas akhir:

1. Data yang digunakan adalah dataset FERET yang tersedia secara terbuka di internet.
2. Implementasi program dilakukan pada lingkungan komputer desktop dan bahasa pemrograman Matlab.

## Tujuan Tugas Akhir

Tujuan dari tugas akhir ini adalah untuk membangun aplikasi pengenalan wajah dengan metode ekstraksi fitur Patterns of Oriented Edge Magnitudes dan Monogenic Binary Coding.

## Manfaat Tugas Akhir

Tugas akhir ini diharapkan mampu membangun sebuah model gabungan *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* dan *Monogenic Binary Coding* yang dapat melakukan klasifikasi wajah manusia dengan lebih rinci dengan waktu yang lebih cepat.

## Metodologi

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

1. Studi literatur

Pada tahap ini dilakukan pencarian literatur berupa jurnal atau paper yang digunakan sebagai referensi untuk pengerjaan tugas akhir ini. Literatur yang dipelajari pada pengerjaan Tugas Akhir ini berasal dari jurnal ilmiah yang diambil dari berbagai sumber di internet, beserta berbagai literatur online tambahan terkait *Patterns of Oriented Edge Magnitudes*, *Monogenic Binary Coding* dan *Face Detection*. Makalah yang digunakan sebagai acuan adalah “*Ensemble of texture descriptors and classifiers for face recognition*” [8].

1. Analisis dan Desain Perangkat Lunak

Pada tahap ini disusun rancang bangun dari perangkat lunak yang akan dibuat. Pada tahap ini akan dilakukan analisis dan desain perancangan model sesuai dengan tujuan yang dijabarkan. Selain itu, pada tahap ini akan dilakukan eksplorasi terkait cara kerja *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* dan *Monogenic Binary Coding*.

1. Implementasi Perangkat Lunak

Pada tahap ini akan dilaksanakan implementasi metode dan algoritma yang telah direncanakan. Implementasi perangkat lunak dilakukan di dalam platform desktop dengan menggunakan bahasa pemrograman Matlab.

1. Pengujian dan Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan uji coba dengan menggunakan dataset FERET dan dataset *Labeled Faces in the Wild* (LFW). Hasil dari uji coba dilakukan evaluasi dengan menghitung nilai akurasi dan presisi..

1. Penyusunan buku Tugas Akhir

Pada tahap ini dilakukan proses dokumentasi dan pembuatan laporan dari seluruh konsep, dasar teori, implementasi, proses yang telah dilakukan, dan hasil-hasil yang telah didapatkan.

## Sistematika Penulisan

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 ini.

1. **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.

1. **Dasar Teori**

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

1. **Perancangan**

Bab ini berisi tentang penjelasan dataset yang digunakan, serta perancangan desain sistem pengenalan citra wajah manusia menggunakan metode yang diajukan.

1. **Implementasi**

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

1. **Uji Coba dan Evaluasi**

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

1. **Kesimpulan dan Saran**

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

**Daftar Pustaka**

Merupakan daftar referensi yang digunakan untuk mengembangkan tugas akhir.

**Lampiran**

Merupakan bab tambahan yang berisi daftar istilah atau kode-kode sumber yang penting pada sistem.

# 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.

## *Difference of Gaussian*

*Difference of Gaussian (*DoG) merupakan salah satu metode yang digunakan dalam *preprocessing* citra. DoG dihasilkan dari konvolusi citra menggunakan filter DoG dua dimensi [1]. Filter DoG didapatkan dengan mencari selisih dari dua fungsi Gaussian dengan standar deviasi yang berbeda. Gaussian merupakan low-pass filter. Sedangkan, DoG merupakan band-pass filter yang dapat menghilangkan komponen dengan frekuensi tinggi (*noise*) [2] dan frekuensi rendah (area homogen pada citra). DoG seringkali digunakan untuk mempertegas tepian pada citra yang mengandung banyak *noise*.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.1) |

Kernel Gaussian (2.1) dengan standar deviasi digunakan untuk mengkonvolusi citra untuk mendapatkan seperti pada persamaan (2.2).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.2) |

Kemudian citra dikonvolusi dengan fungsi Gaussian yang memiliki standar deviasi , sehingga didapatkan seperti pada persamaan (2.3).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.3) |

Selisih kedua hasil konvolusi tersebut merupakan hasil konvolusi dengan kernel DoG. Sehingga, kernel DoG dapat didefinisikan dengan persamaan (2.4) dan (2.5).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.4) |
|  |  | (2.5) |

## *Patterns of Oriented Edge Magnitudes (POEM)*

Descriptor POEM bekerja dengan memanfaatkan karakteristik arah tepi (edge direction) dari tampilan dan bentuk wajah dengan menggunakan distribusi gradien intensitas local, yaitu dengan mengukur informasi bentuk tepi/lokal citra, dan hubungan antara informasi di sel sebelahnya.

Mengekstrak descriptor POEM memerlukan tiga proses:

**Langkah 1.** Melakukan perhitungan gradien dan kuantisasi orientasi (orientation quantization). Hal ini dilakukan dengan menghitung gradien citra kemudian mendiskritkan orientasi setiap piksel di atas 0-p (untuk unsigned representation) atau 0-2p (untuk signed representation). Soft assignment, dapat digunakan untuk menghindari masalah karena degradasi citra, di mana besarnya piksel asli dapat didekomposisi menjadi dua bagian dan kemudian dikirimkan ke dalam dua tetangga terdekatnya. Dalam tugas akhir ini, di gunakan representasi 0-p unsigned dan soft assignment.

**Langkah 2.** Menghitung besarnya akumulasi. Histogram orientasi lokal dihitung dengan mempertimbangkan semua piksel dalam gambar (sel). Akibatnya, setiap piksel membawa informasi tentang distribusi arah tepi dari sel lokal.

**Langkah 3.** Hitung nilai kemiripan diri (self-similarity). Pada langkah ini, akumulasi magnitude dikodekan ke berbagai arah menggunakan operator berbasis LBP dalam patch (blok) yang lebih besar. Dense LBP (DLBP) digunakan dalam tugas akhir ini, bukan LBP standar.

Hasil proses ekstraksi POEM adalah satu set POEM map 'undirectional'. Untuk memasukkan informasi spasial, peta POEM dibagi menjadi 8 x 8 wilayah non-overlapping. Kemudian, histogram diekstraksi dari masing-masing daerah. Deskripsi akhir POEM-HS adalah gabungan semua descriptor yang searah pada orientasi yang berbeda. *Descriptor* POEM bekerja dengan memanfaatkan karakteristik arah tepi (*edge direction*) dari tampilan dan bentuk wajah dengan menggunakan distribusi gradien intensitas local, yaitu dengan mengukur informasi bentuk tepi/lokal citra, dan hubungan antara informasi di sel sebelahnya.

## *Monogenic Binary Coding* (MBC)

MBC adalah descriptor tekstur yang efisien. Sinyal monegenik merupakan representasi dari rotation-invariant yang mengekstrak fase, amplitudo, dan orientasi sinyal. Karena MBC mengekstraksi fitur multi orientasi tanpa menggunakan filter yang mudah diatur, namun memiliki kompleksitas waktu dan ruang yang jauh lebih rendah daripada transformasi Gabor (misalnya dengan waktu, ada tiga konvolusi pada setiap skala, dan dengan ruang, ada tiga peta fitur pada setiap skala). Representasi sinyal monogenik adalah kombinasi gambar dan transformasi Riesz-nya. Representasi ini menguraikan sinyal asli menjadi tiga komponen: amplitudo, orientasi, dan fase. Multiresolution Monogenic Signal Representation diperoleh dengan melakukan penyaringan band-pass pada gambar, sebelum menerapkan transformasi Riesz dengan menggunakan filter log-Gabor.

Disarankan menggunakan tiga resolusi citra yang berbeda, agar sesuai dengan faktor penykalaan bandwidth yang berbeda. Monogenic Binary Coding mengkodekan fitur sinyal monogenik dalam dua langkah pelengkap: (i) pengkodean variasi antara piksel tengah dan piksel sekitarnya di bidang lokal (variasi lokal monogenik) dan (ii) pengkodean nilai piksel tengah itu sendiri (coding intensitas lokal monogenik). Peta kode biner monogenik (MBC) kemudian dihitung sebagai gabungan dari histogram dari masing-masing komponen amplitudo, fase, dan orientasi representasi sinyal monogenik.

Setiap langkah dalam MBC (multiscale log-Gabor filtering, komputasi histogram subregional, dan kombinasi fitur oleh LDA) melibatkan beberapa parameter. Dalam tugas akhir ini, transformasi fitur tanpa pengawasan (PCA), digunakan sebagai pengganti LDA. Descriptor terakhir terdiri dari tiga vektor fitur, satu untuk setiap komponen (amplitudo, orientasi, dan fase) dari sinyal asli, yang diberi label pada bagian eksperimen sebagai MBCa, MBCo, MBCp. Tiga descriptor tidak menyatu pada tingkat fitur tapi lebih pada tingkat skor sesuai dengan aturan jumlah yang ditimbang: MBC = (MBCa + MBCo + MBCp) / 3.

## *Principal Component Analysis* (PCA)

Principal component analysis (analisa komponen utama) adalah salah satu fitur ekstraksi (reduksi) variable yang banyak digunakan. Bisa dikatakan principal component analysis merupakan analisa tertua dan paling terkenal dari teknik statistika multivariate [5]. PCA pertama kali perkenalkan oleh Karl Pearson pada tahun 1901. Harold Hotelling melakukan analisa untuk variable stokastik. Hotelling menggunakan pendekatan PCA yang sebelumnya telah dikemukan oleh Pearson dan memperkenalkan istilah “component” sebagai variable yang dihasilkan dengan menggunakan metodologi PCA. Perkembangan selanjutnya dikenal dengan istilah “principal component” yang menjelaskan komponen utama atau variabel baru yang dihasilkan/direduksi.

Principal component analysis adalah kombinasi linear dari variabel awal yang secara geometris kombinasi linear ini merupakan sistem koordinat baru yang diperoleh dari rotasi sistem semula [6]. Metode PCA sangat berguna digunakan jika data yang ada memiliki jumlah variabel yang besar dan memiliki korelasi antar variabelnya. Perhitungan dari principal component analysis didasarkan pada perhitungan nilai eigen dan vektor eigen yang menyatakan penyebaran data dari suatu dataset. Tujuan dari analisa PCA adalah untuk mereduksi variabel yang ada menjadi lebih sedikit tanpa harus kehilangan informasi yang termuat dalam data asli/awal. Dengan menggunakan PCA, variabel yang tadinya sebanyak n variabel akan direduksi menjadi k variabel baru (principal component) dengan jumlah k lebih sedikit dari n dan dengan hanya menggunakan k principal component akan menghasilkan nilai yang sama dengan menggunakan n variabel [7]. Variabel hasil dari reduksi tersebut dinamakan principal component (komponen utama) atau bisa juga disebut faktor. Sifat dari variabel baru yang terbentuk dengan analisa PCA nantinya selain memiliki jumlah variabel yang berjumlah lebih sedikit tetapi juga menghilangkan korelasi antar variabel yang terbentuk.

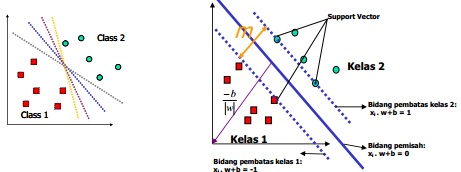
## *Support Vector Machine* (SVM)

*Support Vector Machine (SVM)* pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992. *SVM* adalah metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan menemukan *hyperlane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* [5]*.*

**(b)**

Pada Gambar 2.3 dapat dilihat bahwa *hyperplane* terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar. Adapun data yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Dalam contoh diatas, dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas yang sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas kedua, sehingga diperoleh:

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.6)** |



Gambar 2.3 Tahapan Proses SVM [5]

adalah normal bidang dan b adalah posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat. Nilai margin antara bidang pembatas berdasarkan rumus jarak garis ke titik pusat adalah . Nilai margin ini dimaksimalkan dengan tetap memenuhi pesamaan 2.6. Dengan mengalikan *b* dan *w* dengan sebuah konstanta, akan dihasilkan nilai margin yang dikalikan dengan konstanta yang sama. Oleh karena itu, konstrain merupakan scaling constraint yang dapat dipenuhi dengan *rescaling* *b* dan *w*. Selain itu, karena memaksimalkan dengan meminimumkan dan jika kedua bidang pembatas pada 2.6 direpresentasikan dalam pertidaksamaan 2.7,

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.7)** |

maka pencarian bidang pemisah terbaik dengan nilai margin terbesar dapat dirumuskan menjadi masalah optimasi konstrain, yaitu

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.8)** |
|  | **(2.9)** |

Persoalan ini akan lebih mudah diselesaikan jika diubah ke dalam formula lagrangian yang menggunakan *lagrange multiplier*. Dengan demikian permasalahan optimasi konstrain dapat diubah menjadi:

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.10)** |

Dengan tambahan konstrain, (nilai dari *koefisien lagrange*). Dengan meminimumkan Lp terhadap w dan b, maka dari diperoleh persamaan 2.9 dan dari diperoleh 2.10.

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.11)** |
|  | **(2.12)** |

Vektor *w* sering kali bernilai besar (mungkin tak terhingga), tetapi nilai terhingga. Untuk itu, formula lagrangian *Lp* (primal problem) diubah kedalam dual problem *LD*. Dengan mensubsitusikan persamaan 2.6 ke *Lp* diperoleh dual problem *LD* dengan konstrain berbeda.

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.13)** |

Jadi persoalan pencarian bidang pemisah terbaik dapat dirumuskan sebagai berikut :

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.14)** |
|  | **(2.15)** |

Dengan demikian, dapat diperoleh nilai yang nantinya digunakan untuk menemukan *w*. Terdapat nilai untuk setiap data pelatihan. Data pelatihan yang memiliki nilai > 0 adalah support vector sedangkan sisanya memiliki nilai 0. Dengan demikian fungsi keputusan yang dihasilkan hanya dipengaruhi oleh *support vector.*

Formula pencarian bidang pemisah terbaik ini adalah pemasalahan *quadratic programming*, sehingga nilai maksimum global dari selalu dapat ditemukan. Setelah solusi pemasalahan *quadratic programming* ditemukan, maka kelas dari data pengujian dapat ditentukan berdasarkan nilai dari fungsi keputusan:

|  |  |
| --- | --- |
|  | **(2.16)** |

*xi* adalah *support* vector, *ns* = jumlah *support vector* dan *xd* adalah data yang akan diklasifikasikan.

Akurasi model yang akan dihasilkan bergantung pada fungsi kernel serta parameter yang digunakan. Oleh karena itu digunakan metode kernel untuk mencari optimasi terbaik. Dengan metode kernel, suatu data *x* di *input space* dimapping ke *fitur space F* dengan dimensi yang lebih tinggi. Fungsi Kernel yang biasanya digunakan pada SVM, yaitu:

Linear:

(2.17)

Polynomial:

(2.18)

Radial Basis Function(RBF/Gaussian):

(2.19)

# 3 BAB III PERANCANGAN

Pada bab ini diuraikan mengenai perancangan aplikasi agar dapat mencapai tujuan dari tugas akhir. Perancangan yang dibuat meliputi data, perancangan sistem, dan proses.

## Data

Terdapat banyak dataset wajah manusia yang dipublikasikan secara umum, yang akan digunakan dalam tugas akhir ini adalah dataset FERET.

Dataset FERET berisi lima set data: Fa (1196 citra), Fb (1195 citra), Fc (194 citra), Dup1 (722 citra), dan Dup2 (234 citra). Fa adalah set yang berisi citra utama, sementara set lainnya digunakan untuk pengujian. Fb berisi citra yang dibuat pada hari yang sama dengan Fa, menggunakan kamera yang sama, dengan pencahayaan yang sama. Fc adalah kumpulan citra yang diambil pada hari yang sama dengan Fa, namun dengan kamera yang berbeda, dan diambil di bawah pencahayaan yang berbeda. Dup1 berisi citra yang dibuat pada tahun yang sama dengan Fa. Sementara, Dup2 adalah citra yang dibuat lebih dari 1 tahun setelah Fa dibuat.

Protokol evaluasi standar FERET membandingkan gambar di set pengujian dengan masing-masing gambar di tiap set. Semua citra grayscale FERET disejajarkan dengan posisi mata, lalu dipotong dengan ukuran 110 x 110 piksel.

## Perancangan Sistem

Pada sub bab ini akan dijelaskan secara runtut tahapan demi tahapan proses yang dilakukan pada sistem pengenalan wajah di tugas akhir ini. Adapun proses yang dijalankan pada tugas akhir ini terdiri dari 4 tahap utama, yakni pra-proses, ekstraksi fitur, transformasi fitur, dan pengenalan wajah atau klasifikasi. Diagram alir sistem dapat dilihat pada Gambar

Gambar 1: Diagram alur dari metode yang diusulkan

Pertama, adalah deteksi wajah. Posisi tepat dari gambar wajah terdeteksi sebagai wajah manusia, dan wajah yang dihasilkan dipotong dan diselaraskan sesuai dengan posisi mata. Kemudian frontalization, untuk mensintesiskan pandangan frontal wajah dari wajah yang terdeteksi (langkah ini berguna dalam membuat representasi fitur mandiri dari perubahan pose). Selanjutnya adalah metode preprocessing. Diterapkan metode enhanching yang telah diuji dalam paper acuan, untuk membuat ekstraksi fitur lebih kuat terhadap perubahan pencahayaan, kebisingan citra, dan sebagainya. Penggunaan pendekatan yang berbeda dilakukan sebagai strategi untuk mendapatkan keragaman di antara pengklasifikasian. Masukan dari langkah ini adalah gambar yang telah melalui proses frontalization, dan keluarannya berupa gambar yang telah diolah.

Lalu, dilakukan ekstraksi fitur secara terpisah pada setiap gambar yang dihasilkan dari metode preprocessing sebelumnya, untuk mendapatkan descriptor yang berbeda dari setiap gambar. Descriptor yang diekstrak meliputi: POEM [3] dan *Monogenic Binary Coding* [4].

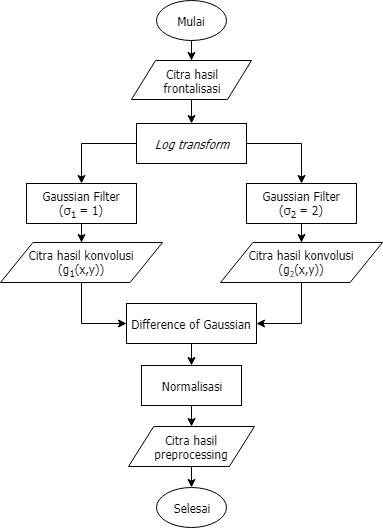
Sebelum klasifikasi dilakukan transformasi fitur, dimensi masing-masing descriptor dikurangi melalui metode *Principal Component Analysis* (PCA) [5].

Tahap terakhir adalah klasifikasi, dimana seperangkat general purpose classifier dilatih pada masing-masing descriptor yang telah dikurangi. Di tahap ini, simple angle distance digunakan dalam dataset FERET, dimana tujuannya adalah identifikasi.

## Perancangan Proses

Perancangan proses dilakukan untuk memberikan gambaran mengenai setiap proses yang terdapat pada Bagian dari setiap proses utama aplikasi dapat dilihat pada **Gambar 3.2**.

### *Pre-processing*



Gambar 3.1 Diagram Alir *Pre-processing*

Citra yang telah melalui proses frontalisasi selanjutnya akan di*preprocess* menggunakan Difference of Gaussian (DoG). Seperti dijelaskan pada Gambar 3.1, sebelum melakukan *filtering*, terlebih dahulu dilakukan *log transform* pada citra hasil frontalisasi [3]. Setelah itu, dilakukan konvolusi citra dengan Gaussian yang memiliki dua standar deviasi yang berbeda. Filter pertama menggunakan sehingga menghasilkan dan filter lainnya menggunakan sehingga menghasilkan .

Setelah didapatkan dua citra hasil konvolusi, maka perhitungan DoG dilakukan dengan mencari selisih antara kedua citra hasil konvolusi menggunakan persamaan (2.5).

Selanjutnya, dilakukan normalisasi pada hasil dari DoG. Pertama-tama dilakukan pemotongan dari persentase batas bawah dan batas atas yang sudah ditentukan dari histogram citra. Persentase yang digunakan sebagai batas atas dan bawah pada tugas akhir ini adalah . Tujuan dari pemotongan histogram ini adalah untuk menghindari adanya nilai yang terlalu terang pada citra yang menyebabkan bagian lain pada citra menjadi lebih gelap jika dilakukan *rescaling*. Kemudian, dilakukan pemetaan kembali nilai intensitas pada citra ke dalam interval 0 sampai 255.

### *Ekstraksi Fitur*

#### Patterns of Oriented Edge Magnitudes (POEM)

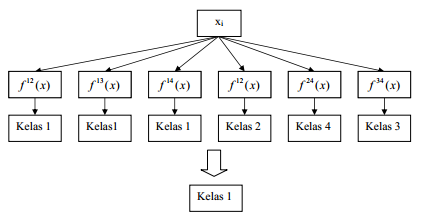
#### Monogenic Binary Coding(MBC)

### Klasifikasi SVM

Pada tahap klasifikasi, output dari set data memiliki lebih dari dua kelas atau kategori. Dengan jumlah kelas yang lebih dari dua, maka diperlukan pendekatan yang berbeda dengan kasus dua kelas. Ada dua pilihan untuk mengimplementasikan *multi class* SVM yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalah optimasi.

Dengan menggunakan metode ini, dibangun model klasifikasi biner sebanyak dimana k adalah jumlah kelas. Pada tahap ini, data masukan berupa vektor fitur yang telah diekstraksi sebelumnya. Langkah pertama yaitu memilih jenis kernel, pada tugas akhir ini digunakan tiga jenis kernel, yaitu: RBG/Gaussian, *Linear,* dan *Polynomial*. Selanjutnya menghitung matriks kernel sebagaimana dijelaskan pada bab 2.3. Kemudian, setiap elemen matriks kernel digunakan untuk menggantikan dot-product dalam persamaan dualitas *Lanrange Multiplier.* Selanjutnya menghitung nilai *w* dan b dengan memilih salah satu *support vector* dari kelas “+1” dan “-1” untuk menghitung nilai *b* dan *w*. Setelah didapatkan nilai *w* dan *b*, didapatkan model SVM.

Setiap model klasifikasi yang dihasilkan dilatih pada data dari dua kelas. Untuk data pelatihan dari kelas ke-i dan kelas ke-j, dilakukan pencarian solusi optimal. Untuk melakukan pengujian setelah keseluruhan model klasifikasi yang telah dibangun dilakukan voting sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Contoh voting pada SVM

Jika data *x* dimasukkan ke dalam suatu model klasifikasi hasil pelatihan  *f(x)* dan menyatakan *x* adalah kelas *i*, maka suara untuk kelas *i* ditambah satu. Kelas dari data *x* akan ditentukan dari jumlah suara terbanyak.

Pada proses uji coba, jenis kernel akan diuji untuk menemukan jenis kernel yang cocok pada proses klasifikasi. Jenis kernel yang akan kami uji tiga jenis kernel, yaitu: RBF, *Polynomial,* dan *Linear.*

# BAB IV IMPLEMENTASI

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

* 1. **Lingkungan Implementasi**

Objek citra yang akan diolah pada implementasi tugas akhir ini adalah sebuah citra wajah manusia. Objek citra adalah gambar *Joint Photographic Experts Group* (JPEG).

Dalam implementasi algoritma pengolahan citra tersebut, digunakan perangkat pendukung sebagai berikut:

* + 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.

* + 1. **Perangkat Lunak**

Pada **Tabel 4.2** menjelaskan implementasi perangkat lunak yang digunakan dalam proses pengembangan dan implementasi sistem ini.

**Tabel 4.2 Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak**

|  |  |
| --- | --- |
| **Nama Aplikasi** | **Kegunaan** |
| Microsoft Windows 10 | Sebagai sistem operasi pada perangkat keras pengembangan aplikasi |
| MATLAB R2017a | Sebagai IDE untuk implementasi aplikasi yang didukung dengan dua *toolbox* utama yaitu *statistical and machine learning toolbox* dan *image processing toolbox.* |
| Microsoft Excel | Sebagai alat dukung untuk pengolahan angka. |

* 1. **Implementasi Frontalisai**

Tahap frontalisasi pada tugas akhir ini menggunakan metode pengenalan wajah SDM[xx]. Pertama, citra dimasukkan dalam variable *I\_Q*. Kemudian *fitur\_XY* merupakan variable penyimpan titik – titik fitur wajah. *Facial\_feature\_detection* adalah fungsi yang dipanggil untuk mengidentifikasi wajah pada citra tersebut. *C\_Q* adalah matriks proyeksi yang didapatkan dengan cara mengestimasi model 3D yang diciptakan, dengan *fitur\_XY* yang telah di dapatkan sebelumnya. *Frontal\_sym* dan *frontal\_raw* adalah variable hasil frontalisasi. Disini yang diambil adalah variable *frontal\_sym* yang berarti hasil frontalisasi secara *soft symetry*. Kemudian dilakukan *cropping* dengan ukuran 86 x 126 piksel. Implementasi frontalisasi ditunjukkan pada Kode Sumber xx.xx .

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | I\_Q = imread(image\_path); |
| 2 | fitur\_XY = []; |
| 3 | facial\_feature\_detection; |
| 4 | [C\_Q, ~,~,~] = estimateCamera(Model3D, fitur\_XY); |
| 4 | [frontal\_sym, frontal\_raw] = Frontalize(C\_Q, I\_Q, Model3D.refU, eyemask); |
| 5 | imcrop(frontal\_sym,[250/4+20,250/4,250/2-40,250/2]) |

**Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan**

* 1. **Implementasi Metode *Pre-Processing***

Tahap metode *pre-processing* citra pada tugas akhir ini menggunakan metode *Difference of Gaussian* yaitu selisih antara kedua citra hasil konvolusi menggunakan persamaan (2.5). Kemudian hasil dari DoG akan dilakukan normalisasi terlebih dahulu. Penjelasan dari metode *Difference of Gaussian* dan normalisasi terdapat pada penjelasan berikut:

* + 1. **Implementasi *Difference of Gaussian***

Tahap *Difference of Gaussian* digunakan untuk menghindari adanya nilai yang terlalu terang pada citra yang menyebabkan bagian lain pada citra menjadi lebih gelap jika dilakukan *rescaling.* Hasil dari Citra yang telah dilakukan *DoG* disimpan dalam variable *I*. Untuk mengimplementasikan *DoG* digunakan *metode* ke 8 yang ditunjukkan pada Kode sumber xx.xx.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | I=PrePimageTool( I\_Q ,metode = 8); |

**Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan**

* + 1. **Implementasi Normalisasi**

Tahap normalisasi digunakan untuk menghindari adanya nilai yang terlalu terang pada citra yang menyebabkan bagian lain pada citra menjadi lebih gelap jika dilakukan *rescaling.* Hasil dari normalisasi disimpan dalam variable *normI*. Implementasi normalisasi ditunjukkan pada Kode sumber xx.xx.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | normI = I - min(I(:)); |
| 2 | normI = normI ./ max(normI(:)); % \* |

**Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan**

* 1. **Implementasi Ekstraksi Fitur**

Tahap metode ekstraksi fitur citra pada tugas akhir ini terdiri dari dua metode yaitu *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* (POEM)dan *Monogenic Binary Coding* (MBC).

Penjelasan dari masing-masing metode ekstraksi tersebut adalah sebagai berikut:

* + 1. **Implementasi *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* (POEM)**

Tahap ekstraksi fitur *Patterns of Oriented Edge Magnitudes* (POEM) bekerja dengan memanfaatkan karakteristik arah tepi (edge direction). Citra hasil pre-processing disiman dalam variable *I*. untuk POEM, *metode* yang digunakan adalah *metode* = 3. *Map1* adalah *struct* untuk menjalankan fitur POEM. Kemudian hasil ekstraksi fitur disimpan dalam variable *feat*. Implementasi POEM terdapat pada kode sumber xx.xx

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | Feat = FEtool(I,metode = 3,map1); |

**Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan**

* + 1. **Implementasi** ***Monogenic Binary Coding* (MBC)**

MBC adalah deskriptor tekstur yang efisien. Sinyal monegenik merupakan representasi dari *rotation-invariant* yang mengekstrak amplitudo, fase, dan orientasi sinyal. Amplitudo disimpan dalam variable *mbc\_a* dan dipanggil menggunakan *metode* = 4. fase disimpan dalam variable *mbc\_p* dan dipanggil menggunakan *metode* = 5. Orientasi disimpan dalam variable *mbc\_o* dan dipanggil menggunakan *metode* = 6. Mean dari ketiga mbc tadi adalah nilai mbc yang disimpan dalam variable *mbc*. Map1 merupakan sctruct untuk menjalankan MBC. Implementasi MBC terdapat pada kode sumber xx.xx.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | mbc\_a = FEtool(normI,metode = 4,map1); |
| 2 | mbc\_p = FEtool(normI,metode = 5,map1); |
| 3 | mbc\_o = FEtool(normI,metode = 6,map1); |
| 4 | mbc = (mbc\_a+mbc\_p+mbc\_o)/3; |

**Kode Sumber 4.1 Implementasi Pengambilan Komponen Citra Masukan**

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

## Implementasi Klasifikasi *Region-wise*

Tahap klasifikasi *region-wise* pada tugas akhir ini terdiri dari tiga tahap yaitu melakukan ekstraksi fitur, membagi data hasil ekstraksi fitur menjadi data *training* dan *test* menggunakan metode *K-fold cross validation* (K=10), menentukan metode seleksi fitur, menentukan jumlah fitur yang akan digunakan, membuat model pembelajaran dari data *training*, melakukan klasifikasi dari model untuk data *test* dan melakukan evaluasi kinerja model.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | RImg = false(size(inputImg,1),size(inputImg,2)); |
| 2 | RImg = mat2gray(RImg + segImg); |
| 3 | R\_comp\_FImg = zeros(size(RImg,1),size(RImg,2)); |
| 4 | BW = im2bw(RImg); |
| 5 | [L, num] = bwlabel(BW); |
| 6 | for k = 1:num |
| 7 | RImg\_obj = ismember(L, k); |
| 8 | for i=1:8 |
| 9 | numerator = imabsdiff(or(RImg\_obj.\*RImg>=i, ... |
| 10 | RImg\_obj.\*RImg>=i+1), and(RImg\_obj.\*RImg>=i, ... |
| 11 | RImg\_obj.\*RImg>=i+1)); |
| 12 | denominator = RImg\_obj.\*RImg>=i; |
| 13 | d\_R\_comp(i) = sum(numerator(:))/sum(denominator(:)); |
| 14 | End |
| 15 | for i=2:8 |
| 16 | d\_R\_comp\_sum(i-1) = d\_R\_comp(i-1)+d\_R\_comp(i); |
| 17 | End |
| 18 | Try |
| 19 | R\_comp\_F=find(d\_R\_comp\_sum==min(d\_R\_comp\_sum))+1; |
| 20 | R\_comp\_FImg = R\_comp\_FImg + ... |
| 21 | (RImg\_obj.\*RImg>=R\_comp\_F); |
| 22 | Catch |
| 23 | End |
| 24 | End |

Kode Sumber 4.16 Implementasi Kombinasi Tiap Ekstraksi Kontur

Implementasi klasifikasi *region-wise* ditunjukkan pada **Kode Sumber 4.17**. Pada baris 1 hingga 2 implementasi ekstraksi fitur dari citra gabungan kontur. Pada baris 3 hingga 5 implementasi pembagian data *train* dan *test*. Pada baris 6 hingga 9 implementasi seleksi fitur berdasarkan kriteria yang diberikan. Pada baris 10 hingga 14 implementasi klasifikasi menggunakan *classifier* yang diuji dan mengevaluasi hasil yang diberikan.

|  |  |
| --- | --- |
| 1 | [meas, class] = extract\_features(R\_comp\_FImg, … |
| 2 | folder\_image); |
| 3 | indices = crossvalind('Kfold',class,10); |
| 4 | percentage\_train = 60; |
| 5 | num\_ind = 20; |
| 6 | criterion = 'ttest'; |
| 7 | [res\_rankfeat, abs\_val] = rankfeatures(meas',class', ... |
| 8 | 'Criterion', criterion,'NumberOfIndices', num\_ind); |
| 9 | for i = 1:10 |
| 10 | Xtrain = meas(train,res\_rankfeat); Ytrain = class(train,:); |
| 11 | Xtest = meas(test,res\_rankfeat); Ytest = class(test,:); |
| 12 | Mdl = fitcnb(Xtrain, Ytrain); |
| 13 | label = predict(Mdl, Xtest); |
| 14 | ConfusionTrain = confusionmat(label, Ytest); |
| 15 | [m, n] = find(label==Ytest); |
| 16 | Accuracy(i,:) = size(m,1)/sum(test)\*100; |
| 17 | End |
| 18 | Evaluate(k,:) = mean(Accuracy); |

Kode Sumber 4.17 Implementasi Klasifikasi *Region-wise*

**[*Halaman ini sengaja dikosongkan*]**

# BAB V PENGUJIAN DAN EVALUASI

Pada bab ini dibahas tentang hasil uji coba dan evaluasi pada sistem yang telah dirancang dan dibuat pada tugas akhir ini. Uji coba dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem dengan lingkungan uji coba yang telah ditentukan.

## Lingkungan Uji Coba

Dalam proses pengujian sistem, dibutuhkan suatu lingkungan uji coba yang sesuai dengan standar kebutuhan. Uji coba sistem ini dilakukan dengan menggunakan *personal computer* (PC). Berikut ini spesifikasi PC yang digunakan.

* Perangkat keras
  + Intel® Core™ i5-4460S CPU @ 2.90GHz 2.90 GHz
  + *Installed Memory* (RAM) 8,00 GB
* Perangkat lunak
  + Windows 10
  + MATLAB R2017a didukung didukung dengan *toolbox* yaitu *image processing toolbox*
  + Microsoft Excel

## Data Uji Coba

Data uji coba yang digunakan sebagai masukan adalah citra wajah manusia. Dari *Database FERET* dilakukan pemilihan citra sebanyak 1196 buah. Untuk menguji kebenaran dari hasil deteksi, digunakan kelas Fa sebagai *ground truth* yang telah disediakan oleh FERET.

Untuk pemilihan citra dilakukan dengan mengambil citra berdasarkan kelas dari FERET yang tergolong sebagai kelas Fb, Fc, Dup1, Dup 2, sebanyak2345 buah. Contoh citra Fa beserta deteksinya berdasarkan *ground truth* dari FERET ditunjukkan pada **Gambar 5.1**.



(b)

(a)

Gambar 5.1 Citra Wajah FERET

1. **Kelas Fa, (b) Kelas Fb**

## Skenario Uji Coba

Uji coba dilakukan untuk mengetahui nilai-nilai parameter yang tepat untuk digunakan pada masing-masing proses. Penting untuk mengetahui nilai parameter yang tepat karena penggunaan parameter yang tepat akan memberikan hasil yang terbaik pada keluaran tiap proses. Data masukan adalah set Fa dari *dataset* FERET.

Skenario pengujian terdiri dari empat macam yaitu:

Uji coba penentuan jumlah fitur pada transformasi fitur PCA

Uji coba perbandingan classifier

Uji coba metode pembanding

### Uji Coba Penentuan Jumlah Fitur Pada Transformasi Fitur PCA

Uji coba dilakukan dengan mengitung akurasi dari klasifikasi data fitur bentuk citra. Pengujian dilakukan dengan mengganti jumlah fitur menjadi jumlah yang direduksi. Sehingga diketahui seberapa baik nilai fitur yang direduksi menggunakan metode *PCA*  yang dapat memberikan akurasi yang baik dalam mempengaruhi hasil deteksi wajah. Hal ini penting ditentukan karena jumlah tetangga yang sesuai dapat meningkatkan kinerja klasifikasi. Jumlah fitur yang diujikan adalah 250, 500, dan 1000.

Hasil uji coba ditunjukkan pada **Tabel 5.1**.

Tabel 5.1 Hasil Uji Coba Penentuan Jumlah Fitur

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Jumlah Fitur | 250 | 500 | 1000 |
| *Accuracy (%)* |  |  |  |

### Uji Coba Metode Pembanding

Uji coba ini dilakukan untuk membuktikan bahwa metode penggabungan ekstraksi fitur yang diusulkan mengeluarkan output yang optimal berdasarkan akurasinya dalam pengenalan wajah.

Pengujian dilakukan dengan menghitung akurasi dari masing-masing *testing set* Fb, Fc, Dup1, dan Dup2.

Hasil uji coba ditunjukkan pada **Tabel 5.3**.

Tabel 5.3 Hasil Uji Coba

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Ekstraksi Fitur | Transformasi Fitur | Akurasi FERET (%) | | | |
| Fb | Fc | Dup1 | Dup2 |
| POEM | - | 79.1 | 89.1 | 48.8 | 44.8 |
| PCA | 0 | 0 | 0 | 0 |
| MBC | - | **82.1** | **89.6** | **62.2** | **63.6** |
| PCA | 0 | 0 | 0 | 0 |
| MBC+POEM | - |  |  |  |  |
| PCA |  |  |  |  |

# BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

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

## Kesimpulan

Dari hasil pengamatan yang diperoleh dari uji coba dan evaluasi yang dilakukan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Perubahan nilai radius dalam segmentasi eksudat keras dengan metode *active contours* mempengaruhi hasil evaluasi kinerja. Hal ini dikarenakan jumlah nilai intensitas citra hasil *pre-processing* yang diambil pada ukuran radius tertentu mempengaruhi fungsi energi. Besarnya nilai radius dapat medeteksi piksel yang bukan eksudat pada daerah terang dekat pembuluh darah.
2. Pemilihan metode dalam seleksi fitur mempengaruhi hasil evaluasi kinerja. Hal ini dikarenakan tiap metode menghasilkan peringkat fitur yang berbeda berdasarkan analisis statistikanya. Metode seleksi fitur *entropy* memberikan hasil evaluasi kinerja yang baik.
3. Perubahan jumlah fitur yang digunakan dalam melakukan klasifikasi mempengaruhi hasil evaluasi kinerja. Jumlah fitur 50 memberikan hasil evaluasi kinerja yang optimal. Pada kelompok ekstraksi fitur dari analisis nilai intensitas *pre-processing* mempunyai pengaruh besar dalam klasifikasi.
4. Untuk mendapatkan hasil klasifkasi yang optimal, beberapa *classifier* umum diujikan dalam membuat model pembelajaran. *Classifier* *k-Nearest Neighbors* mencapai nilai terbaik untuk tiap nilai metrik yang dievaluasi dibandingkan dengan *classifier* lainnya.
5. Perubahan parameter jumlah tetangga terdekat dalam melakukan klasifikasi KNN diujikan untuk mendapatkan model pembelajaran yang optimal. Nilai jumlah tetangga yang optimal untuk proses klasifikasi KNN adalah 3.
6. Hasil kinerja proses ketepatan segmentasi eksudat menggunakan *active contour* memberikan hasil evaluasi kinerja dengan nilai rata-rata *sensitivity,* ppv*,* dan *f-score*, masing-masing adalah 85.28%, 80.28% dan 82.23%..

## Saran

Saran-saran yang dapat diberikan dalam pengujian metode deteksi eksudat pada *diabetic retinopathy* untuk citra fundus retina adalah sebagai berikut:

Perlu dilakukan perbaikan citra fundus retina berbasis morfologi untuk menghilangkan pembuluh darah pada metode *pre-processing* citra karena hasil citra tanpa menghilangkan pembuluh darah kurang optimal jika digunakan sebagai data masukan untuk proses segmentasi menggunakan metode *active contour*. *Classifier* *region-wise* membuat model pembelajaran untuk kontur terang yang memiliki bentuk beragam atau dikenal eksudat. Jika komponen tersebut diubah, metode yang diusulkan dapat mendeteksi objek lain pada retina seperti lesi gelap (*hemorrhages)*. Kedepannya penelitian untuk mendeteksi lesi gelap tersebut dapat diusulkan.

# LAMPIRAN

# DAFTAR PUSTAKA

# DAFTAR PUSTAKA

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | “Penyakit Diabetic Retinopathy,” Slutena, 16 September 2014. [Online]. Available: https://slutena2017.wordpress.com/2014/09/16/penyakit-diabetic-retinopathy/. [Diakses 13 5 2018]. |
| [2] | T. Walter, J.-C. Klein, P. Massin dan A. Erginay, “A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy – detection of exudates in color fundus images of the human retina,” *IEEE Trans. Med. Imaging,* vol. 21, pp. 1236-1243, 2002. |
| [3] | B. Harangi dan A. Hajdu, “Automatic exudate detection by fusing multiple active contours and regionwise classification,” *Computers in Biology and Medicine,* vol. 54, pp. 156-171, 2014. |
| [4] | J. Xu, O. Chutatape, E. Sung, C. Zheng dan P. C. T. Kuan, “Optic disk feature extraction via modified deformable model technique for glaucoma analysis,” *Pattern Recognition,* vol. 40, no. 7, pp. 2063-2076, 2007. |
| [5] | S. S. Basha dan D. K. S. Prasad, “Automatic Detection of Hard Exudates in Diabetic Retinopathy Using Morphological Segmentation and Fuzzy Logic,” *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security,* vol. 8, pp. 211-218, 2008. |
| [6] | R. Kusumanto dan A. N. Tompunu, “Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB,” *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011 (Semantik 2011),* 2011. |
| [7] | E. R. Dougherty, An introduction to morphological image processing, SPIE Optical Engineering Press, 1992. |
| [8] | R. Fisher, S. Perkins, A. Walker dan E. Wolfart, “Hypermedia Image Processing Reference (HIPR2),” 2003. [Online]. Available: http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/strctel.htm. [Diakses 14 May 2018]. |
| [9] | B. Jähne, Digital Image Processing, Springer, 2015. |
| [10] | “Computer Science 831: Knowledge Discovery in Databases,” Howard Hamilton, 8 June 2012. [Online]. Available: http://www2.cs.uregina.ca/~dbd/cs831/notes/confusion\_matrix/confusion\_matrix.html. [Diakses 14 May 2018]. |
| [11] | K. C. Kirana, “Pembobotan Arah dan Besaran Gradien pada Ant Colony Optimization Untuk Deteksi Tepi Citra,” *Institut Teknologi Sepuluh Nopember,* 2015. |
| [12] | I. G. Adillion, A. Z. Arifin dan D. A. Navastara, “Segmentasi Trabecular Bone pada Dental Panoramic Radiograph menggunakan K-means Clustering dan Root Guided Decision Tree (RGDT),” *Institut Teknologi Sepuluh Nopember,* 2017. |
| [13] | D. Anggarawati, H. Tjandrasa dan A. Yuniarti, “Segmentasi Area Makula pada Citra Fundus Retina dengan Operasi Morfologi,” *Institut Teknologi Sepuluh Nopember,* 2012. |
| [14] | H. Tjandrasa, R. E. Putra, A. Y. Wijaya dan I. Arieshanti, “Classification of non-proliferative diabetic retinopathy based on hard exudates using soft margin SVM,” *2013 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering,* 2013. |
| [15] | R. C. Gonzalez, R. E. Woods dan S. L. Eddins, Digital Image Processing Using MATLAB, New Jersey: Pearson Education, 2004. |
| [16] | “Stanford Exploration Project,” Stanford University, 3 August 1999. [Online]. Available: http://sep.stanford.edu/public/docs/sep99/cohy\_Fig/paper\_html/node15.html. [Diakses 14 May 2018]. |
| [17] | R. J. Qureshi, L. Kovacs, B. Harangi, B. Nagy, T. Peto dan A. Hajdu, “Combining algorithms for automatic detection of optic disc and macula in fundus images,” *Computer Vision and Image Understanding,* pp. 138-145, 2012. |
| [18] | K. Zuiderveld, “Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization,” *Graphics Gems IV,* pp. 474-485, 1994. |
| [19] | J. B. Martinkauppi dan M. Pietikäinen, “Facial skin color modeling,” dalam *Handbook of Face Recognition*, New York, Springer, 2005, pp. 113-135. |
| [20] | C. I. Sanchez, R. Hornero, M. I. Lopez, M. Aboy, J. Poza dan D. Abasolo, “A Novel Automatic Image Processing Algorithm for Detection of Hard Exudates based on Retinal Image Analysis,” *Medical Engineering and Physics,* vol. 30, no. 3, pp. 350-357, 2008. |
| [21] | K. A. Goatman, A. D. Whitwam, A. Manivannan, J. A. Olson dan P. F. Sharp, “Colour normalisation of retinal images,” *Proceedings of the Conference on Medical Image Understanding and Analysis,* pp. 49-52, 2003. |
| [22] | A. J. Framea, P. E. Undrilla, M. J. Creea, J. A. Olsonb, K. C. McHardyc, P. F. Sharpa dan J. V. Forresterb, “A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms,” *Computers in Biology and Medicine,* vol. 28, no. 3, pp. 225-238, May 1998. |
| [23] | A. Hoover dan M. Goldbaum, “Locating the Optic Nerve in a Retinal Image Using the Fuzzy Convergence of the Blood Vessels,” *IEEE Transactions on Medical Imaging,* vol. 22, no. 8, pp. 951-958, 2003. |
| [24] | F. Meyer, “Contrast feature extraction,” *Proceedings of the Symposium on Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine,* pp. 374-380, 1977. |
| [25] | R. T. Whitaker, “A Level-Set Approach to 3D Reconstruction from Range Data,” *International Journal of Computer Vision,* vol. 29, no. 3, pp. 202-231, September 1998. |
| [26] | G. H. John dan P. Langley, “Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers,” *Uncertain. Artif. Intell.,* pp. 338-345, 1995. |
| [27] | “Ensemble based system in decision making,” *IEEE Circuits and Systems Magazine,* vol. 6, no. 3, pp. 21-45, 2006. |

# BIODATA PENULIS

Penulis, **R.Ay. Noormala Nadya**, lahir di Lamongan, 3 Februari 1997. Penulis menempuh pendidikan sekolah dasar di SD Negeri Babat VII (2002-2008). Melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMP Negeri 1 Babat (2008-2011) dan selanjutnya di SMA Negeri 1 Tuban (2008-2011). Selanjutnya penulis melanjutkan pendidikan sarjana di Departemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Selama kuliah, penulis aktif menjadi administrator Laboratorium Komputasi Cerdas dan Visi, dan aktif dalam organisasi tingkat departemen dan kepanitiaan yang mendukung minatnya di bidang kaderisasi. Diantaranya penulis berpartisipasi sebagai anggota Departemen Kaderisasi dan Pemetaan HMTC ITS (2015-2016), anggota Departemen PSDM UKM Robotika ITS (2015-2016), dan *Instructing Committee* (IC) Departemen Kaderisasi dan Pemetaan pada tahun 2017.

Penulis juga mengikuti kegiatan di bidang keminatan sebagai anggota UKM Robotika ITS (2014-2015). Penulis juga mengikuti kegiatan pelatihan, diantaranya berpartisipasi sebagai peserta aktif LKMM Pra Tingkat Dasar FTIf 2014 dan peserta Diklat UKM Robotika ITS 2015. Selain itu, penulis juga berpartisipasi sebagai anggota Sie NLC Schematics 2015 dan Schematics 2016.

Dalam menyelesaikan pendidikan S1, penulis mengambil bidang minat Komputasi Cerdas Visi (KCV) dan memiliki ketertarikan dalam bidang Data Mining, Komputasi Biomedik, Pengolahan Citra Digital dan Visi Komputer.Penulis dapat dihubungi melalui email: [raymalanadya@gmail.com](mailto:raymalanadya@gmail.com)