

**ALGORITMA FACE RECOGNITION DENGAN  
ONE-SHOT LEARNING UNTUK PENCARIAN  
FOTO OTOMATIS BERDASARKAN FOTO  
SELFIE**

**Proposal Tugas Akhir**

Oleh

**Alfandito Rais Akbar  
18222037**



**PROGRAM STUDI SISTEM DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA  
INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG  
Desember 2025**

# **LEMBAR PENGESAHAN**

## **ALGORITMA FACE RECOGNITION DENGAN ONE-SHOT LEARNING UNTUK Pencarian Foto Otomatis BERDASARKAN FOTO SELFIE**

### **Proposal Tugas Akhir**

Oleh

**Alfandito Rais Akbar**  
**18222037**

Program Studi Sistem dan Teknologi Informasi  
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika  
Institut Teknologi Bandung

Proposal Tugas Akhir ini telah disetujui dan disahkan  
di Bandung, pada tanggal 5 Desember 2025

Pembimbing

Dr. Riza Satria Perdana, S.T, M.T.  
NIP. 197006091995121002

## DAFTAR ISI

<b>DAFTAR GAMBAR . . . . .</b>	<b>iv</b>
<b>DAFTAR TABEL . . . . .</b>	<b>v</b>
<b>I PENDAHULUAN . . . . .</b>	<b>1</b>
I.1 Latar Belakang . . . . .	1
I.2 Rumusan Masalah . . . . .	2
I.3 Tujuan . . . . .	3
I.4 Batasan Masalah . . . . .	3
I.5 Metodologi . . . . .	3
<b>II STUDI LITERATUR . . . . .</b>	<b>5</b>
II.1 Pengenalan Wajah <i>Face Recognition</i> . . . . .	5
II.2 Alur dan Komponen Sistem <i>Face Recognition</i> . . . . .	5
II.2.1 Deteksi Wajah ( <i>Face Detection</i> ) . . . . .	6
II.2.2 Pra-pemrosesan dan Normalisasi ( <i>Preprocessing and Alignment</i> ) . . . . .	6
II.2.3 Ekstraksi Fitur Wajah / Representasi Wajah ( <i>Feature Extraction / Face Representation</i> ) . . . . .	7
II.2.4 Pencocokan Wajah ( <i>Face Matching / Classification</i> ) . . . . .	7
II.3 <i>Face Representation Methods</i> . . . . .	8
II.3.1 Metode Berbasis Geometri ( <i>Geometry-based Methods</i> ) . . . . .	9
II.3.2 Metode Holistik ( <i>Holistic Methods</i> ) . . . . .	9
II.3.3 Metode Berbasis Fitur ( <i>Feature-based Methods</i> ) . . . . .	10
II.3.4 Metode Hibrida ( <i>Hybrid Methods</i> ) . . . . .	10
II.3.5 Metode Deep Learning ( <i>Deep Learning Methods</i> ) . . . . .	11
II.4 <i>One-Shot Learning</i> . . . . .	12
II.5 <i>Content-Based Image Retrieval</i> (CBIR) . . . . .	12
II.6 <i>Semantic-Based Image Retrieval</i> . . . . .	13
II.7 Penelitian yang Relevan . . . . .	13
II.7.1 Metode Konvensional dan Relevansinya pada Sumber Daya Terbatas . . . . .	14
II.7.2 Metode <i>Deep Learning</i> dan Tantangan Efisiensi . . . . .	14
<b>III ANALISIS MASALAH . . . . .</b>	<b>16</b>
III.1 Analisis Kondisi Saat Ini . . . . .	16
III.1.1 Analisis Proses Bisnis Pencarian Foto Pribadi . . . . .	16
III.2 Analisis Kebutuhan . . . . .	17

III.2.1	Kebutuhan Fungsional . . . . .	18
III.2.2	Kebutuhan Nonfungsional . . . . .	18
III.2.3	<i>Use Case Diagram</i> . . . . .	19
III.3	Analisis Pemilihan Solusi . . . . .	20
III.3.1	Peluang Teknologi . . . . .	20
III.3.2	Analisis Penentuan Solusi . . . . .	21
<b>IV</b>	<b>DESAIN KONSEP SOLUSI . . . . .</b>	<b>24</b>
IV.1	Diagram Konseptual Sistem . . . . .	24
IV.1.1	Sistem Sebelum ( <i>As-Is</i> ) . . . . .	24
IV.1.2	Sistem Sesudah ( <i>To-Be</i> ) . . . . .	25
IV.1.3	Perbandingan Sistem <i>As-Is</i> dan <i>To-Be</i> . . . . .	25
IV.2	Penjelasan Desain Solusi Sistem . . . . .	26
IV.3	Algoritma <i>Face Recognition</i> . . . . .	28
IV.3.1	Eksplorasi Algoritma Solusi . . . . .	28
IV.3.2	Parameter Perbandingan . . . . .	29
<b>V</b>	<b>RENCANA SELANJUTNYA . . . . .</b>	<b>30</b>
V.1	Rencana Implementasi . . . . .	30
V.1.1	<i>Timeline</i> Implementasi . . . . .	30
V.1.2	Alat yang Dibutuhkan . . . . .	31
V.1.3	Biaya yang Dibutuhkan . . . . .	33
V.2	Rencana Pengujian Sistem . . . . .	34
V.2.1	Metode Pengujian . . . . .	34
V.2.2	Parameter Keberhasilan . . . . .	34
V.3	Analisis Risiko . . . . .	35

## DAFTAR GAMBAR

II.1	Alur <i>Face Recognition</i> secara umum . . . . .	6
III.1	Alur Pencarian Foto dari Ruang Penyimpanan . . . . .	17
III.2	<i>Use Case Diagram</i> . . . . .	20
IV.1	Alur Sistem <i>As-Is</i> . . . . .	24
IV.2	Alur Sistem <i>To-Be</i> . . . . .	25
IV.3	Alur <i>Preprocessing</i> Sistem . . . . .	27
IV.4	Alur Sistem ( <i>query</i> ) . . . . .	27

## DAFTAR TABEL

III.1 <i>Functional Requirement</i> . . . . .	18
III.2 <i>Non-Functional Requirement</i> . . . . .	19
III.3 Perbandingan Peluang Teknologi . . . . .	23
IV.1 Perbandingan Sistem Awal dan Usulan . . . . .	26
V.1 Timeline Rencana Implementasi . . . . .	30
V.2 Alat dan Bahan Penelitian . . . . .	32
V.3 Rencana Anggaran Biaya . . . . .	33
V.4 Indikator Keberhasilan . . . . .	35
V.5 Analisis Risiko dan Strategi Mitigasi . . . . .	35

# BAB I

## PENDAHULUAN

### I.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital dan penggunaan media penyimpanan berbasis *cloud* telah menyebabkan peningkatan jumlah data visual, khususnya foto digital. Pasar fotografi digital global diproyeksikan tumbuh dari \$53.14 miliar pada tahun 2024 menjadi \$70.95 miliar pada tahun 2029, didorong oleh lonjakan pengguna gawai (The Business Research Company 2025). Pertumbuhan pasar ini mengindikasikan bahwa jumlah foto digital yang ada juga semakin meningkat. Akibatnya, pengguna memiliki banyak foto yang tersimpan di perangkat pribadi atau layanan *cloud* seperti Google Drive, OneDrive, dan sebagainya. Hal ini sejalan dengan pertumbuhan pasar penyimpanan *cloud* global yang diperkirakan akan berkembang dari \$161.28 miliar pada tahun 2025 menjadi \$639.40 miliar pada tahun 2032 (Fortune Business Insights 2025). Perkembangan jumlah foto digital ini menciptakan permasalahan baru mengenai Manajemen Informasi Pribadi (*Personal Information Management*), yang tantangannya bukan lagi soal keterbatasan ruang, tetapi tentang kesulitan dalam penemuan kembali informasi (*information retrieval*).

Dalam konteks foto pribadi (foto yang mengandung wajah pengguna), proses pencarian foto secara manual memakan waktu yang lama karena pengguna harus membuka dan memeriksa setiap foto satu per satu. Praktik ini jelas tidak efisien, sehingga menimbulkan kebutuhan akan sebuah sistem yang dapat secara otomatis mengenali dan mengelompokkan foto berdasarkan identitas wajah pengguna.

Dengan kemajuan teknologi *Computer Vision* dan *Machine Learning*, khususnya pada bidang Pengenalan Wajah (*Face Recognition*), memungkinkan untuk dapat mengembangkan sistem yang mampu mendeteksi dan mengidentifikasi wajah seseorang secara otomatis. Pengenalan wajah itu sendiri didefinisikan sebagai metode biometrik untuk mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang dengan memban-

dingkan pola fitur wajah mereka. Dalam implementasinya, pengguna cukup mengambil sebuah foto *selfie*, dan sistem akan secara otomatis melakukan pencarian terhadap seluruh foto yang mengandung wajah pengguna di dalam folder atau drive tertentu. Pendekatan ini merupakan aplikasi praktis dari paradigma *one-shot learning*, yang berarti sistem mampu membuat prediksi yang benar meskipun hanya diberikan satu contoh dari kelas baru, dalam hal ini berarti wajah pengguna (Albayati 2024).

Dalam Tugas Akhir ini, akan dilakukan eksplorasi terhadap berbagai algoritma pengenalan wajah. Meskipun algoritma modern menunjukkan akurasi yang sangat tinggi di lingkungan terkontrol, kinerjanya dapat menurun saat dihadapkan pada skenario aslinya. Eksplorasi ini bertujuan untuk menemukan metode yang paling efektif dan akurat dalam mendeteksi serta mengenali wajah pada kondisi foto yang bervariasi, misalnya perbedaan pencahayaan, pose, ekspresi wajah, dan resolusi gambar.

Diharapkan sistem ini dapat memberikan solusi yang efisien dalam proses pencarian foto pribadi, sekaligus memberikan kontribusi pada pengembangan sistem pengenalan wajah yang adaptif dan mudah diterapkan untuk kebutuhan personal maupun organisasi.

## **I.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah disusun, maka rumusan masalah yang menjadi fokus pembahasan dalam penyusunan Tugas Akhir ini adalah: "Bagaimana merancang dan mengimplementasikan sistem pencarian otomatis foto pribadi berbasis pengenalan wajah dengan memanfaatkan satu foto selfie sebagai acuan pencarian (*query*), dan algoritma pengenalan wajah apa yang paling efektif dan akurat dalam mendeteksi serta mengenali wajah pengguna pada kondisi foto yang bervariasi, sehingga mampu memberikan hasil pencarian terbaik dalam konteks foto pribadi?"

Proses pencarian foto pribadi secara konvensional masih sangat manual. Proses iterasi yang dilakukan ketika memeriksa foto satu per satu sangat menghabiskan waktu dan tidak efisien. Permasalahan ini menciptakan peluang untuk mengembangkan sistem yang dapat mempercepat pencarian foto pribadi dari ruang penyimpanan pribadi atau *cloud*.

Urgensi penyelesaian masalah ini cukup tinggi. Akan tetapi, sistem ini sangat dibutuhkan untuk mempercepat proses pencarian. Dengan adanya sistem ini, proses



konvensional lama dapat terotomatisasi dengan lebih cepat. Selain itu, hasil dari pencarian menjadi konsisten dan tidak terpengaruhi oleh pengguna.

Solusi yang diusulkan adalah mengembangkan sistem pencarian foto pribadi menggunakan *face recognition* dengan *one-shot learning*. Harapannya sistem dapat digunakan untuk mengotomatisasi proses pencarian dan menghasilkan hasil yang akurat.

### **I.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun, maka tujuan dari penyusunan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan melakukan implementasi sistem pencarian otomatis foto pribadi dari folder yang disimpan di perangkat pribadi maupun layanan *cloud*, berbasis *face recognition*, dengan melakukan proses identifikasi dan penyortiran foto secara efisien menggunakan satu foto *selfie* sebagai data acuan (*query*).
2. Mengeksplorasi dan menentukan algoritma *face recognition* yang paling efektif dan akurat untuk digunakan dalam mendeteksi serta mengenali wajah pengguna pada berbagai kondisi foto, seperti perbedaan pencahayaan, pose, ekspresi, dan resolusi gambar, guna memperoleh hasil pencarian terbaik.

### **I.4 Batasan Masalah**

Agar pembahasan dalam tugas akhir ini terarah dan sesuai dengan ruang lingkup Tugas Akhir, maka batasan-batasan yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Sistem difokuskan untuk mengenali dan mencari foto yang menampilkan wajah pengguna berdasarkan satu foto *selfie* sebagai acuan (*query*). Sistem tidak dirancang untuk mengenali banyak individu secara bersamaan atau melakukan klasifikasi *multi-person*.
2. Kualitas foto yang digunakan dalam Tugas Akhir diasumsikan memadai agar wajah dapat terdeteksi dengan jelas. Sistem tidak dioptimalkan untuk menangani foto dengan resolusi sangat rendah, pencahayaan ekstrem, wajah buram, atau wajah yang tertutup secara signifikan.

### **I.5 Metodologi**

Tugas Akhir ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental dan rekayasa sistem. Pendekatan kuantitatif dipilih karena Tugas Akhir berfokus

pada pengukuran performa sistem secara objektif dan numerik, meliputi tingkat akurasi pengenalan wajah, waktu pemrosesan, serta akurasi algoritma terhadap variasi kondisi foto.

Metode eksperimental digunakan untuk menguji beberapa algoritma pengenalan wajah dengan tujuan menentukan algoritma yang paling efektif dalam konteks pencarian foto pribadi berbasis *face recognition*.

Rekayasa sistem dilakukan dengan menggunakan metodologi *Software Development Life Cycle* (SDLC) model *waterfall*. Metode ini dipilih karena memberikan struktur pengembangan yang sistematis, mulai dari analisis kebutuhan hingga evaluasi hasil implementasi. Secara umum, tahapan rekayasa sistem meliputi:

1. Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini dilakukan identifikasi terhadap permasalahan utama pengguna. Selanjutnya, dilakukan penyusunan kebutuhan fungsional dan nonfungsional dari sistem yang akan dibangun.

2. Desain Sistem

Tahap ini mencakup perancangan arsitektur dan alur kerja sistem. Selain itu, menentukan teknologi yang digunakan dalam implementasi sistem.

3. Implementasi

Tahap ini mencakup pengembangan sistem secara penuh menggunakan teknologi dan arsitektur yang telah ditentukan sebelumnya.

4. Pengujian dan Evaluasi

Tahap ini bertujuan untuk mengukur dan membandingkan performa sistem berdasarkan metrik yang telah ditentukan. Evaluasi dilakukan agar sistem dapat memberikan hasil terbaik dalam melakukan operasi.

5. Dokumentasi dan Analisis Hasil

Tahap ini mencakup dokumentasi hasil Tugas Akhir, pembahasan hasil evaluasi, serta analisis kesesuaian antara tujuan Tugas Akhir dan hasil yang diperoleh. Dari hasil analisis, diharapkan kesimpulan yang ditarik dapat menjawab permasalahan utama Tugas Akhir ini.

## **BAB II**

### **STUDI LITERATUR**

#### **II.1 Pengenalan Wajah *Face Recognition***

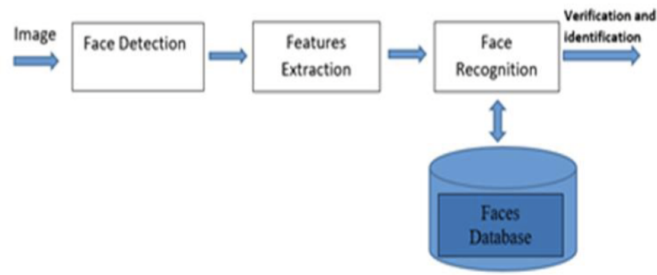
Pengenalan wajah (*Face Recognition*) adalah teknologi yang mampu mengidentifikasi atau memverifikasi identitas subjek dalam gambar atau video. Teknologi ini telah menjadi salah satu bidang penelitian yang paling banyak dikaji dalam ranah *computer vision* dan biometrika. *face recognition* dianggap sebagai salah satu aplikasi biometrik yang paling umum digunakan, sering kali lebih disukai daripada metode lain seperti sidik jari atau pengenalan iris karena sifatnya yang tidak mengganggu (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

Teknologi ini memiliki beragam aplikasi, mulai dari sistem keamanan rumah, pengawasan, kontrol perbatasan, hingga kontrol akses, deteksi penipuan, verifikasi identitas, dan media sosial.

Meskipun populer, *face recognition* tetap menjadi salah satu tantangan biometrik yang paling kompleks, terutama ketika diterapkan di lingkungan yang tidak terkontrol (*in-the-wild*). Hal ini disebabkan oleh tingginya variabilitas yang dapat muncul pada gambar wajah, seperti perbedaan pose kepala, penuaan, oklusi (misalnya masker atau kacamata), kondisi pencahayaan, serta ekspresi wajah.

#### **II.2 Alur dan Komponen Sistem *Face Recognition***

Sistem pengenalan wajah biasanya terdiri dari beberapa *building blocks* atau komponen utama. Menurut Albayati (2024), secara umum, alur *Face Recognition* (*face recognition*) melibatkan tiga teknik kunci, yaitu deteksi wajah, ekstraksi fitur, dan pengenalan wajah (Gambar II.1). Secara lebih rinci, alur *face recognition* mencakup empat tahapan inti, yaitu deteksi wajah, penyelarasan wajah, representasi wajah (ekstraksi fitur), dan pencocokan wajah (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).



Gambar II.1 Alur *Face Recognition* secara umum

Berikut adalah penjelasan setiap komponen beserta teknik-teknik yang terkait.

### II.2.1 Deteksi Wajah (*Face Detection*)

Tahapan ini bertujuan untuk mendeteksi keberadaan wajah pada citra digital. Sistem akan menemukan posisi wajah dan mengembalikan koordinat kotak pembatas (*bounding box*) untuk setiap wajah yang terdeteksi. Keberhasilan tahap ini sangat penting karena menjadi masukan bagi tahap selanjutnya, dan kinerjanya dapat dipengaruhi oleh variasi pencahayaan serta pose wajah (Albayati 2024).

### II.2.2 Pra-pemrosesan dan Normalisasi (*Preprocessing and Alignment*)

Setelah wajah terdeteksi, tahap penyelarasan (*alignment*) atau pemrosesan wajah dilakukan. Tujuannya adalah untuk menyesuaikan skala, rotasi, dan memotong gambar wajah secara konsisten guna mengatasi masalah yang disebabkan oleh variasi pose, pencahayaan, dan oklusi (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

Proses ini biasanya memerlukan penemuan satu set titik-titik penting wajah (*facial landmarks*). Teknik yang umum digunakan meliputi:

#### a. Penyelarasan 2D

Menggunakan transformasi afin (*affine transformation*), yaitu jenis transformasi geometris yang mempertahankan garis lurus dan perbandingan jarak namun tidak selalu mempertahankan sudut atau panjang. Transformasi ini digunakan untuk menyesuaikan wajah berdasarkan titik referensi *landmark*. Pendekatan ini relatif sederhana dan efisien untuk mengoreksi rotasi serta pergeseran posisi wajah.

#### b. Frontalisasi Wajah 3D

Merupakan algoritma yang lebih kompleks yang mampu mengubah pose wajah non-frontal (miring) menjadi pose frontal (menghadap ke depan). Teknik ini meningkatkan konsistensi representasi wajah pada berbagai sudut pan-

dang. Metode ini umumnya memanfaatkan model 3D wajah atau *deep neural network* untuk merekonstruksi struktur wajah secara lebih akurat, sehingga hasil normalisasi wajah tetap mempertahankan karakteristik penting meskipun terjadi variasi pose yang signifikan.

c. Normalisasi *Many-to-One*

Bertujuan untuk memulihkan citra wajah yang terstandarisasi (misalnya wajah frontal) dari beberapa citra non-frontal. Pendekatan ini sering digunakan untuk meningkatkan kualitas data sebelum tahap ekstraksi fitur. Dalam praktiknya, metode ini dapat melibatkan rekonstruksi berbasis model 3D, penyelarasan multi-view, atau teknik pembelajaran mendalam yang menggabungkan informasi dari berbagai sudut pandang untuk menghasilkan representasi wajah yang lebih konsisten, stabil, dan informatif.

### **II.2.3 Ekstraksi Fitur Wajah / Representasi Wajah (*Feature Extraction / Face Representation*)**

Pada tahap representasi wajah, nilai piksel dari citra wajah diubah menjadi sebuah vektor fitur yang ringkas dan diskriminatif, yang juga dikenal sebagai *template*. Secara ideal, seluruh citra wajah dari subjek yang sama seharusnya dipetakan ke vektor fitur yang memiliki kemiripan satu sama lain (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018). Penjelasan lebih detail mengenai komponen ini akan dijelaskan pada Bagian II.3.

### **II.2.4 Pencocokan Wajah (*Face Matching / Classification*)**

Pada tahap *face matching*, sistem membandingkan dua *template* wajah untuk menghasilkan skor kemiripan yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan kedua template tersebut berasal dari individu yang sama (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018). Proses ini memanfaatkan representasi fitur mendalam yang diperoleh dari arsitektur CNN modern seperti AlexNet, VGGNet, GoogleNet, ResNet, dan SENet, yang telah terbukti memberikan performa unggul dalam tugas pengenalan wajah (Albayati 2024).

Dalam penerapannya, *face matching* dapat melibatkan berbagai jenis jaringan, termasuk jaringan dengan kemampuan multitugas maupun jaringan multi-input. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa menggabungkan hasil dari beberapa jaringan dapat memberikan peningkatan kinerja yang signifikan dibandingkan penggunaan satu jaringan saja (Albayati 2024). Dengan demikian, proses pencocokan wajah tidak hanya bergantung pada perhitungan skor kemiripan semata, tetapi juga pada kualitas dan keragaman representasi fitur yang digunakan untuk perbandingan.

### II.3 *Face Representation Methods*

*Face Recognition* merupakan komponen inti dalam sistem pengenalan wajah, dan efektivitasnya sangat bergantung pada kemampuan sistem dalam menghasilkan representasi wajah yang kuat dan diskriminatif. Menurut Trigueros, Meng, dan Hartnett (2018), secara tegas menyatakan bahwa representasi wajah bisa dibilang merupakan komponen terpenting dari sistem pengenalan wajah. Hal ini menegaskan bahwa kualitas representasi menentukan keberhasilan setiap tahap dalam proses identifikasi maupun verifikasi.

Pada tahap ini, citra wajah yang telah melalui proses deteksi dan penyelarasan diubah menjadi sebuah *feature vector* yang ringkas dan mampu membedakan identitas satu individu dengan individu lainnya. Vektor ini berfungsi sebagai *template* yang menjadi dasar proses pencocokan wajah. Tujuan utama dari representasi tersebut adalah memastikan bahwa seluruh citra wajah dari subjek yang sama, terlepas dari variasi sudut pandang, pencahayaan, atau ekspresi, dapat dipetakan ke *feature vector* yang serupa. Tanpa representasi yang akurat dan konsisten, sistem tidak akan mampu melakukan identifikasi dengan baik.

Perkembangan teknologi pengenalan wajah pada dasarnya merupakan perjalanan panjang dalam mencari cara menghasilkan representasi wajah yang semakin baik. Pada metode tradisional, *features* dirancang secara manual menggunakan pendekatan seperti *Local Binary Patterns (LBP)* atau *Gabor*, dengan tujuan membuat representasi tahan terhadap perubahan kondisi. Namun, kemunculan metode *deep learning*, terutama *Convolutional Neural Networks (CNN)*, menjadi terobosan besar karena jaringan ini mampu mempelajari representasi secara otomatis dari jumlah data yang sangat besar, tanpa perlu perancangan *features* manual oleh peneliti.

Walaupun tahap deteksi dan penyelarasan memainkan peran penting dalam mempersiapkan citra masukan, kualitas akhir sistem tetap sangat bergantung pada kemampuan tahap representasi dalam menghasilkan *features* yang benar-benar dapat membedakan identitas individu. Bahkan tahap pencocokan wajah, yang hanya menghitung tingkat kemiripan antara dua *vectors*, sepenuhnya bergantung pada kualitas representasi tersebut. Jika representasi gagal membedakan dua individu yang berbeda, maka algoritma pencocokan yang paling canggih sekalipun tidak akan mampu menghasilkan identifikasi yang benar. Dengan demikian, *Face Recognition* merupakan tahap yang sangat kritis dan menjadi fondasi utama bagi keberhasilan keseluruhan sistem pengenalan wajah (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

### II.3.1 Metode Berbasis Geometri (*Geometry-based Methods*)

Penelitian awal mengenai pengenalan wajah, seperti yang dilakukan pada tahun 1970-an, berfokus pada metode yang menggunakan teknik pemrosesan citra untuk mencocokkan fitur-fitur sederhana yang menggambarkan geometri wajah. Trigueros, Meng, dan Hartnett (2018) menjelaskan bahwa metode ini mendeteksi lokasi serangkaian *landmark* wajah (seperti mata, hidung, dan mulut) dan mengukur posisi relatif serta jarak di antara titik-titik tersebut. Meskipun metode ini memiliki keunggulan dalam kecepatan komputasi dan penggunaan memori yang rendah, akurasi pengenalannya umumnya lebih rendah dibandingkan metode yang menggunakan informasi gradien citra (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

Karakteristik utama dari metode ini dimulai dengan tahap ekstraksi fitur lokal, di mana sistem secara otomatis mendeteksi lokasi titik-titik *fiducial* penting pada wajah, seperti koordinat mata, hidung, mulut, dan kontur dagu, untuk menangkap konfigurasi topologis wajah (Brunelli dan Poggio 1993). Berdasarkan titik-titik tersebut, sistem kemudian menghitung serangkaian parameter geometris yang mencakup pengukuran kuantitatif berupa jarak antar fitur (seperti jarak interokular), ukuran komponen wajah, serta sudut-sudut relasional antar fitur (Zhao dkk. 2003). Seluruh data pengukuran ini selanjutnya dikompilasi menjadi sebuah vektor fitur numerik—seperti vektor 35-dimensi yang digunakan dalam eksperimen terkait—yang merepresentasikan struktur wajah secara ringkas untuk digunakan dalam proses klasifikasi.

### II.3.2 Metode Holistik (*Holistic Methods*)

Metode holistik merepresentasikan wajah menggunakan keseluruhan area wajah sebagai input. Pendekatan ini sering kali bekerja dengan memproyeksikan citra wajah ke dalam ruang berdimensi rendah untuk membuang detail yang tidak perlu. Salah satu pendekatan paling populer adalah *Principal Component Analysis* (PCA) atau yang dikenal sebagai *eigenfaces*, serta *Linear Discriminant Analysis* (LDA) atau *Fisherfaces* (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

PCA bekerja dengan mencari proyeksi linier yang memaksimalkan total scatter (total sebaran) dari semua gambar wajah dalam database. Secara teknis, ini optimal untuk merekonstruksi gambar (*reconstruction*) dari basis dimensi rendah (Belhumeur, Hespanha, dan Kriegman 1997). Wajah direpresentasikan sebagai kombinasi linier dari basis *images* (*eigenfaces*). Pengenalan dilakukan dengan mencocokkan bobot proyeksi citra baru dengan bobot yang ada di *database* (Zhao dkk. 2003).

LDA bertujuan untuk mencari matriks proyeksi  $W$  yang memaksimalkan varians antar-kelas (*between-class*) sekaligus meminimalkan varians dalam-kelas (*within-class*). Berdasarkan Trigueros, Meng, dan Hartnett (2018), fungsi tujuan untuk LDA dapat dituliskan pada Persamaan II.1:

$$W^* = \arg \max_W \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \quad (\text{II.1})$$

$S_b$  adalah matriks *scatter* antar-kelas dan  $S_w$  adalah matriks *scatter* dalam-kelas. Metode holistik lain yang juga dikembangkan meliputi *Support Vector Machines* (SVM) dan *Sparse Representation-based Classification* (SRC).

### II.3.3 Metode Berbasis Fitur (*Feature-based Methods*)

Berbeda dengan metode holistik, metode berbasis fitur memanfaatkan fitur lokal yang diekstraksi dari berbagai lokasi pada citra wajah. Metode ini cenderung lebih tangguh (*robust*) terhadap variasi lokal seperti ekspresi wajah atau pencahayaan (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018). Contoh populer dari metode ini termasuk *Local Binary Patterns* (LBP), SIFT, dan Gabor wavelets.

Dalam penggunaan histogram deskriptor LBP, kemiripan antara dua vektor fitur  $a$  dan  $b$  sering kali diukur menggunakan jarak *Chi-square* berbobot, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan II.2:

$$\chi^2(a, b) = \sum_i \frac{w_i (a_i - b_i)^2}{a_i + b_i} \quad (\text{II.2})$$

dimana  $w_i$  adalah bobot yang mengontrol kontribusi koefisien ke- $i$  dari vektor fitur (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

### II.3.4 Metode Hibrida (*Hybrid Methods*)

Metode hibrida menggabungkan teknik dari metode holistik dan berbasis fitur untuk mendapatkan keuntungan dari kedua pendekatan tersebut. Pendekatan hibrida yang paling umum adalah mengekstraksi fitur lokal (seperti LBP atau SIFT) dan kemudian memproyeksikannya ke dalam sub-ruang berdimensi rendah yang diskriminatif menggunakan PCA atau LDA (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

Sebagai contoh, Trigueros, Meng, dan Hartnett (2018) menyebutkan metode yang



menggunakan representasi wajah berdimensi tinggi dengan mengekstraksi deskriptor *multi-scale* LBP di sekitar *landmark* wajah, yang kemudian direduksi dimensinya. Optimasi proyeksi matriks linear jarang ( $B$ ) pada metode hibrida tertentu dapat diformulasikan sebagai masalah minimisasi berikut:

$$\min_B ||Y - B^T X||_2^2 + \lambda ||B||_1 \quad (\text{II.3})$$

dimana suku pertama adalah kesalahan rekonstruksi antara fitur dimensi tinggi  $X$  dan fitur dimensi rendah  $Y$ , serta suku kedua memaksakan *sparsity* pada matriks proyeksi  $B$  (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018).

### II.3.5 Metode Deep Learning (*Deep Learning Methods*)

Metode berbasis *neural networks* (yang menjadi fondasi *deep learning*) didefinisikan sebagai pendekatan yang menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan untuk mempelajari representasi wajah secara otomatis dari data pelatihan. Pendekatan ini bertujuan untuk menawarkan kemampuan generalisasi yang lebih besar melalui pembelajaran (*learning*) dibandingkan dengan metode linier standar seperti PCA atau LDA (Zhao dkk. 2003).

Dalam perkembangannya, *deep learning* digunakan untuk mengekstraksi fitur tingkat tinggi yang lebih bermakna (*meaningful high-level features*) secara langsung dari citra, yang membantu menjembatani kesenjangan semantik (*semantic gap*) yang sering dihadapi oleh metode ekstraksi fitur tradisional (Qazanfari, AlyanNezhadi, dan Khoshdaregi 2023).

Metode *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), telah menjadi standar terkini dalam pengenalan wajah karena kemampuannya untuk belajar fitur yang tangguh dari data pelatihan berskala besar (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018). Salah satu aspek kunci dalam pelatihan CNN adalah fungsi *loss*.

Selain *Softmax loss* standar, *Triplet Loss* digunakan untuk memisahkan jarak antara pasangan positif dan negatif dengan margin tertentu. Kondisi yang harus dipenuhi untuk setiap *triplet* dijelaskan pada Persamaan II.4:

$$||f(x_a) - f(x_p)||_2^2 + \alpha < ||f(x_a) - f(x_n)||_2^2 \quad (\text{II.4})$$

dimana  $x_a$  adalah citra *anchor*,  $x_p$  adalah citra dari subjek yang sama (*positive*),  $x_n$  adalah citra dari subjek berbeda (*negative*), dan  $\alpha$  adalah margin (Trigueros, Meng, dan Hartnett 2018). Perkembangan terbaru juga memperkenalkan margin aditif atau multiplikatif ke dalam fungsi *softmax* untuk meningkatkan kemampuan diskriminatif model.

## II.4 *One-Shot Learning*

*One-Shot Learning* (OSL) adalah sebuah pendekatan yang meniru kemampuan unik manusia untuk mengenali wajah hanya dengan satu kali lihat. Dalam banyak skenario dunia nyata, pengumpulan *dataset* gambar wajah berskala besar sering kali sulit dilakukan. Pada umumnya, tugas identifikasi hanya memiliki satu atau sedikit sampel per individu. Metode *deep learning* konvensional seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) biasanya memerlukan data pelatihan dalam jumlah besar dan cenderung berkinerja buruk jika dilatih dengan input yang sangat terbatas (Albayati 2024).

Algoritma OSL dirancang untuk mengatasi masalah kelangkaan data tersebut. Dalam konteks pengenalan wajah, OSL bertujuan untuk mengembangkan sistem yang mampu belajar dan mengenali individu hanya dari satu gambar (atau satu sampel) per kelas.

Salah satu teknik yang umum digunakan untuk mencapai hal ini adalah *Siamese Network*. Alih-alih melakukan klasifikasi gambar secara langsung, *Siamese Network* dilatih untuk mempelajari fungsi kesamaan (*similarity function*). Jaringan ini menerima dua gambar sebagai masukan dan menghasilkan skor yang menunjukkan seberapa mirip kedua gambar tersebut, apakah berasal dari orang yang sama atau tidak (Albayati 2024).

## II.5 *Content-Based Image Retrieval (CBIR)*

*Content-Based Image Retrieval* (CBIR) didefinisikan sebagai sistem krusial dalam bidang *computer vision* yang memungkinkan pencarian dan temu kembali gambar berdasarkan analisis konten visualnya secara langsung, alih-alih bergantung pada metadata tekstual seperti kata kunci atau *tag*. Dalam konteks ini, konten visual diterjemahkan sebagai fitur tingkat rendah (*low-level features*) yang diekstraksi dari citra, yang meliputi karakteristik warna, tekstur, dan bentuk. Secara operasional, mekanisme kerja CBIR dimulai dengan tahap ekstraksi fitur di mana atribut visual diambil untuk membangun representasi konten dari gambar tersebut. Algoritma

sistem kemudian membandingkan representasi fitur dari gambar *query* (input pengguna) dengan representasi fitur dari seluruh gambar yang tersimpan dalam basis data. Proses ini bertujuan untuk mengambil gambar-gambar yang memiliki tingkat kemiripan visual tertinggi dengan kueri. Meskipun efektif dalam mengidentifikasi kesamaan visual, kinerja CBIR sering kali dihadapkan pada tantangan *semantic gap*, yaitu kesenjangan antara fitur visual tingkat rendah dan konsep semantik tingkat tinggi yang dipahami manusia, sehingga integrasi metode seperti *Relevance Feedback* (RF) sering diperlukan untuk menjembatani kesenjangan tersebut dan meningkatkan akurasi pencarian (Qazanfari, AlyanNezhadi, dan Khoshdaregi 2023).

## II.6 *Semantic-Based Image Retrieval*

*Semantic Image Retrieval* didefinisikan sebagai pendekatan strategis untuk menjembatani kesenjangan semantik (*semantic gap*) antara fitur visual tingkat rendah (seperti tekstur dan warna) dengan konsep semantik tingkat tinggi yang dipahami manusia, yang bertujuan menciptakan proses temu kembali yang tidak hanya akurat tetapi juga dapat dijelaskan (*interpretable*). Metode utama yang diterapkan untuk mencapai hal ini adalah *Bag-of-Words Association Mapping*, yang diawali dengan tahapan ekstraksi fitur mendalam melalui teknik pemotongan citra dua kali (*double slicing*) guna menangkap detail objek kecil, diikuti dengan pengambilan fitur tekstur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dan fitur warna berbasis momen.

Fitur-fitur visual yang telah diekstraksi kemudian dipecah menjadi kata-kata visual (*visual words*) menggunakan algoritma *K-means clustering* untuk membentuk kamus fitur. Untuk menerjemahkan kata-kata visual ini menjadi makna, sistem menerapkan algoritma *Improved FP-Growth* yang berfungsi menambang aturan asosiasi yang kuat antara pola visual dan label semantik, lengkap dengan perhitungan nilai kepercayaan (*confidence*) untuk setiap aturan. Pada tahap akhir, proses pencarian dilakukan dengan menghitung kemiripan menggunakan metode TF-IDF yang dikombinasikan dengan probabilitas aturan, serta diperkuat oleh mekanisme umpan balik (*feedback mechanism*) yang secara dinamis mengoreksi bobot probabilitas semantik pada hasil yang salah untuk meningkatkan presisi pencarian di masa depan (Li dkk. 2023).

## II.7 *Penelitian yang Relevan*

Bagian ini akan menjelaskan mengenai penelitian sebelumnya yang relevan dengan Tugas Akhir ini. Penelitian tersebut akan digunakan sebagai fondasi sebagai *research*

ch gap untuk meningkatkan keterbaruan Tugas Akhir ini.

### **II.7.1 Metode Konvensional dan Relevansinya pada Sumber Daya Terbatas**

Penelitian terdahulu yang dirangkum oleh Zhao dkk. (2003) mengklasifikasikan metode pengenalan wajah ke dalam pendekatan holistik, berbasis fitur, dan hibrida. Metode holistik seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dinilai efisien untuk rekonstruksi wajah namun memiliki kelemahan signifikan terhadap variasi pencahayaan, sedangkan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) terbukti lebih unggul dalam membedakan identitas asalkan tersedia sampel pelatihan yang cukup. Di sisi lain, metode berbasis fitur seperti *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM) dianggap lebih tangguh terhadap perubahan pose, meskipun kinerjanya sangat bergantung pada akurasi deteksi fitur lokal yang sering kali tidak stabil.

Meskipun metode-metode ini sering dianggap usang dalam literatur modern, penelitian ini menyoroti bahwa metode seperti LDA memiliki keunggulan teoritis dalam kondisi komputasi ringan dan sampel terbatas. Namun, literatur yang ada kurang mengeksplorasi secara empiris apakah efisiensi dan kesederhanaan metode konvensional ini masih menjadikannya solusi terbaik (paling optimal) dibandingkan metode modern untuk skenario dengan sumber daya perangkat keras yang sangat terbatas atau ketika data pelatihan sangat sedikit.

### **II.7.2 Metode Deep Learning dan Tantangan Efisiensi**

Penelitian oleh Trigueros, Meng, dan Hartnett (2018) menyoroti pergeseran paradigma dari fitur buatan tangan (*hand-crafted*) menuju fitur yang dipelajari secara otomatis (*learned features*) melalui *deep learning*. Mereka menegaskan bahwa metode tradisional telah banyak digantikan oleh *convolutional neural networks* (CNNs) karena kemampuan CNN mempelajari fitur diskriminatif dari data berskala besar, yang membuatnya jauh lebih tangguh terhadap variasi ekstrem seperti pose dan ekspresi wajah (*faces in-the-wild*). Arsitektur seperti *DeepFace* dan *FaceNet* telah menetapkan standar baru dalam akurasi pengenalan wajah.

Penelitian ini menunjukkan superioritas akurasi CNN. Penelitian ini juga mencatat adanya ketergantungan yang tinggi pada komputasi berat dan *dataset* masif (jutaan gambar) untuk menghindari *overfitting*. Kesenjangan yang muncul di sini adalah kurangnya studi komparatif yang mengevaluasi apakah kompleksitas dan biaya tinggi dari CNN benar-benar sepadan dengan peningkatan akurasinya untuk aplikasi skala kecil. Studi ini diperlukan untuk mengisi celah tersebut dengan membandingkan

secara langsung metode *deep learning* melawan metode tradisional pada secara adil (*dataset* yang sama dan terbatas) untuk menentukan metode mana yang paling efektif secara keseluruhan, bukan hanya yang paling akurat.

## **BAB III**

### **ANALISIS MASALAH**

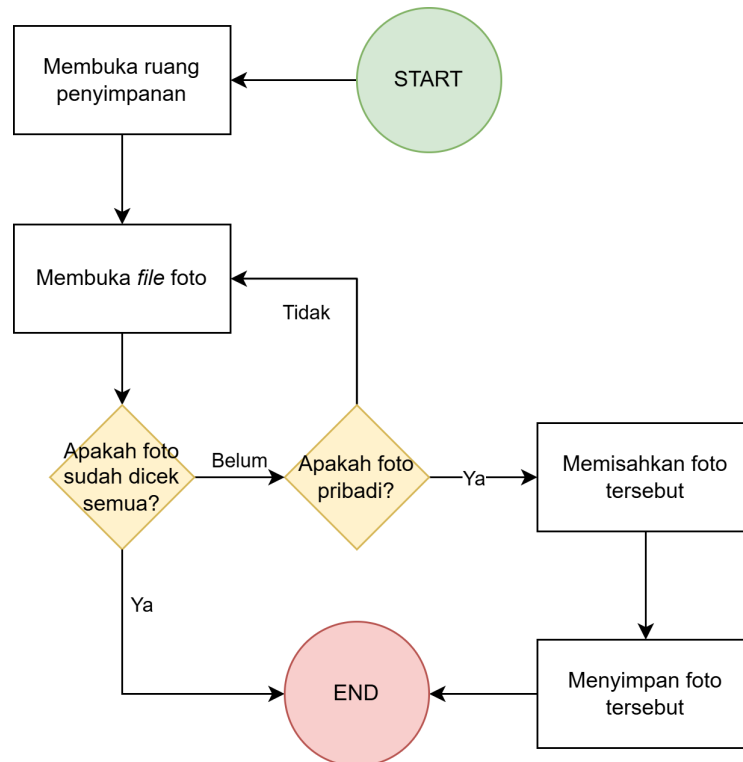
#### **III.1 Analisis Kondisi Saat Ini**

Bagian ini akan menjelaskan hasil analisis dari kondisi saat ini terkait dengan pencarian foto pribadi. Foto pribadi yang dimaksud pada tugas akhir merupakan foto yang mengandung wajah dari pemilik foto tersebut.

##### **III.1.1 Analisis Proses Bisnis Pencarian Foto Pribadi**

Pada kondisi saat ini, pengguna digital sering kali memiliki kumpulan foto yang disimpan dalam ruang penyimpanan lokal ataupun *cloud*. Dengan meningkatnya jumlah foto yang disimpan dalam ruang penyimpanan tersebut, semakin sulit bagi pengguna untuk mengelolanya, apalagi jika ruang penyimpanan menyimpan selain foto pengguna. Ketika pengguna ingin mencari foto pribadi (Foto yang mengandung wajah diri pengguna) dari ruang penyimpanan tersebut, pengguna akan kesulitan untuk menyaring antara foto pribadi dengan foto lainnya. Oleh karena itu, diperlukan analisis mendalam untuk mengetahui perilaku pengguna dalam menyaring foto tersebut.

Dari gambar III.1, proses pencarian/penyaringan foto pribadi masih dilakukan secara manual. Pengguna harus melakukan iterasi dengan membuka *file* foto dan melakukan cek apakah foto tersebut foto pribadi atau bukan (Yang mengandung wajah diri pengguna). Proses iterasi ini berlangsung lama, karena iterasi akan terus dilakukan hingga foto pada ruang penyimpanan sudah dicek semua. Hal ini akan menimbulkan masalah apabila jumlah foto dalam ruang penyimpanan sangat banyak, akibatnya pengguna akan mengalami kerugian waktu dengan melakukan proses penyaringan tersebut. Foto yang sudah dicek dan merupakan foto pribadi selanjutnya akan dipisahkan dari ruang penyimpanan. Pengguna dapat membuat folder atau album baru yang kemudian diisi dengan foto pribadinya.



Gambar III.1 Alur Pencarian Foto dari Ruang Penyimpanan

Proses pencarian/penyaringan foto secara manual ini memiliki kekurangan. Dengan meningkatnya jumlah foto dalam ruang penyimpanan, maka akan semakin lama juga proses pencariannya. Pengguna perlu meluangkan waktu hanya untuk membuka dan melakukan cek terhadap foto yang disimpan. Selain itu, proses ini rawan terjadi kesalahan dalam penyaringan fotonya. Jumlah foto yang banyak dapat membuat pengguna kebingungan dan lupa dengan foto yang sudah di cek dan foto pribadi dari ruang penyimpanan. Akibatnya, pengguna bisa mengulangi proses cek terhadap foto yang sudah di cek sebelumnya. Kedua masalah tersebut akan rawan terjadi seiring dengan meningkatnya jumlah foto yang disimpan dalam ruang penyimpanan.

### III.2 Analisis Kebutuhan

Berdasarkan hasil analisis kondisi saat ini dari sistem, maka akan dilakukan penyusunan kebutuhan (*Requirement*) untuk membantu dalam perancangan solusi. Kebutuhan akan dibagi menjadi dua, yaitu kebutuhan fungsional (*Functional Requirement*) dan kebutuhan nonfungsional (*Non-Functional Requirement*).

### III.2.1 Kebutuhan Fungsional

Berdasarkan hasil analisis kondisi, diperlukan suatu sistem yang dapat menyelesaikan permasalahan utama yang didapat. Sistem yang dirancang harus dapat memudahkan dan memangkas waktu tunggu pengguna dalam mencari/menyaring foto pribadi yang disimpan baik dalam ruang penyimpanan lokal ataupun *cloud*.

Kebutuhan fungsional mencakup fungsi-fungsi utama yang harus dimiliki oleh sistem dalam memenuhi tujuan penggunaannya. Kebutuhan fungsional sistem yang dirancang harus dapat menerima kumpulan foto pengguna dalam satu masukan untuk nantinya dilakukan penyaringan didalamnya. Selanjutnya, sistem harus dapat mengidentifikasi foto pribadi dari kumpulan foto yang didapat dari masukan pengguna sebelumnya. Terakhir, sistem harus dapat memisahkan foto pribadi yang telah diidentifikasi dan memasukkannya dalam satu daftar sebagai keluaran dari sistem, sehingga pengguna dapat mengunduh hasil pencarian/penyaringan. Semua kebutuhan fungsional tersebut telah dirangkum dan diberi kode identifikasi dalam Tabel III.1 untuk memudahkan dalam dokumentasi.

Tabel III.1 *Functional Requirement*

Kode	Nama Kebutuhan
FR1	Sistem dapat menerima masukan berupa kumpulan foto dari pengguna dalam satu masukan.
FR2	Sistem dapat mengidentifikasi foto pribadi (Yang mengandung wajah diri pengguna) dari kumpulan foto pengguna yang telah di- <i>input</i> .
FR3	Sistem dapat memisahkan dan menyimpan foto pribadi yang telah diidentifikasi dalam satu <i>list</i> sebagai keluaran dari sistem.

### III.2.2 Kebutuhan Nonfungsional

Selain fungsi-fungsi utama sistem yang telah didefinisikan sebelumnya, diperlukan kebutuhan nonfungsional sebagai fungsi pendukung untuk menentukan bagaimana sistem harus beroperasi. Kebutuhan ini berupa kebutuhan nonfungsional yang mencakup karakteristik kualitas dan batasan sistem. Kebutuhan nonfungsional mencakup aspek *Performance* (kinerja), *reliability* (keandalan), dan *scalability* (skalabilitas). Semua kebutuhan nonfungsional telah dirangkum dan diberi kode identifikasi dalam Tabel III.2 untuk memudahkan dalam dokumentasi.



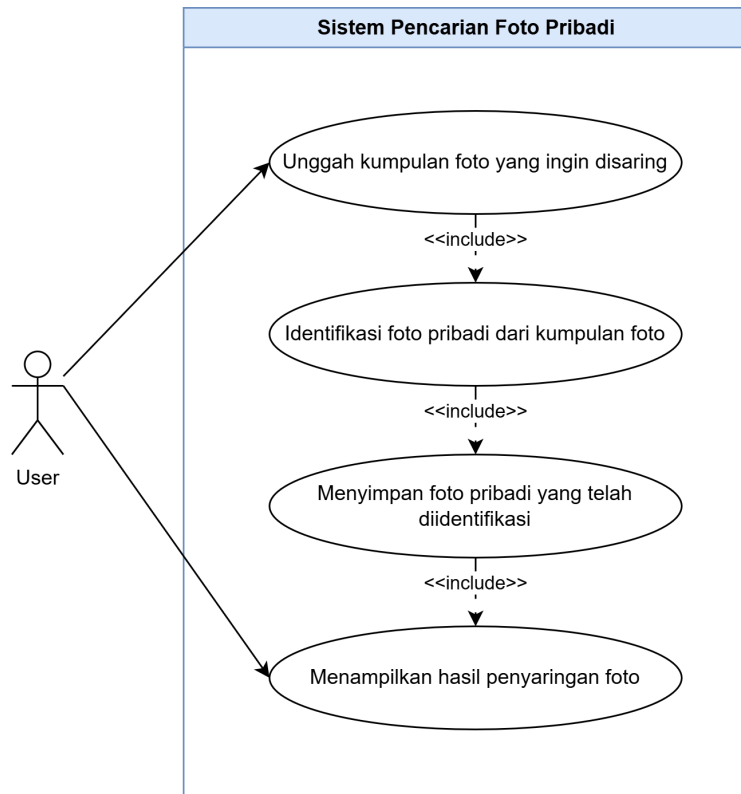
Tabel III.2 *Non-Functional Requirement*

Kode	Aspek	Nama Kebutuhan
NF1	<i>Performance</i>	Sistem dapat memproses rata-rata satu foto dalam waktu kurang dari 1 detik menggunakan spesifikasi perangkat keras standar
NF2	<i>Performance</i>	Sistem memiliki tingkat akurasi ( <i>accuracy</i> ) minimal 85% dalam mengidentifikasi foto pribadi
NF3	<i>Reliability</i>	Sistem tidak mengalami <i>crash</i> (berhenti mendadak) saat menemui <i>file</i> gambar yang rusak ( <i>corrupt</i> ), format tidak didukung, atau foto tanpa wajah
NF4	<i>Scalability</i>	Sistem harus mampu memproses masukan <i>dataset</i> dalam jumlah besar (minimal 500 - 1.000 foto) dalam satu kali eksekusi tanpa mengalami kegagalan memori

### III.2.3 Use Case Diagram

Berdasarkan kebutuhan fungsional yang telah didefinisikan, diperlukan analisis untuk mengetahui bagaimana fungsionalitas sistem dari perspektif pengguna. Untuk menggambarannya, digunakan *use case* diagram yang menjelaskan apa yang dapat dilakukan pengguna terhadap sistem. Diagram ini menunjukkan hubungan antara aktor (pengguna) dengan *use case* (fungsi utama) yang dapat dilakukan oleh sistem.

Pada Gambar III.2, diagram tersebut menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem pencarian foto pribadi. Pengguna disini berperan sebagai aktor utama yang memulai alur dengan mengunggah kumpulan foto yang ingin diproses. Sistem kemudian akan melakukan identifikasi foto pribadi dari daftar foto yang sudah dimasukkan sebelumnya. Apabila foto merupakan daftar pribadi, sistem akan memisahkannya dan menyimpan foto hasil identifikasi tersebut. Ketika hasil identifikasi selesai, pengguna dapat melihat hasil pencarian dari kumpulan foto yang telah dimasukkan sebelumnya. Diagram ini menunjukkan bahwa sistem akan dirancang secara otomatis dan berurutan mulai dari masukan foto pengguna hingga menampilkan hasil pencarian, ini bertujuan untuk memudahkan dan mengurangi waktu yang diperlukan pengguna dalam proses pencarian foto pribadi.



Gambar III.2 Use Case Diagram

### III.3 Analisis Pemilihan Solusi

Untuk memenuhi kebutuhan sistem yang telah didefinisikan, diperlukan solusi terbaik yang dapat memenuhi aspek fungsional dan nonfungsional. Perancangan solusi akan menghasilkan alternatif-alternatif solusi, sehingga perlu untuk melakukan analisis dan penilaian untuk tiap alternatif solusi yang ada. Dengan demikian, solusi yang terbaik yang dipilih dapat menjawab tujuan dari sistem yang ingin dikembangkan.

#### III.3.1 Peluang Teknologi

Setelah melakukan berbagai eksplorasi terhadap peluang penggunaan teknologi untuk menyelesaikan kebutuhan utama, terdapat tiga peluang penggunaan teknologi yang mungkin digunakan.

##### 1. Pendekatan Berbasis Konten Citra (*Content-Based Image Retrieval / CBIR*)

Cara kerja pendekatan ini dengan membandingkan karakteristik visual dari foto, seperti warna dominan, tekstur, bentuk, atau pola visual lainnya. Dengan membandingkan karakteristik tersebut, sistem dapat menemukan foto yang secara visual mirip dengan contoh yang diberikan. Kelebihan dari pendekat-

an ini adalah dapat diterapkan tanpa memerlukan anotasi manual. Kelemahan dari pendekatan ini adalah CBIR hanya dapat mengukur kesamaan visual secara umum, sehingga tidak bisa mengukur kesamaan identitas wajah pengguna. Dua foto yang menampilkan orang berbeda tetapi memiliki pencahayaan atau latar serupa bisa saja dianggap mirip oleh sistem, sehingga tidak cocok untuk kebutuhan pencarian berbasis individu.

## 2. Pendekatan Berbasis Atribut atau Objek Semantik (*Semantic-Based Image Retrieval*)

Metode ini memanfaatkan deteksi objek atau atribut tertentu dalam foto, seperti pakaian, latar belakang, atau aktivitas yang sedang dilakukan. Sistem dapat menyaring foto berdasarkan ciri kontekstual, misalnya foto saat memakai kacamata atau foto di pantai. Pendekatan ini mampu mempersempit hasil pencarian, tetapi tidak mampu memastikan identitas pengguna secara biometrik, karena fokusnya bukan pada wajah melainkan konteks visual.

## 3. Pendekatan Berbasis *Face Recognition* dengan *One-Shot Learning*

Pendekatan ini menggunakan teknik *computer vision* dan *machine learning* untuk mendeteksi, mengekstraksi, dan mencocokkan ciri biometrik wajah seseorang. Dengan hanya memberikan satu foto selfie sebagai acuan (*one-shot query*), sistem dapat menemukan dan mengelompokkan semua foto yang mengandung wajah pengguna dalam *dataset*. Kelebihan utama metode ini adalah kemampuan identifikasi yang spesifik terhadap individu, tingkat akurasi tinggi, serta kemudahan penerapan pada *dataset* berskala besar. Meskipun memerlukan komputasi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan lain, metode ini paling relevan dan efektif untuk konteks pencarian foto pribadi yang berfokus pada identitas wajah.

### III.3.2 Analisis Penentuan Solusi

Berdasarkan peluang teknologi yang dijelaskan pada bagian sebelumnya, teknologi yang paling relevan untuk digunakan pada kasus ini adalah *face recognition*. Inti dari permasalahan utama adalah identifikasi. Solusi yang dipilih harus mampu mendeteksi dan mengelompokkan foto yang mengandung wajah diri pengguna. Dari ketiga peluang teknologi, hanya *face recognition* yang secara definisi merupakan metode biometrik yang dapat mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang dengan membandingkan pola fitur wajah. Ini menjadikan *face recognition* satu-satunya solusi yang secara spesifik menargetkan identitas individu, bukan hanya kemiripan visual umum atau konteks foto.

Selain itu, sistem ini dapat mengimplementasikan konsep *One-Shot Learning* yang dijelaskan pada Bagian II.4. Dalam OSL, sistem harus dapat membuat prediksi yang benar meskipun hanya diberikan satu contoh dari kelas baru. Penggunaan satu foto *selfie* sebagai data acuan *query* untuk membandingkan dengan seluruh kumpulan foto adalah aplikasi langsung dari paradigma OSL. Algoritma *face recognition* modern, seperti yang menggunakan *Siamese Network* atau *Triplet Loss* memang dirancang untuk mempelajari fungsi kesamaan ini.

Dua peluang teknologi lain yang sempat dipertimbangkan tidak mampu memenuhi kebutuhan yang telah didefinisikan sebelumnya. Pada CBIR, pendekatan ini hanya mengukur kesamaan berdasarkan karakteristik visual tingkat rendah seperti warna, tekstur, atau bentuk secara umum. CBIR tidak dapat mengukur kesamaan identitas wajah yang spesifik, sehingga gagal memisahkan foto pengguna dengan foto orang lain yang mungkin memiliki latar belakang atau pencahayaan yang mirip. Sedangkan, pendekatan berbasis atribut atau objek semantik, hanya berfokus pada penyaringan berdasarkan konteks atau objek dalam foto (misalnya, mencari foto di pantai, atau foto yang memakai kacamata). Meskipun dapat mempersempit hasil, metode ini tidak mampu memverifikasi identitas pengguna secara biometrik. Analisis antara peluang teknologi dapat dilihat dengan rangkum dan terstruktur di Tabel III.3

Berdasarkan hasil analisis, pendekatan berbasis *face recognition* dengan *one-shot learning* adalah solusi yang paling relevan dan efektif karena kelebihan utamanya terletak pada kemampuan untuk melakukan identifikasi spesifik individu. Meskipun memerlukan komputasi yang lebih tinggi, metode ini secara langsung menjawab tujuan sistem untuk menyaring dan mengelompokkan foto berdasarkan identitas wajah pengguna. Oleh karena itu, eksplorasi selanjutnya akan difokuskan pada penentuan algoritma *face recognition* yang paling akurat untuk mengatasi variasi kondisi foto.

Tabel III.3 Perbandingan Peluang Teknologi

Alternatif Solusi	Kelebihan	Kekurangan	Relevansi
1. Berbasis Konten Citra (CBIR)	Dapat diterapkan tanpa memerlukan anotasi manual.	Hanya mengukur kesamaan visual secara umum, tidak dapat mengukur kesamaan identitas wajah pengguna. Rentan terhadap foto yang berbeda orang tetapi memiliki latar atau pencahayaan serupa.	Rendah
2. Berbasis Atribut Semantik	Mampu mempersempit hasil pencarian berdasarkan ciri kontekstual (misalnya, di pantai, memakai kacamata).	Tidak mampu memastikan identitas pengguna secara biometrik karena fokusnya bukan pada wajah melainkan konteks visual.	Rendah
3. Berbasis <i>Face Recognition</i>	Kemampuan identifikasi yang spesifik terhadap individu. Tingkat akurasi tinggi dan kemudahan penerapan pada <i>dataset</i> berskala besar. Mendukung paradigma <i>one-shot query</i> .	Memerlukan komputasi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan lain. Kinerja dapat menurun saat dihadapkan pada foto dengan variasi ekstrem (pencahayaan, pose, oklusi).	Tinggi (Solusi Pilihan)

## BAB IV

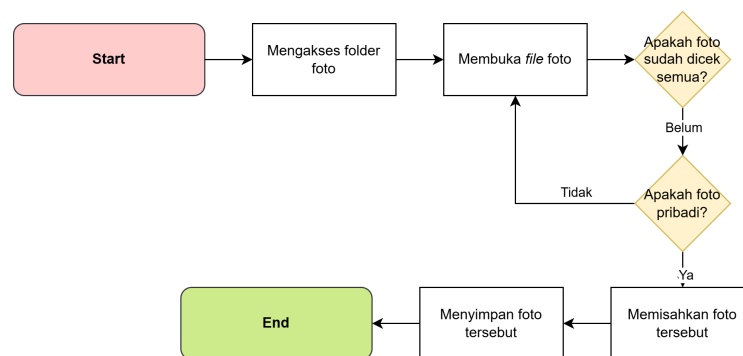
### DESAIN KONSEP SOLUSI

#### IV.1 Diagram Konseptual Sistem

Dari solusi yang telah dipilih pada bagian sebelumnya, bagian ini akan menjelaskan mengenai perbandingan alur pencarian foto pribadi sebelum dan sesudah pengembangan sistem pencarian foto pribadi berdasarkan *selfie* dari sisi pengguna.

##### IV.1.1 Sistem Sebelum (*As-Is*)

Alur pencarian foto yang konvensional saat ini ditunjukkan pada Gambar IV.1. Alur dimulai dengan mengakses penyimpanan yang dapat berupa folder/*drive*. Selanjutnya untuk masing-masing *file* foto, akan dicek satu-satu untuk melihat apakah foto yang sedang dibuka tersebut adalah foto pribadi atau bukan. Ketika foto yang dibuka merupakan foto pribadi, foto tersebut akan dipisahkan atau ditandai untuk disimpan pada ruang penyimpanan yang terpisah. Apabila foto bukan foto pribadi, akan dilanjutkan dengan membuka *file* foto selanjutnya hingga semua foto sudah dicek.



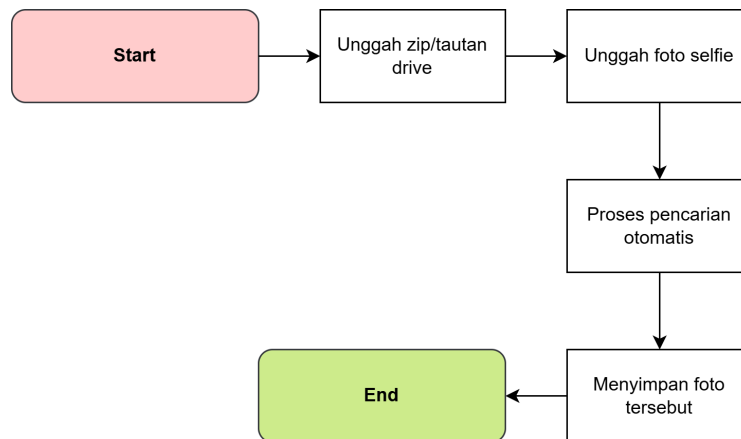
Gambar IV.1 Alur Sistem *As-Is*

Berdasarkan alur pencarian tersebut, sistem saat ini memiliki dua keterbatasan. Pertama, waktu yang diperlukan untuk melakukan cek untuk setiap foto dapat menjadi terlalu lama untuk jumlah foto yang banyak. Terakhir, rawan terjadi kesalahan keti-

ka melakukan cek karena foto yang terlalu banyak dapat membingungkan, sehingga dapat mengakibatkan *miss*.

#### IV.1.2 Sistem Sesudah (*To-Be*)

Sistem pencarian foto pribadi yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar IV.2. Sistem ini mengembangkan algoritma *face recognition* dengan menggunakan *one-shot learning*. Dengan adanya sistem ini, alur iterasi yang tidak perlu dilakukan oleh pengguna akan dilakukan secara otomatis oleh sistem.



Gambar IV.2 Alur Sistem *To-Be*

Alur dimulai dengan memasukkan folder foto dengan mengunggah menggunakan *file .zip* atau dengan tautan untuk *drive*. Kemudian, pengguna melakukan foto *selfie* untuk diunggah kedalam sistem. Dari masukan tersebut, sistem kemudian akan memproses pencarian foto pribadi berdasarkan dengan wajah yang ada di dalam foto *selfie*. Terakhir, keluaran dari sistem adalah folder foto pribadi yang berhasil disaring dari masukan awal.

#### IV.1.3 Perbandingan Sistem *As-Is* dan *To-Be*

Perbandingan antara sistem konvensional (*As-Is*) dengan sistem yang diusulkan (*To-Be*) ditunjukkan pada Tabel IV.1.

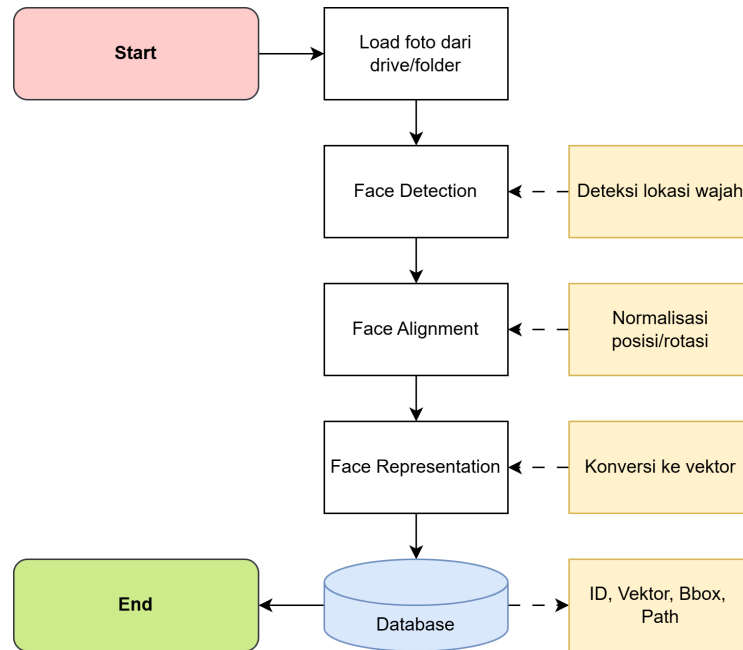
Tabel IV.1 Perbandingan Sistem Awal dan Usulan

Parameter Perbandingan	Sistem <i>As-Is</i>	Sistem <i>To-Be</i>
Pendekatan Dasar	Manual (Manusia), pengguna melakukan inspeksi visual satu per satu.	Otomatis (Algoritma), sistem melakukan pencarian menggunakan <i>Face Recognition</i>
Masukan ( <i>input</i> )	Hanya berupa akses ke penyimpanan berisi kumpulan foto	Akses penyimpanan ditambah foto <i>selfie</i> sebagai referensi
Mekanisme Proses	Iterasi manual yang diulang sebanyak jumlah foto	Iterasi sistem
Teknologi	Tidak ada teknologi cerdas	Menggunakan algoritma <i>face recognition</i> dengan pendekatan <i>one-shot learning</i>
Peran Pengguna	Aktif dan repetitif	Pasif dan hanya perlu mengunggah data di awal
Manajemen <i>Output</i>	Pemisahan/penandaan foto dilakukan manual oleh pengguna saat itu juga	Sistem secara otomatis menyaring dan menyimpan foto yang cocok ke dalam folder khusus

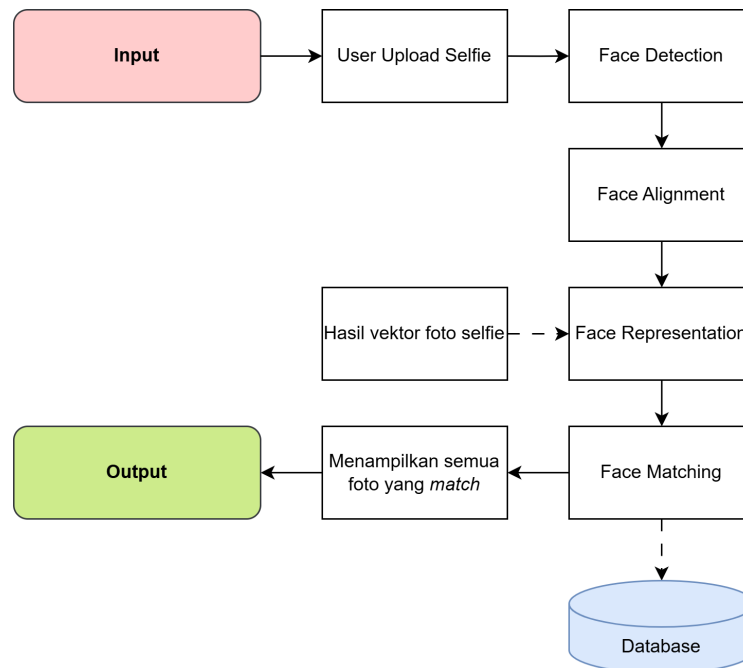
## IV.2 Penjelasan Desain Solusi Sistem

Berdasarkan alur sistem dari sisi pengguna di bagian sebelumnya, alur kerja dimulai dari *preprocessing* yang ditunjukkan oleh Gambar IV.3. Folder atau *drive* yang telah dimasukkan pengguna akan dilakukan pemrosesan oleh model *face recognition*, dimulai dari *face detection*, *face alignment*, dan *face representation*. Hasilnya vektor konversi dari setiap foto akan disimpan pada *database* beserta dengan informasi *bounding box* dan *path filenya*.





Gambar IV.3 Alur *Preprocessing* Sistem



Gambar IV.4 Alur Sistem (*query*)

Setelah *preprocessing* dilakukan, selanjutnya dilakukan penyaringan berdasarkan foto *selfie* yang dimasukkan pengguna sebagai *query*. Foto *selfie* akan diproses oleh model, sehingga bisa didapatkan hasil vektor dari foto tersebut. Hasil tersebut akan dilakukan *face matching* dengan data yang telah ada di dalam *database*. Apabila hasil *matching* itu melebihi *threshold*, foto itu akan ditampilkan sebagai foto pribadi

dari pengguna. Semua foto tersebut akan dikumpulkan sebagai keluaran dari *query*. Alur sistem *query* ditunjukkan pada Gambar IV.4.

### IV.3 Algoritma *Face Recognition*

Berdasarkan hasil solusi, fokus eksplorasi selanjutnya berada pada penentuan algoritma *face recognition* yang paling akurat. Bagian ini akan menjelaskan bagian eksplorasi yang akan dibandingkan dari algoritma *face recognition* yang ada.

#### IV.3.1 Eksplorasi Algoritma Solusi

Seperti yang telah diketahui dari Bagian II.2, *face recognition* terbagi menjadi empat blok komponen, *face detection*, *preprocessing and alignment*, *face representation*, dan *face matching*. Berdasarkan bagian II.3, dapat didebatkan bahwa komponen inti dari sistem *face recognition* adalah *face representation*. Komponen tersebut menentukan keberhasilan setiap tahap dalam proses identifikasi maupun verifikasi. Berarti, komponen tersebut memainkan peran penting yang nantinya akan berpengaruh ke tingkat akurasi dan waktu kompleksitas dari algoritma *face recognition*.

Eksplorasi yang dilakukan dalam algoritma *face recognition* akan dilakukan pada komponen *face representation*. Dalam eksplorasi, akan dilakukan perbandingan baik dari metode tradisional hingga metode yang paling modern. Tujuan eksplorasi ini adalah untuk menemukan metode yang paling efektif dan akurat dalam mendeteksi serta mengenali wajah pada kondisi foto yang bervariasi, sesuai dengan Rumusan Masalah kedua.

Berdasarkan studi literatur pada Bagian II.3, terdapat lima kategori utama metode yang akan dieksplorasi dan dibandingkan kinerjanya dalam konteks *one-shot learning* (OSL) untuk pencarian foto pribadi:

1. Metode Berbasis Geometri (*Geometry-based Methods*)
2. Metode Holistik (*Holistic Methods*)
3. Metode Berbasis Fitur (*Feature-based Methods*)
4. Metode Hibrida (*Hybrid Methods*)
5. Metode Deep Learning (*Deep Learning Methods*)

Dari berbagai metode tersebut, masing-masing metode memiliki banyak pendekatan. Oleh karena itu, dalam eksplorasi tugas akhir akan membandingkan pendekatan-pendekatan tersebut sehingga mendapatkan pendekatan terbaik disetiap metodenya. Kemudian, pendekatan terbaik disetiap metode akan dibandingkan kembali dengan metode lainnya, sehingga bisa mendapatkan algoritma *face recognition* yang cocok

dengan sistem yang dikembangkan.

#### IV.3.2 Parameter Perbandingan

Pada eksplorasi algoritma solusi, diperlukan parameter perbandingan yang bertujuan untuk menentukan algoritma yang terbaik. Parameter tersebut akan menjadi dasar dipilihnya algoritma yang akan dipilih pada sistem yang akan dibangun. Harapannya parameter tersebut dapat menjadi landasan evaluasi yang objektif dan terukur, sehingga setiap hasil dari algoritma setara dan diukur dalam metrik yang standar.

Dalam perbandingan, jumlah *dataset* yang digunakan sebagai *test case* sebaiknya standar. Jumlah *dataset* yang akan digunakan sebagai perbandingan algoritma adalah sebanyak 1000 foto, dengan *test case* yang sama untuk masing-masing algoritma.

##### 1. Waktu Komputasi

Analisis waktu komputasi akan dilakukan dengan mencakup tahap *preprocessing*, *feature extraction*, dan *matching*. Pendekatan ini bertujuan untuk mengisolasi kinerja algoritma *face representation* yang menjadi fokus dari proses pendukung lainnya. Dengan jumlah *dataset test case* yang standar, hasil dari pengukuran akan menjadi lebih objektif dan setara.

##### 2. Akurasi

Selain dari pengukuran waktu, akurasi diperlukan sebagai dasar validitas fungsional sistem. Pengukuran ini mengacu pada metrik standar seperti *True Accept Rate*, *False Accept Rate*, dan sebagainya. Untuk mendukung pengukuran ini, *dataset* pengujian (*test case*) harus memiliki anotasi label yang valid sebagai kebenaran dasar (*Ground Truth*). Hal ini memastikan bahwa setiap hasil prediksi algoritma dapat dibandingkan secara presisi terhadap identitas yang sebenarnya.

##### 3. Kompleksitas Model

Parameter kompleksitas dievaluasi untuk mengukur viabilitas implementasi (*feasibility*). Terdapat dua pengukuran yang dilakukan, yaitu *memory footprint* dan dependensi perangkat keras (CPU, GPU, dan sebagainya). Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa perbandingan antar algoritma adil dari sisi konsumsi sumber daya. Dengan demikian, dapat ditentukan apakah algoritma tersebut cocok diterapkan pada lingkungan dengan sumber daya terbatas.

## BAB V

### RENCANA SELANJUTNYA

#### V.1 Rencana Implementasi

Bagian ini akan menjelaskan mengenai rencana implementasi untuk kedepannya. Terdapat tiga sub bagian yang akan menjelaskan *timeline* implementasi, alat yang dibutuhkan, dan analisis biaya implementasi.

##### V.1.1 *Timeline* Implementasi

Implementasi dalam tugas akhir ini dibagi lima tahap utama dengan *timeline* selama 11 minggu. *Timeline* ini disusun dengan mempertimbangkan proses antar setiap tahapnya dan viabilitas dalam jadwal semester. Detail *timeline* rencana implementasi ditunjukkan pada Tabel V.1.

Tabel V.1 Timeline Rencana Implementasi

Minggu	Tahap	Kegiatan
1–2	Persiapan <i>Dataset (Data Preparation)</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Pengumpulan <i>dataset</i> foto untuk skenario pengujian;</li><li>• Pelabelan (<i>annotation</i>) data secara manual untuk membuat <i>ground truth</i>.</li></ul>
Bersambung ke halaman berikutnya		

Tabel V.1 Timeline Rencana Implementasi (lanjutan)

Minggu	Tahap	Kegiatan
3–5	Eksplorasi & Implementasi Algoritma	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Implementasi 5 kategori metode <i>face representation</i>: Geometri, Holistik, Berbasis Fitur, Hibrida, dan <i>Deep Learning</i>;</li> <li>• Pembuatan modul <i>face detection</i>, <i>alignment</i>, dan <i>matching</i>;</li> <li>• Pengukuran awal untuk memilih algoritma terbaik berdasarkan kompleksitas model.</li> </ul>
6–7	Integrasi Sistem ( <i>System Construction</i> )	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pembangunan modul <i>database</i> untuk menyimpan <i>embedding</i> foto;</li> <li>• Implementasi alur sesuai desain sistem <i>to-be</i>.</li> </ul>
8–9	Pengujian & Evaluasi ( <i>Testing</i> )	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pengujian performa berdasarkan parameter keberhasilan;</li> <li>• Evaluasi sistem berdasarkan kebutuhan non-fungsional.</li> </ul>
10–11	Dokumentasi & Pelaporan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analisis hasil perbandingan antar algoritma;</li> <li>• Penulisan laporan Tugas Akhir lengkap;</li> <li>• Persiapan materi presentasi sidang akhir.</li> </ul>

### V.1.2 Alat yang Dibutuhkan

Untuk mendukung tahapan implementasi yang sudah direncanakan, diperlukan alat yang berupa perangkat lunak dan perangkat keras yang sesuai. Alat yang dibutuhkan dalam implementasi ditunjukkan pada Tabel V.2.

Tabel V.2 Alat dan Bahan Penelitian

No.	Kategori	Alat/Bahan	Keterangan
1	Perangkat Keras	Laptop ( <i>Workstation</i> )	Laptop dengan spesifikasi CPU Intel Core i7, RAM 16 GB, dan SSD yang digunakan untuk pengembangan kode lokal dan dokumentasi
2	Bahasa Pemrograman	Python 3.8+	Bahasa pemrograman utama untuk implementasi sistem, dipilih karena dukungan ekosistem <i>deep learning</i> dan pemrosesan citra yang lengkap
3	Data	NumPy, Pandas	NumPy digunakan untuk operasi matriks pada data citra, sedangkan Pandas untuk manajemen <i>metadata</i> foto ( <i>path</i> , ID)
4	Visualisasi	Matplotlib	<i>Library</i> visualisasi untuk menampilkan hasil pencarian dan pengukuran
5	Citra Digital	OpenCV	<i>Library</i> utama untuk pemrosesan citra digital, digunakan pada tahap <i>face detection</i> dan <i>face alignment</i>
6	<i>Deep Learning</i>	TensorFlow / PyTorch	<i>Framework</i> untuk membangun dan menjalankan model CNN guna ekstraksi fitur wajah ( <i>face representation</i> )
7	<i>Machine Learning</i>	Scikit-learn	Digunakan untuk metode komparasi holistik seperti PCA serta perhitungan metrik evaluasi ( <i>confusion matrix</i> )
8	<i>Integrated Development Environment</i>	Visual Studio Code / Jupyter Notebook	Lingkungan pengembangan untuk penulisan kode, pengujian modul per tahap, dan eksperimen algoritma

*Bersambung ke halaman berikutnya*

Tabel V.2 Alat dan Bahan Penelitian (lanjutan)

No.	Kategori	Alat/Bahan	Keterangan
9	<i>Version Control</i>	Git, GitHub	Digunakan untuk manajemen versi kode dan penyimpanan repositori proyek secara daring
10	Komputasi Awan	Google Colab (GPU Enabled)	Layanan komputasi awan yang menyediakan GPU, untuk mempercepat proses perhitungan fitur wajah jika perangkat lokal tidak memadai
11	<i>Dataset</i>	<i>Dataset</i> Foto Pribadi	<i>Dataset</i> sebanyak 1.000 foto dengan variasi pose dan pencahayaan, termasuk foto <i>selfie</i> pengguna sebagai data <i>query</i> untuk <i>one-shot learning</i>

### V.1.3 Biaya yang Dibutuhkan

Analisis biaya pengembangan dilakukan untuk mengestimasi kebutuhan dana selama proses penelitian dan implementasi sistem berlangsung (estimasi durasi 3 bulan). Rincian estimasi biaya ditunjukkan pada Tabel V.3.

Tabel V.3 Rencana Anggaran Biaya

No	Komponen	Estimasi Biaya (IDR)	Keterangan
1	Layanan <i>Cloud Computing</i> (GPU)	Rp 300.000	Langganan Google Colab Pro untuk 2 bulan (Fase minggu 3–7)
2	Kuota Internet	Rp 0	Unduh <i>dataset</i> , <i>library</i> , dan referensi jurnal
3	Administrasi & Pelaporan	Rp 250.000	Cetak proposal, laporan, dan penjiilidan
<b>Total Estimasi</b>		<b>Rp 550.000</b>	

## **V.2 Rencana Pengujian Sistem**

Bagian ini akan menjelaskan mengenai rencana pengujian sistem yang akan dikembangkan. Bagian ini berisi penjelasan metode pengujian dan parameter keberhasilan yang digunakan.

### **V.2.1 Metode Pengujian**

Metode pengujian yang digunakan untuk menguji sistem yang dikembangkan memiliki dua tujuan, yaitu menguji fungsionalitas dan menguji performa. Berikut empat pengujian yang akan dilakukan pada tugas sistem yang dikembangkan di tugas akhir ini:

1. Pengujian Fungsional

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan sistem dapat menerima *input* folder, memproses foto *selfie*, dan menghasilkan keluaran foto pribadi tanpa terjadi kegagalan sistem.

2. Pengujian Akurasi

Pengujian ini dilakukan untuk mengukur akurasi sistem dalam menyaring foto pribadi dengan membandingkannya pada *ground truth* yang ada.

3. Pengujian Performa

Pengujian ini dilakukan untuk menghitung waktu rata-rata yang dibutuhkan sistem untuk memproses masukan foto dari pengguna.

4. Pengujian Stabilitas

Pengujian ini dilakukan untuk menguji ketahanan sistem dengan masukan yang rusak untuk memastikan sistem dapat tetap berjalan.

### **V.2.2 Parameter Keberhasilan**

Parameter keberhasilan diformulasikan dengan menurunkan dari non-fungsional *requirement*. Sistem dinyatakan berhasil jika memenuhi indikator yang ditunjukkan pada Tabel V.4.



Tabel V.4 Indikator Keberhasilan

No	Indikator Keberhasilan
1	<b>Akurasi Minimal 85%:</b> Hasil perhitungan <i>true positive</i> dan <i>true negative</i> harus menghasilkan skor akurasi di atas 85%. Angka ini menjadi batas toleransi agar sistem layak digunakan menggantikan pencarian manual.
2	<b>Waktu Komputasi &lt; 1 Detik/Foto:</b> Sistem harus mampu melakukan deteksi, ekstraksi fitur, dan pencocokan dengan kecepatan rata-rata di bawah 1 detik per foto pada <i>dataset</i> pengujian.
3	<b>Skalabilitas Kapasitas:</b> Sistem mampu memproses <i>dataset</i> sebanyak 1.000 foto dalam satu kali eksekusi ( <i>batch processing</i> ) tanpa mengalami kehabisan memori ( <i>Out of Memory</i> ).
4	<b>Stabilitas Tanpa Crash:</b> Sistem harus memiliki tingkat keberhasilan eksekusi 100% (tidak <i>force close</i> ) meskipun terdapat <i>file</i> tidak valid atau foto tanpa wajah dalam <i>dataset input</i> .

### V.3 Analisis Risiko

Bagian ini akan menjelaskan risiko yang mungkin dapat terjadi dalam pengerjaan tugas akhir ini. Risiko yang teridentifikasi akan dijelaskan penyebab, probabilitas, dampak, dan strategi mitigasinya. Analisis risiko dan mitigasi ditunjukkan pada Tabel V.5.

Tabel V.5 Analisis Risiko dan Strategi Mitigasi

No.	Risiko Potensial	Penyebab	Uta- ma	Dampak	Strategi Mitigasi
1	Kegagalan Deteksi Wajah	Resolusi foto input terlalu rendah atau wajah terhalang oklusi (masker/kacamata)		Akurasi sistem turun drastis ( <i>False Negative</i> tinggi)	Melakukan <i>upscaling</i> citra otomatis sebelum deteksi dan menurunkan <i>confidence threshold</i>

*Bersambung ke halaman berikutnya*

Tabel V.5 Analisis Risiko dan Strategi Mitigasi (lanjutan)

No.	Risiko Potensial	Penyebab Utama	Dampak	Strategi Mitigasi
2	<i>Resource Exhaustion</i> (OOM)	<i>Dataset</i> 1.000 foto melebihi kapasitas memori saat pemrosesan	Proses berhenti mendadak (crash) atau perangkat menjadi tidak responsif	Menggunakan <i>batch processing</i> dan melakukan <i>resize</i> foto ke resolusi standar (800px)
3	Format Data Korup	Kesalahan unduhan atau format file tidak didukung (RAW/HEIC)	Sistem <i>error</i> saat membaca <i>file</i> dan iterasi terhenti	Menambahkan <i>error handling</i> untuk melewati <i>file</i> rusak dan mencatatnya dalam <i>log</i>
4	Hambatan Komunikasi Pembimbing	Jadwal dosen padat atau sulit mencocokkan waktu bimbingan	Keterlambatan umpan balik dan risiko revisi yang besar	Menyepakati jadwal bimbingan rutin dan mengirim laporan progres secara berkala
5	Timeline Tidak Realistis	Estimasi waktu terlalu optimistis tanpa memperhitungkan <i>debugging</i>	Pengerjaan molor, waktu pengujian berkurang, risiko penundaan sidang	Menerapkan <i>buffer time</i> 1 minggu per fase dan memprioritaskan fitur utama

## DAFTAR PUSTAKA

- Albayati, Arkan Mahmood. 2024. "One-Shot Learning for Face Recognition Using Deep Learning: A Survey". *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering* 12 (4): 2473–. <https://ijisae.org/index.php/IJISAE/article/view/6676>.
- Belhumeur, Peter, Joao Hespanha, dan David Kriegman. 1997. "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection". *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19:711–720. <https://doi.org/10.1109/34.598228>.
- Brunelli, Roberto, dan Tomaso Poggio. 1993. "Face Recognition: Features vs Templates". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence - PAMI* 15.
- Fortune Business Insights. 2025. *Cloud Storage Market Size, Share & Industry Analysis, By Type (Private; Public; Hybrid), By Component (Storage Model: Object Storage; File Storage; Block Storage; Services), By Enterprise Type (SMEs; Large Enterprises), By Vertical (BFSI; IT & Telecommunication; Government & Public Sector; Manufacturing; Healthcare & Life Sciences; Retail & Consumer Goods; Media & Entertainment; Others), and Regional Forecast, 2025-2032 (Report ID FBII102773)*. Accessed 2025-10-22. Fortune Business Insights. <https://www.fortunebusinessinsights.com/cloud-storage-market-102773>.
- Li, Jingwen, Yanting Cai, Xu Gong, Jiang Wu, Yanling Lu, Xiaode Meng, dan Li Zhang. 2023. "Semantic Retrieval of Remote Sensing Images Based on the Bag-of-Words Association Mapping Method". *Sensors* 23:5807. <https://doi.org/10.3390/s23135807>.
- Qazanfari, Hamed, Mohammad M. AlyanNezhadi, dan Zohreh Nozari Khoshdaregi. 2023. *Advancements in Content-Based Image Retrieval: A Comprehensive Survey of Relevance Feedback Techniques*. arXiv: 2312.10089 [cs.CV]. <https://arxiv.org/abs/2312.10089>.

The Business Research Company. 2025. *Digital Photography Global Market Report 2025: By Type (Photo Processing Equipment; Interchangeable Lenses; Camera Cell Phones; Other Types), By Application (Photography Software; Photo Looks; Photo Processing; Other Applications), By Distribution Channel (Online; Offline), By End-User (Personal; Profession) – Impact of Tariff and Trade War on Market Size, Growth, Trends, and Forecast 2025-2034*. Accessed 2025-10-22. The Business Research Company. <https://www.thebusinessresearchcompany.com/report/digital-photography-global-market-report>.

Trigueros, Daniel Sáez, Li Meng, dan Margaret Hartnett. 2018. “Face Recognition: From Traditional to Deep Learning Methods”, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1811.00116>. <https://arxiv.org/abs/1811.00116>.

Zhao, Wen-Yi, Rama Chellappa, P. Jonathon Phillips, dan Azriel Rosenfeld. 2003. “Face Recognition: A Literature Survey”. *ACM Comput. Surv.* 35:399–458. <https://doi.org/10.1145/954339.954342>.