

SKRIPSI

**SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME
BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION
CODING SYSTEM (FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA**

Disusun Oleh :

ROSLINDA TANJUNG
2209020138



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

**SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME
BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION
CODING SYSTEM (FACS) DENGAN FITUREKSTRAKSI CITRA**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Informasi, pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

**Roslinda Tanjung
NPM. 2209020138**

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

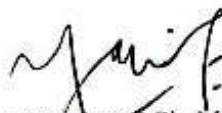
Judul Skripsi : SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA
KECANDUAN GAME BERBASIS ANDROID
MENGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION CODING
SYSTEM(FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA

Nama Mahasiswa : ROSLINDA TANJUNG

NPM : 2209020138

Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing


(Yohanni Syahra, S.Si., M.Kom)
NIDN. 0129108201

Ketua Program Studi


(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom, M.Kom)
NIDN. 0117019301

Dekan


(Fakhri Farizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201



PERNYATAAN ORISINALITAS

SISTEM PENGENALAN PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME BERBASIS
ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION CODING
SYSTEM (FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Februari 2026

Yang membuat pernyataan



Roslinda Tanjung

NPM. 2209020138

KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Roslinda Tanjung
NPM : 2209020138
Program Studi : Teknologi Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

**SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME
BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION
CODING SYSTEM (FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Februari 2026

Yang membuat pernyataan



Roslinda Tanjung
NPM. 2209020138

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Roslinda Tanjung Tempat
dan Tanggal Lahir : Medan 12 April 2004
Alamat Rumah : Jl kutilang x no 343, Perumnas Mandala
Telepon/Faks/HP : 081370066713
E-mail : lindatanjungtanjung3@gmail.com
Instansi Tempat Kerja :
Alamat Kantor :

DATA PENDIDIKAN

SD : Hikmatul Fadhillah TAMAT: 2015
SMP : Mtsn 2 Medan TAMAT: 2018
SMA : Man 2 Model Medan TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Laporan skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Dalam penyusunan skripsi ini, tentunya tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, Penulis menyampaikan terima kasih dan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
3. Ibu Dr. Firaumi Rizky S.Kom.,M.Kom. selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
4. Bapak Mhd Basri, S.Si., M.Kom.selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU
6. Bapak Okvi Nugroho, S.Kom.,M.Kom. Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi
7. Ibu Yohanni Syahra, S.Si .,M.Kom sebagai dosen pembimbing yang telah membimbing, memberikan arahan, dan motivasi kepada penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
8. Seluruh dosen Program Studi Teknologi Informasi yang telah memberikan ilmu-ilmu selama penulis mengemban pendidikan di Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

9. Teristimewa keluarga tercinta, Alm. Ayah Monang Tanjung, Ibu Marito Daulay, Adik tersayang Annaida Tanjung dan Rahmad dika Tanjung, beserta seluruh keluarga besar yang menjadi rumah terhangat dalam setiap langkah hidup penulis. Terima kasih yang tak terhingga atas cinta tanpa syarat, doa yang tak pernah putus, serta keyakinan yang begitu besar terhadap setiap pilihan dan mimpi-mimpi penulis.
10. Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa tidak akan mungkin dapat berjalan lancar tanpa dukungan, doa, serta semangat dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada teman-teman tercinta. Terima kasih atas kebersamaan, canda tawa, dukungan moral, serta bantuan yang telah diberikan selama masa perkuliahan hingga proses penyusunan skripsi ini. Kehadiran kalian bukan hanya menjadi penyemangat, tetapi juga sumber inspirasi dan motivasi untuk terus berjuang menyelesaikan setiap tantangan. Semoga persahabatan dan kebersamaan ini tetap terjalin erat, dan semoga kita semua dapat meraih kesuksesan di masa depan sesuai dengan cita-cita masing-masing.

Semoga segala kebaikan, dukungan, dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis menjadi amal jariyah dan mendapatkan balasan yang setimpal dari Allah SWT. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menjadi langkah awal untuk terus berkembang serta berkontribusi di bidang ilmu pengetahuan dan teknologi.

Akhir kata, Penulis memohon maaf apabila terdapat kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Segala kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa yang akan datang.

Medan, 4 Februari 2026
Penulis

Roslinda Tanjung

**SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME
BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION
CODING SYSTEM (FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA**

ABSTRAK

Kecanduan game online menimbulkan dampak negatif terhadap kesehatan mental dan perilaku sosial pengguna. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pengenalan emosi berbasis Android menggunakan Facial Action Coding System (FACS) dengan fitur ekstraksi citra untuk mendeteksi emosi pengguna secara real-time. Sistem dibangun dengan memanfaatkan OpenCV untuk deteksi wajah, dlib untuk identifikasi landmark wajah, serta TensorFlow Lite untuk klasifikasi emosi. Pengujian dilakukan melalui black box testing, evaluasi akurasi menggunakan confusion matrix, dan analisis performa sistem. Hasil menunjukkan sistem mampu mengenali emosi dasar seperti marah, frustrasi, sedih, dan tidak senang dengan akurasi yang memadai serta berjalan efektif pada perangkat Android. Kesimpulannya, integrasi FACS dengan ekstraksi citra pada aplikasi Android dapat menjadi solusi non-intrusif untuk membantu pengguna mengenali dan mengelola emosi, sekaligus memberikan kontribusi akademis dan praktis dalam bidang kesehatan mental digital.

Kata Kunci : Pengenalan Emosi, FACS, Android, Ekstraksi Citra, Kecanduan Game

**SISTEM PENGENALAN EMOSI PADA PENGGUNA KECANDUAN GAME
BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ALGORITMA FACIAL ACTION
CODING SYSTEM (FACS) DENGAN FITUR EKSTRAKSI CITRA**

ABSTRACT

Online game addiction has negative impacts on users' mental health and social behavior. This study aims to develop an Android-based emotion recognition system using the Facial Action Coding System (FACS) with image feature extraction to detect users' emotions in real-time. The system was built utilizing OpenCV for face detection, dlib for facial landmark identification, and TensorFlow Lite for emotion classification.

Testing was conducted through black box testing, accuracy evaluation using a confusion matrix, and system performance analysis. Results show that the system can recognize basic emotions such as anger, frustration, sadness, and displeasure with adequate accuracy and operates effectively on Android devices. In conclusion, integrating FACS with image feature extraction on Android applications provides a non-intrusive solution to help users recognize and manage emotions, while also offering academic and practical contributions in the field of digital mental health.

Keywords : Emotion Recognition, FACS, Android, Image Feature Extraction, Game Addiction

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINILITAS.....	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II LANDASAN TEORI.....	7
2.1. Emosi dan Pengenalan Emosi.....	7
2.2. Implementasi Sistem Berbasis Android	8
2.3. Facial Action Coding System (FACS).....	10
2.4. Ekstraksi Fitur Citra	12
2.5. Python.....	13
2.6. Peneliti Terdahulu.....	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	19
3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian	19
3.2 Lokasi dan Waktu Penelitian	20
3.3 Populasi dan Sampel.....	20
3.4 Variabel Penelitian	22
3.5 Metode Pengumpulan Data	22
3.6 Tahapan Penelitian	24
3.7 Perancangan Sistem.....	24
3.8 Instrumen Penelitian	26

3.9	Teknik Analisis Data	50
3.10	Validitas dan Reliabilitas	52
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN.....		51
4.1	Implementasi Sistem.....	51
4.1.1	Struktur Proyek.....	51
4.1.2	Implementasi Face Detection	52
4.1.3	Implementasi FACS Extraction.....	52
4.1.4	Implementasi Emotion Classifier	53
4.2	Implementasi Antarmuka Pengguna.....	55
4.2.1	Tampilan Halaman Pemilihan Mod.....	56
4.2.2	Tampilan Halaman Deteksi Real-time	57
4.2.3	Tampilan Halaman Deteksi Video	58
4.2.4	Tampilan Halaman Hasil dan Grafik.....	59
4.3	Pengujian Sistem	60
4.3.1	Hasil Pengujian Black Box.....	60
4.3.2	Hasil Pengujian Akurasi Model.....	61
4.3.3	Hasil Pengujian Performa.....	61
4.4	Pembahasan	62
4.4.1	Analisis Fungsionalitas Sistem.....	62
4.4.2	Analisis Akurasi Model	63
4.4.3	Analisis Performa Sistem	63
4.4.4	Kelebihan Sistem.....	63
4.4.5	Keterbatasan Sistem.....	64
BAB V PENUTUP		65
5.1	Kesimpulan.....	65
5.2	Saran	66
DAFTAR PUSTAKA		67

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	15
Tabel 3.1 Action Units yang Digunakan dalam Sistem	33
Tabel 3.2 Pemetaan Action Units ke Emosi.....	33
Tabel 3.3 Deskripsi Class Diagram	38
Tabel 3.4 Rancang Pengujian Black Box	48
Tabel 3.5 Template Confusion Matriks.....	40
Tabel 3.6 Rencana Kegiatan	51
Tabel 4.1 Hasil Pengujian Black Box	62
Tabel 4.2 Confusion Matrix Hasil Pengujian	63
Tabel 4.3 Metrix Evaluasi Model	63
Tabel 4.4 Hasil Pengujian Peforma	63

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Arsitektur Skema Proses	26
Gambar 3.2 Arsitektur Sistem Pengenalan Emosi	29
Gambar 3.3 Use Case Diagram Sistem Pengenalan Emosi	31
Gambar 3.4 Activity Diagram Deteksi Real-time.....	34
Gambar 3.5 Sequence Diagram Proses Deteksi Emosi.....	36
Gambar 3.6 Class Diagram Sistem	43
Gambar 3.7 Sistem Utama	45
Gambar 3.8 Proses Deteksi Wajah	47
Gambar 3.9 Proses Klasifikasi Emosi	48
Gambar 3.10 Rancang Halaman Pemilihan Mode.....	51
Gambar 3.11 Rancang Halaman Deteksi Real-time	52
Gambar 3.12 Rancang Halaman Hasil dan Grafik.....	53
Gambar 4.1 Tampilan Halaman Pemilihan Mode.....	63
Gambar 4.2 Tampilan Halaman Deteksi Real-time	64
Gambar 4.3 Tampilan Halaman Deteksi Vidio.....	65
Gambar 4.4 Tampilan Grafik Distribusi Emosi	66
Gambar 4.5 Tampilan Grafik Prubahab Emosi.....	67

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan besar dalam pola hidup masyarakat, khususnya dalam bidang hiburan. Salah satu bentuk hiburan yang paling populer adalah permainan video atau game online. Game tidak hanya menjadi sarana rekreasi, tetapi juga telah berkembang menjadi industri global dengan jutaan pengguna aktif setiap harinya. Namun, di balik manfaat hiburan tersebut, muncul fenomena kecanduan game yang berdampak negatif terhadap kesehatan mental, perilaku sosial, dan produktivitas pengguna. (Sari & Astuti, 2021)

Kecanduan game ditandai dengan penggunaan berlebihan yang mengganggu fungsi harian, seperti menurunnya konsentrasi, meningkatnya stres, serta munculnya gejala psikologis seperti kecemasan dan depresi. Kondisi ini semakin memprihatinkan karena banyak pengguna menjadikan game sebagai pelarian dari masalah nyata, sehingga berisiko menimbulkan gangguan regulasi emosi dan perilaku. Fenomena ini menuntut adanya solusi berbasis teknologi yang mampu membantu pengguna mengenali dan mengelola emosi mereka secara lebih sehat. (Kramer, 2025)

Dalam konteks penelitian teknologi informasi, pengenalan emosi berbasis wajah menjadi salah satu pendekatan yang menjanjikan. Wajah merupakan indikator utama dalam komunikasi non-verbal, dan ekspresi wajah sering kali mencerminkan keadaan emosional seseorang. Salah satu metode ilmiah yang paling banyak digunakan untuk menganalisis ekspresi wajah adalah

Faci (FACS). FACS mengkodekan gerakan otot wajah ke dalam unit-unit dasar yang disebut *Action Units (AU)*. Kombinasi AU tertentu dapat digunakan untuk mengidentifikasi emosi dasar seperti senang, marah, sedih, takut, terkejut, maupun jijik. Keunggulan FACS adalah kemampuannya memberikan deskripsi objektif dan terstandarisasi mengenai ekspresi wajah, sehingga tidak bergantung pada interpretasi subjektif pengamat. (Pooja Gupta et al., 2023)

Meskipun teknologi FACS telah banyak digunakan dalam bidang psikologi, keamanan, maupun kecerdasan buatan, penerapannya dalam konteks kecanduan game berbasis Android masih jarang dilakukan. Sebagian besar penelitian terdahulu hanya berfokus pada pengenalan emosi secara umum, tanpa mempertimbangkan kebutuhan spesifik pengguna yang mengalami kecanduan digital. Padahal, integrasi sistem pengenalan emosi ke dalam aplikasi Android memiliki potensi besar karena perangkat ini bersifat portabel, mudah diakses, dan dapat digunakan secara kontinu tanpa mengganggu aktivitas bermain game.

Selain itu, akurasi sistem pengenalan emosi sangat bergantung pada proses ekstraksi fitur citra. Ekstraksi fitur melibatkan analisis tekstur kulit, bentuk wajah, dan pergerakan otot untuk menghasilkan representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma. Optimalisasi ekstraksi citra diperlukan agar sistem mampu mendeteksi emosi negatif (marah, frustrasi, sedih, tidak senang) dengan presisi tinggi. Hal ini penting karena emosi negatif sering kali menjadi indikator utama dari dampak kecanduan game terhadap kesehatan mental pengguna.

Dengan memanfaatkan algoritma FACS yang dikombinasikan dengan teknik ekstraksi citra, sistem pengenalan emosi berbasis Android dapat dikembangkan untuk mendeteksi ekspresi wajah pengguna secara real-time.

Sistem ini diharapkan tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu diagnostik, tetapi juga sebagai sarana pemberdayaan psikologis. Melalui deteksi emosi yang akurat, pengguna dapat meningkatkan kesadaran emosional, mengatur diri (*self-regulation*), dan mengurangi kecenderungan menjadikan game sebagai pelarian dari masalah nyata. (Surbakti et al., 2023)

Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem pengenalan emosi berbasis Android menggunakan algoritma Facial Action Coding System (FACS) dengan fitur ekstraksi citra, yang ditujukan untuk mendeteksi emosi pengguna kecanduan game secara real-time. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam bidang teknologi informasi, khususnya pada pengembangan sistem interaksi manusia-komputer yang lebih adaptif terhadap kondisi psikologis pengguna. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi dasar bagi pengembangan aplikasi pendukung kesehatan mental digital, sehingga memberikan manfaat akademis, praktis, dan sosial dalam menghadapi tantangan era digital.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana pengaruh kecanduan game terhadap kemampuan sistem dalam mengenali emosi pengguna secara spontan dan akurat?
2. Apa tantangan teknis utama dalam mengimplementasikan algoritma Facial Action Coding System (FACS) secara real-time pada aplikasi berbasis Android untuk mendeteksi emosi pengguna saat bermain game?
3. Bagaimana proses ekstraksi fitur citra (seperti tekstur kulit, bentuk wajah, dan pergerakan otot wajah) dapat dioptimalkan untuk meningkatkan akurasi pengenalan emosi pada pengguna dengan tingkat kecanduan game

yang tinggi?

4. Bagaimana sistem pengenalan emosi berbasis FACS dapat diintegrasikan secara tidak mengganggu dalam aktivitas bermain game di perangkat Android, sehingga tetap dapat digunakan secara kontinu tanpa mengurangi pengalaman pengguna?
5. Seberapa efektif sistem pengenalan emosi berbasis Android ini dalam membantu pengguna mencapai self-regulation emosional dan mengurangi kecenderungan kembali ke permainan sebagai bentuk pelarian?

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dirumuskan, berikut adalah batasan masalah dari penelitian

1. Fokus pada pengguna yang mengalami kecanduan game.
2. Sistem dibangun berbasis Android untuk mendeteksi emosi secara real-time.
3. Hanya mencakup emosi dasar: marah, frustrasi, sedih, dan tidak senang.
4. Penggunaan data citra wajah dari video real-time via kamera perangkat Android.
5. Tidak memperhitungkan faktor lingkungan luar yang kompleks.
6. Pengembangan sistem dilakukan dalam bentuk prototipe, bukan untuk penggunaan skala besar secara langsung.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan sistem pengenalan emosi yang mampu mendeteksi ekspresi wajah pengguna kecanduan game secara real-time menggunakan algoritma Facial Action Coding System (FACS) berbasis Android.

2. Mengoptimalkan proses ekstraksi fitur citra dalam menganalisis perubahan otot wajah untuk meningkatkan akurasi identifikasi emosi, khususnya emosi negatif seperti marah, frustrasi, dan sedih.
3. Membangun prototipe aplikasi Android yang dapat digunakan sebagai alat bantu non-intrusif untuk mendukung pengguna dalam mengenali dan mengelola emosinya saat bermain game.
4. Mengevaluasi efektivitas sistem dalam membantu pengguna mencapai self-regulation emosional sehingga dapat mengurangi dampak negatif kecanduan game.
5. Menyediakan dasar teknis dan ilmiah bagi penelitian lebih lanjut terkait integrasi teknologi pengenalan emosi berbasis citra wajah dalam konteks kesehatan mental digital.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi beberapa pihak, di antaranya:

1. Manfaat Akademis
 - a. Memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan di bidang teknologi informasi, khususnya dalam penerapan algoritma Facial Action Coding System (FACS) untuk pengenalan emosi berbasis citra wajah.
 - b. Menambah literatur mengenai integrasi FACS dengan ekstraksi fitur citra dalam konteks aplikasi Android.
 - c. Menjadi dasar penelitian lanjutan dalam bidang interaksi manusia-komputer, psikologi komputer, dan kesehatan mental digital.

2. Manfaat Praktis

- a. Menghasilkan prototipe aplikasi Android yang dapat digunakan sebagai alat bantu non-intrusif untuk mendeteksi emosi pengguna kecanduan game secara real-time.
- b. Membantu pengguna dalam mengenali dan mengelola emosi negatif (marah, frustrasi, sedih, tidak senang) sehingga dapat mengurangi dampak buruk kecanduan game.
- c. Memberikan dukungan bagi orang tua, pendidik, dan tenaga profesional dalam memantau kondisi emosional pengguna secara lebih objektif dan berbasis teknologi.

3. Manfaat Sosial.

- a. Meningkatkan kesadaran masyarakat mengenai pentingnya pengelolaan emosi dalam menghadapi tantangan era digital.
- b. Memberikan solusi teknologi yang dapat membantu menekan angka kecanduan game serta dampak sosial negatif yang ditimbulkannya, seperti penurunan prestasi dan gangguan hubungan sosial.
- c. Mendukung terciptanya lingkungan digital yang lebih sehat dan ramah bagi perkembangan psikologis pengguna.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Emosi dan Pengenalan Emosi

Emosi seseorang terkait erat dengan dirinya. Seseorang dapat mengekspresikan perasaannya dengan berbagai cara. Tidak diragukan lagi bahwa ekspresi emosi anak-anak berbeda dari orang dewasa. (Mega & Martadi, 2021) emosi dasar manusia terdiri dari enam kategori utama: marah, takut, sedih, senang, terkejut, dan jijik.

Emosi adalah respons terhadap rangsangan internal dan eksternal. Misalnya, emosi bahagia menyebabkan perubahan suasana hati seseorang, membuat mereka tampak tertawa secara fisiologis, sementara emosi sedih menyebabkan mereka menangis. (Yusainy et al., 2025)

Pengenalan emosi melalui ekspresi wajah menjadi salah satu metode yang paling banyak digunakan karena wajah merupakan indikator utama dalam komunikasi non-verbal. Dalam konteks teknologi dan psikologi, pengenalan emosi melibatkan metode atau sistem yang dapat menganalisis perilaku manusia untuk menentukan jenis emosi yang sedang dirasakan, seperti bahagia, sedih, marah, takut, atau terkejut. (Gustiana et al., 2024)

Menurut (Meiyanti & Mestika Sandy, 2021) Proses mengenali emosi bicara untuk klasifikasi emosi dalam penelitian ini mengikuti beberapa tahapan. Proses utama yang paling penting adalah ekstraksi fitur dan klasifikasi. Hasil dari ekstraksi ciri sangat berpengaruh dalam menentukan hasil pengenalan emosi bicara di tahap klasifikasi. Manusia menyampaikan perasaan multidimensi.

Salah satu metode untuk mengetahui perasaan seseorang adalah dengan mendengarkan suara mereka saat berbicara. Beberapa model emosi dapat digunakan untuk mengkategorikan perasaan ini. Untuk mengidentifikasi dan menguraikan emosi dari data, model emosi yang efisien harus dipilih. Model ini akan menjelaskan berbagai perasaan yang relevan dengan pertanyaan spesifik.

Perasaan dan pemikiran yang unik, keadaan biologis dan psikologis, serta berbagai kecenderungan untuk bertindak, semuanya dianggap sebagai emosi. Emosi adalah respons terhadap rangsangan internal dan eksternal. Misalnya, emosi bahagia menyebabkan perubahan suasana hati seseorang, yang secara fisiologis terlihat sebagai tertawa, sedangkan emosi sedih menyebabkan seseorang menangis. (Sukrin Walinono, 2021)

2.2. Implementasi Sistem Berbasis Android

Salah satu sistem operasi seluler yang paling populer adalah Android. digunakan di dunia, dengan ekosistem yang luas dan dukungan perangkat keras yang beragam. Karakteristik Android yang portabel, mudah diakses, serta memiliki kemampuan pemrosesan real-time menjadikannya platform ideal untuk pengembangan sistem pengenalan emosi berbasis wajah. Keunggulan utama Android adalah fleksibilitasnya dalam mengintegrasikan berbagai library open-source yang mendukung pengolahan citra dan machine learning, sehingga memungkinkan penelitian ini untuk menghasilkan prototipe aplikasi yang dapat berjalan langsung pada perangkat mobile tanpa memerlukan komputer tambahan.

Dalam konteks pengembangan sistem pengenalan emosi, integrasi library seperti OpenCV, dlib, dan TensorFlow Lite menjadi komponen penting.

- a) OpenCV digunakan untuk proses deteksi wajah, preprocessing citra, serta ekstraksi fitur dasar.
- b) dlib berperan dalam mendeteksi landmark wajah yang relevan dengan Action Units (AU) pada algoritma Facial Action Coding System (FACS).
- c) TensorFlow Lite memungkinkan model pembelajaran mesin yang dianalisis secara mendalam dijalankan secara efisien pada perangkat Android dengan konsumsi memori dan daya yang rendah.

Dengan kombinasi ketiga library tersebut, sistem dapat melakukan deteksi wajah, ekstraksi fitur citra, dan klasifikasi emosi secara langsung di perangkat mobile. Hal ini mendukung kebutuhan penelitian yang menekankan pada real-time emotion recognition, sehingga pengguna dapat memperoleh umpan balik emosional secara instan saat berinteraksi dengan aplikasi. (Kramer, 2025)

Studi terkini menunjukkan bahwa pendekatan Automatic Facial Coding (AFC) dapat diintegrasikan dengan aplikasi mobile untuk mendeteksi emosi pengguna secara real-time. AFC bekerja dengan cara mengidentifikasi Action Units (AU) yang muncul pada wajah, kemudian mengklasifikasikannya ke dalam kategori emosi dasar. Implementasi AFC pada perangkat Android tidak hanya relevan dalam konteks penelitian akademis, tetapi juga memiliki potensi aplikasi praktis yang luas, seperti:

- a) Interaksi sosial digital membantu pengguna memahami ekspresi emosional lawan bicara dalam komunikasi daring.
- b) Konsumsi media mendeteksi respons emosional pengguna terhadap konten hiburan atau iklan.
- c) Kesehatan mental digital memberikan umpan balik emosional yang dapat

mendukung self-regulation dan meningkatkan kesadaran diri pengguna.

Selain itu, implementasi sistem berbasis Android memiliki keunggulan dalam hal aksesibilitas dan kontinuitas penggunaan. Perangkat mobile yang selalu dibawa oleh pengguna memungkinkan sistem pengenalan emosi untuk beroperasi secara non-intrusif, tanpa mengganggu aktivitas utama seperti bermain game atau berkomunikasi. Oleh karena itu, sistem ini dapat menawarkan respons teknologi yang bermanfaat, fleksibel, dan relevan terhadap tuntutan masyarakat digital modern.

2.3. Facial Action Coding System (FACS)

FACS adalah sistem komprehensif yang digunakan untuk mengidentifikasi, mengukur, dan mengklasifikasikan gerakan otot wajah manusia. Setiap gerakan otot wajah dikodekan menjadi Action Unit (AU), misalnya AU 1 (inner brow raiser) → otot frontalis pars medialis, AU 12 (lip corner puller) otot zygomaticus major. Dengan mengamati kombinasi AU, peneliti dapat menentukan jenis ekspresi emosional seperti senang, sedih, marah, takut, terkejut. (Ninuma et al., 2021).

FACS adalah sistem yang dikembangkan oleh Paul Ekman dan Wallace V. Friesen (1978), berdasarkan penelitian awal Carl-Herman Hjortsjö. Sistem ini mengkodekan gerakan wajah ke dalam Action Units (AU), yaitu unit dasar yang mewakili kontraksi otot tertentu. (Yu et al., 2024)

(FACS) adalah sistem pengkodean gerakan otot wajah atau ekspresi berdasarkan *Action Unit* (AU). Pengkodean FACS didasarkan pada gerakan otot, di mana setiap gerakan otot wajah dikodekan untuk membentuk suatu standarisasi

dalam pembuatan animasi. Kode tersebut disebut *Action Unit* (AU). Setiap gerakan otot wajah dikodekan dalam AU. Gerakan otot wajah dipengaruhi oleh dua belas *Mimetic Muscles*.(Mahmoud et al., 2025)

Facial Action Coding System (FACS) merupakan sebuah sistem komprehensif yang dirancang untuk mengidentifikasi, mengukur, dan mengklasifikasikan ekspresi wajah berdasarkan gerakan otot-otot wajah. Sistem ini pertama kali dikembangkan oleh Paul Ekman dan Wallace V. Friesen pada tahun 1978, yang merupakan pengembangan dari penelitian awal Carl-Herman Hjortsjö mengenai anatomi dan gerakan otot wajah(Mahmoud et al., 2025). FACS kemudian menjadi standar internasional dalam analisis ekspresi wajah karena mampu memberikan deskripsi yang objektif, sistematis, dan terukur mengenai perubahan wajah manusia.

Dalam FACS, setiap perubahan ekspresi wajah dijelaskan melalui Action Units (AU), yaitu unit-unit gerakan spesifik yang mewakili kontraksi atau relaksasi otot tertentu. Sebagai contoh, AU 1 (inner brow raiser) berhubungan dengan aktivitas otot *frontalis pars medialis*, sedangkan AU 12 (lip corner puller) berkaitan dengan otot *zygomaticus major*. Dengan mengamati kombinasi AU, peneliti dapat memahami ekspresi emosional seseorang secara lebih akurat, misalnya ekspresi senang, sedih, marah, takut, terkejut, maupun jijik. Keunggulan utama FACS adalah kemampuannya untuk menjelaskan ekspresi wajah secara objektif dan terstandarisasi, sehingga tidak bergantung pada interpretasi subjektif pengamat (Niinuma et al., 2021).

Selain digunakan dalam penelitian psikologi, FACS juga memiliki aplikasi yang luas di berbagai bidang. Dalam animasi komputer, misalnya, FACS

digunakan untuk menciptakan ekspresi wajah karakter secara realistis melalui standarisasi gerakan otot. Dalam riset perilaku dan keamanan, sistem ini membantu dalam mendeteksi kebohongan, stres, atau emosi tertentu yang muncul dalam interaksi sosial. Sementara itu, dalam bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), FACS menjadi salah satu metode penting dalam pengembangan sistem pengenalan emosi berbasis visi komputer, yang memungkinkan mesin untuk memahami dan merespons ekspresi manusia secara lebih natural.

Dengan demikian, FACS dapat dipandang sebagai metode ilmiah yang berfungsi untuk:

1. Mengkode gerakan wajah berdasarkan aktivitas otot, sehingga setiap ekspresi dapat dijelaskan secara sistematis.
2. Menganalisis ekspresi emosi secara akurat melalui kombinasi Action Units yang terstandarisasi.
3. Memberikan kontribusi luas dalam berbagai bidang, termasuk psikologi, animasi, riset perilaku, keamanan, dan kecerdasan buatan.

2.4. Ekstraksi Fitur Citra

Bidang pengolahan citra digital berkembang pesat. Proses pengolahan piksel citra digital dikenal sebagai pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital digunakan untuk meningkatkan kualitas citra. Perkembangan komputer, yang ditandai dengan meningkatnya daya dan kemampuan komputasi, memungkinkan manusia untuk mengambil informasi fitur pada suatu citra (gambar) . Ekstraksi fitur adalah salah satu proses pada pengolahan citra (image processing) bertujuan untuk mengambil informasi ciri-ciri tertentu dan karakter

dalam suatu citra. Ekstraksi fitur penting dilakukan untuk mengumpulkan data penting yang dapat digunakan untuk mendeskripsikan dan menafsirkan suatu hal.(Srg et al., 2023).

Citra adalah gambar dua dimensi yang dibuat dengan mengambil sampel dari citra analog dua dimensi kontinu untuk membuat citra diskrit. Fungsi dua variabel $f(x,y)$, di mana x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ mewakili intensitas gambar pada koordinat tersebut, dapat digunakan untuk membangun citra digital. Citra diskrit dibuat dengan membagi citra analog menjadi N baris dan M kolom. Piksel adalah titik di mana baris dan kolom tertentu berpotongan. (Hardiyanto & Sartika, 2023).

Citra digital termasuk dalam bidang ilmu yang mengolah, membentuk dan menganalisa suatu citra sehingga menghasilkan informasi yang dapat dimengerti oleh manusia. Berdasarkan bentuk sinyal sebagai susunannya, citra dapat dikelompokkan dalam 2 jenis yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang dibentuk dari sinyal analog yang bersifat kontinu, sedangkan citra digital adalah citra yang dibentuk dari sinyal digital yang bersifat diskrit.(Alnur et al., 2023)

2.5. Python

Karena pemrograman berbasis Python bersifat open-source, siapa pun dapat membuatnya untuk tujuan apa pun. Python dianggap sebagai bahasa tingkat tinggi yang mempermudah pemrograman. berorientasi objek melalui pendekatannya. Python merupakan bahasa pemrograman yang paling relevan digunakan untuk para ilmuwan data untuk berbagai aplikasi ilmu data, dan juga

memiliki fungsionalitas yang sangat baik untuk melakukan tugas-tugas ilmiah, statistik, dan matematika. Kemudahan penggunaan Python dan sintaks yang lugas, yang membuatnya mudah dipelajari oleh orang awam, merupakan beberapa faktor utama yang berkontribusi pada penggunaannya yang luas dalam penelitian.(Muhammad & Yulianto, 2023).

Guido Van Rossum menciptakan bahasa pemrograman tingkat tinggi Python, yang pertama kali tersedia pada tahun 1991. Baru-baru ini, Python juga semakin populer. Selain itu, Python berfungsi sebagai bahasa pemrograman multifungsi, yang mampu melakukan pembelajaran mendalam dan pembelajaran mesin, misalnya. Python dipilih untuk penelitian ini karena sintaksnya yang sederhana, pustaka yang komprehensif, dan dukungan komunitas yang kuat, karena sifatnya yang open-source.(Alfarizi et al., 2023)

Python merupakan salah satu jenis dari bahasa pemrograman yang sering digunakan oleh para programmer. Bahasa pemrograman Python juga dapat digunakan untuk banyak hal.(Samuel Kaeng et al., 2024)

2.6. Peneliti Terdahulu

Penelitian terdahulu yang relevan dengan sistem pengenalan emosi pada remaja, penggunaan FACS, dan ekstraksi fitur citra. Fokusnya pada bagaimana ekspresi wajah terkait perilaku gaming, serta teknik komputasi yang umum dipakai untuk meningkatkan akurasi pengenalan emosi. Ringkasan dari beberapa penelitian yang relevan ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

NO	Peneliti & Tahun	Judul Penelitian	Metode / Model	Hasil Utama & Relevansi
1	Rini Meiyanti & Cut Lika Mestika Sandy (2021)	Pendeteksi Pengenalan Emosi Pada Manusia Menggunakan Hidden Markov Model dan Bidirectional Associative Memory dengan Suara	- Hidden Markov Model (HMM) - Bidirectional Associative Memory (BAM)	- HMM menghasilkan <i>true detection</i> rata-rata: Marah 72%, Bahagia 68%, Netral 74. - BAM menghasilkan <i>true detection</i> lebih tinggi: Marah 87%, Bahagia 89%, Netral 92. - Relevansi: penelitian menunjukkan bahwa BAM lebih optimal dibanding HMM dalam mendeteksi emosi suara (marah, bahagia, netral). Kedua metode tetap dapat digunakan untuk sistem pendeteksi emosi berbasis suara, dengan syarat data suara yang dilatih jelas dan tidak terputus.
2	Mochamad Fajar, Masyhuri, Yuslenita Muda (2024)	Kecanduan Game Online pada Remaja	Metode penelitian kepustakaan + wawancara klien	Kecanduan game online dipengaruhi faktor eksternal (lingkungan, kurang perhatian orang tua) dan internal (psikososial well-being rendah, karakteristik

NO	Peneliti & Tahun	Judul Penelitian	Metode / Model	Hasil Utama & Relevansi
				personal, kecerdasan emosi). Relevan untuk memahami dampak adiksi game pada remaja.
3	Denny Hardiyanto & Dyah Anggun Sartika (2021, FAHMA Vol.16 No.3)	Ekstraksi Fitur Citra Api Berbasis Ekstraksi Warna pada Ruang Warna HSV dan RGB	<ul style="list-style-type: none"> - Ekstraksi fitur citra berbasis warna - Analisis ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) - Analisis ruang warna RGB (Red, Green, Blue) - Dataset: 30 citra api (api lilin) - Software: Matlab 2014a 	<ul style="list-style-type: none"> - Parameter HSV untuk deteksi api: Hue 0.1–0.2, Saturation 0.5–0.85, Value 0.9–1.0. - Parameter RGB untuk deteksi api: Red 230– 255, Green 100–250, Blue ≤ 130. - Hasil menunjukkan bahwa kombinasi HSV dan RGB dapat digunakan sebagai acuan threshold untuk mendeteksi keberadaan api pada citra digital. - Relevansi: penelitian ini menjadindasar pengembangan sistem deteksi kebakaran berbasis pengolahan citra, baik untuk aplikasi real-time (webcam, UAV) maupun sistem monitoring otomatis.

NO	Peneliti & Tahun	Judul Penelitian	Metode / Model	Hasil Utama & Relevansi
4	Aisha Mahmoud, Lauren Scott, Brittany N. Florkiewicz (2025)	Examining Mammalian Facial Behavior using Facial Action Coding Systems (FACS) and Combinatorics	<ul style="list-style-type: none"> - Analisis literatur FACS pada mamalia (simpanse & kucing domestik) - Pengkodean ekspresi wajah dengan chimpFACS dan catFACS - Pendekatan kombinatorik menggunakan Python model untuk menghasilkan semua kemungkinan konfigurasi otot wajah 	<ul style="list-style-type: none"> - Teridentifikasi 24 gerakan otot wajah pada simpanse dan 29 pada kucing domestik. - Dari data observasi: simpanse menghasilkan 66 sinyal wajah unik, kucing domestik 275 sinyal wajah unik. - Dari model kombinatorik: simpanse berpotensi menghasilkan 238.079 konfigurasi wajah, kucing domestik 1.062.719 konfigurasi wajah. - Relevansi: menunjukkan bahwa potensi komunikasi wajah mamalia jauh lebih kompleks daripada yang terdokumentasi, penting untuk penelitian evolusi komunikasi, interaksi sosial, dan akurasi pengkodean FACS.
				<ul style="list-style-type: none"> - Relevansi: menunjukkan bahwa potensi komunikasi wajah mamalia jauh lebih kompleks daripada yang terdokumentasi, penting untuk penelitian evolusi komunikasi, interaksi sosial, dan akurasi pengkodean FACS.

NO	Peneliti & Tahun	Judul Penelitian	Metode / Model	Hasil Utama & Relevansi
5	Zelvi Gustiana & Welnof Satria (2024)	<i>Penerapan Convolutional Neural Network dalam Analisis Emosi</i>	Convolutional Neural Network (CNN)	CNN terbukti efektif dalam mengenali pola kompleks dari data visual dan multimodal, menghasilkan akurasi tinggi dalam pengenalan emosi. Relevan untuk pengembangan sistem berbasis Android karena mampu mendukung real-time emotion recognition dengan efisiensi komputasi.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Studi ini termasuk dalam genre penelitian kuantitatif. eksperimental dengan fokus pada pengembangan sistem berbasis computer vision. Jenis penelitian ini dipilih karena:

1. Kuantitatif menghasilkan data numerik yang dapat diukur, seperti Tingkat skor F1, recall, akurasi, dan presisi dari sistem pengenalan emosi.
2. Eksperimental dilakukan uji coba langsung terhadap sistem yang dikembangkan dengan data wajah remaja pecandu game, sehingga dapat diketahui performa sistem dalam kondisi nyata.
3. Pengembangan Sistem penelitian ini tidak hanya bersifat analisis, tetapi juga menghasilkan prototipe aplikasi yang dapat digunakan untuk mendeteksi emosi secara real-time.

Pendekatan penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan:

4. Perancangan sistem mendefinisikan arsitektur, algoritma, dan komponen utama (FACS, ekstraksi fitur citra, klasifikasi emosi).
5. Implementasi sistem menggunakan bahasa pemrograman Python dan pustaka tambahan seperti scikit-learn, dlib, dan OpenCV.
6. Pengujian sistem dilakukan dengan dataset wajah remaja yang direkam saat bermain game, kemudian dibandingkan hasil klasifikasi sistem dengan interpretasi manual pakar psikologi.
7. Evaluasi sistem menggunakan metode Confusion Matrix untuk menghitung akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta membandingkan

performa metode ekstraksi fitur (LBP vs HOG).

3.2 Lokasi dan Waktu Penelitian

Lokasi: Lingkungan kampus UMSU, serta pengambilan data wajah dilakukan di lingkungan kampus dengan partisipan remaja yang teridentifikasi memiliki intensitas bermain game tinggi.

Waktu: Penelitian dilaksanakan selama 4 bulan, mencakup tahap pengumpulan data, preprocessing, implementasi algoritma, dan evaluasi sistem.

3.3 Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah pengguna perangkat Android yang memiliki kebiasaan bermain game dengan intensitas tinggi, yaitu lebih dari 4 jam per hari. Populasi dipilih berdasarkan pertimbangan bahwa pengguna dengan durasi bermain game yang panjang cenderung mengalami perubahan emosi yang lebih signifikan, sehingga relevan untuk diteliti dalam konteks pengenalan emosi berbasis citra wajah. Selain itu, penggunaan perangkat Android sebagai media utama penelitian memberikan kemudahan dalam pengambilan data secara real-time, karena kamera bawaan Android dapat merekam ekspresi wajah secara langsung tanpa memerlukan perangkat tambahan.

Populasi ini mencakup individu dari berbagai latar belakang usia produktif, dengan fokus pada kelompok yang aktif menggunakan Android untuk bermain game online. Hal ini dilakukan agar sistem yang dikembangkan dapat diuji pada kondisi nyata sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu mendeteksi emosi pengguna Android yang mengalami kecanduan game. Sampel penelitian ditentukan menggunakan teknik purposive sampling, yaitu pemilihan sampel berdasarkan kriteria tertentu yang sesuai dengan tujuan penelitian. Jumlah sampel

yang digunakan adalah 90 responden, dengan pertimbangan bahwa jumlah tersebut cukup representatif untuk menguji performa sistem pengenalan emosi berbasis Android, sekaligus memungkinkan analisis statistik yang valid.

Adapun kriteria sampel yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

- a) Pengguna aktif perangkat Android yang rutin bermain game online dengan durasi lebih dari 4 jam per hari.
- b) Bersedia menjadi partisipan penelitian, termasuk memberikan izin untuk direkam ekspresi wajahnya saat bermain game.
- c) Tidak memiliki gangguan wajah (misalnya kelainan bentuk wajah atau kondisi medis tertentu) yang dapat menghambat proses deteksi ekspresi oleh sistem.
- d) Memiliki perangkat Android dengan kamera berfungsi baik, sehingga data citra wajah dapat direkam dengan kualitas yang memadai.

Pertimbangan Pemilihan Sampel Pengambilan sampel bertujuan digunakan dalam pemilihan sampel karena penelitian ini membutuhkan partisipan dengan karakteristik khusus, yaitu pengguna Android yang memiliki intensitas bermain game tinggi. Teknik ini lebih sesuai dibandingkan Pengambilan sampel acak, karena tidak setiap anggota populasi memiliki kebiasaan bermain game dengan durasi panjang. Dengan menggunakan pengambilan sampel bertujuan, peneliti dapat memastikan bahwa sampel yang mereka pilih memang relevan dengan tujuan penelitian. Selain itu, jumlah sampel sebanyak 90 responden dipilih untuk menjaga keseimbangan antara keterbatasan waktu penelitian dan kebutuhan data yang cukup besar agar hasil analisis dapat digeneralisasikan. Jumlah ini juga memungkinkan dilakukannya pengujian sistem

dengan variasi ekspresi wajah yang beragam, sehingga sistem dapat diuji secara lebih komprehensif.

3.4 Variabel Penelitian

- a) Variabel bebas: Ekspresi wajah remaja yang direkam melalui kamera.
- b) Variabel terikat: Klasifikasi emosi (senang, sedih, marah, takut, netral).
- c) Variabel kontrol: Pencahayaan ruangan, posisi kamera, dan durasi pengambilan gambar

3.5 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis untuk memperoleh citra wajah remaja yang sedang bermain game serta informasi pendukung yang relevan. Adapun metode yang digunakan meliputi:

1. Observasi

- a) Peneliti melakukan pengamatan langsung terhadap ekspresi wajah remaja saat bermain game online.
- b) Observasi bertujuan untuk mencatat perubahan emosi yang muncul secara spontan, seperti marah, frustrasi, sedih, atau tidak senang.
- c) Hasil observasi digunakan sebagai data pendukung dalam proses labeling dan validasi sistem.
- d) Observasi dilakukan dalam kondisi lingkungan yang terkontrol (pencahayaan, posisi kamera, durasi bermain) agar ekspresi wajah dapat diamati secara jelas.

2. Rekaman Video/Foto

- a) Data utama berupa citra wajah diperoleh melalui rekaman video menggunakan webcam saat partisipan bermain game.

- b) Rekaman dilakukan dengan durasi tertentu (misalnya 10–15 menit per partisipan) untuk memastikan variasi ekspresi wajah dapat tertangkap.
- c) Kamera ditempatkan pada posisi tetap dengan sudut pandang frontal agar wajah terlihat jelas.
- d) Hasil rekaman disimpan dalam format digital (misalnya MP4 atau JPG) untuk kemudian diproses lebih lanjut dalam tahap preprocessing dan ekstraksi fitur.

3. Labeling Data

- a) Setiap citra wajah yang direkam diberi label emosi sesuai standar Facial Action Coding System (FACS).
- b) Labeling dilakukan dengan mengidentifikasi Action Units (AU) yang muncul, misalnya AU 1 (inner brow raiser), AU 12 (lip corner puller), AU 4 (brow lowerer), dll.
- c) Proses labeling divalidasi oleh pakar psikologi atau ahli FACS untuk memastikan kesesuaian antara ekspresi wajah dan kategori emosi.
- d) Label emosi yang digunakan dalam penelitian ini adalah: marah, frustrasi, sedih, dan tidak senang (emosi negatif yang relevan dengan konteks kecanduan game).

4. Dokumentasi

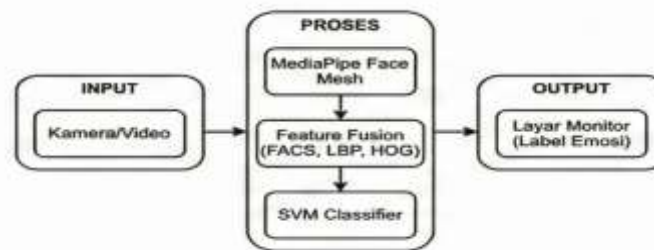
- a) Semua data rekaman, hasil observasi, dan catatan penelitian disimpan dalam bentuk digital untuk memudahkan analisis.
- b) Dokumentasi juga mencakup metadata seperti waktu rekaman, identitas partisipan (dijaga kerahasiaannya), serta kondisi lingkungan saat pengambilan data.

- c) Dokumentasi ini berfungsi sebagai arsip penelitian dan bahan evaluasi sistem.

5. Etika Pengumpulan Data

- a. Sebelum pengambilan data, partisipan diminta untuk menandatangani informed consent sebagai bentuk persetujuan.
- b. Identitas partisipan dijaga kerahasiaannya dan hanya digunakan untuk kepentingan penelitian.
- c. Data yang diperoleh tidak akan disebarakan untuk tujuan lain di luar penelitian ini.

3.6 Perancangan Sistem



Gambar 3.1 Arsitektur Skema Proses

Perancangan sistem pengenalan emosi berbasis Android menggunakan algoritma Facial Action Coding System (FACS) dengan fitur ekstraksi citra dilakukan melalui tiga blok utama, yaitu INPUT, PROSES, dan OUTPUT. Setiap blok memiliki fungsi yang saling berkaitan sehingga membentuk alur kerja sistem yang terintegrasi Metodologi penelitian yang digunakan dalam pengembangan Sistem Pengenalan Emosi Remaja ini menggunakan metode Research and Development (R&D) dengan model pengembangan perangkat lunak Waterfall. Metode ini dipilih karena memiliki tahapan yang sistematis dan terstruktur, mulai

dari analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, hingga pengujian. Penelitian ini mengkombinasikan teknologi computer vision melalui Facial Action Coding System (FACS) dengan machine learning menggunakan TensorFlow Lite untuk mengklasifikasikan empat jenis emosi utama pada remaja, yaitu: Marah (Angry), Frustrasi (Frustrated), Sedih (Sad), dan Netral (Neutral).

1. INPUT (Masukan) Tahap input merupakan bagian awal dari sistem yang bertanggung jawab untuk menerima data mentah berupa citra wajah pengguna.

Data ini dapat diperoleh melalui dua sumber utama:

- a) Webcam: digunakan untuk pemantauan langsung (real-time) sehingga sistem dapat mendeteksi ekspresi wajah pengguna saat bermain game secara langsung.
 - b) File Video (.mp4): digunakan untuk menguji sistem dengan rekaman permainan game yang telah disimpan sebelumnya. Pada tahap ini, sistem memastikan bahwa data yang diterima memiliki kualitas yang cukup baik untuk diproses lebih lanjut, misalnya dengan memperhatikan pencahayaan, sudut pandang kamera, dan resolusi video.
2. PROSES (Komputasi) Tahap proses merupakan inti dari sistem, yang berfungsi sebagai “otak” dalam melakukan analisis citra wajah. Proses ini terdiri dari tiga sub-modul utama:
- a) MediaPipe Face Mesh: bertugas mendeteksi wajah dan memetakan 468 titik landmark 3D secara presisi. Landmark ini digunakan untuk mengidentifikasi pergerakan otot wajah yang relevan dengan Action Units (AU) dalam FACS.
 - b) Feature Fusion: hasil deteksi landmark kemudian digabungkan dengan analisis tekstur menggunakan *Local Binary Pattern (LBP)* dan analisis bentuk

menggunakan *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*. Proses penggabungan ini menghasilkan vektor fitur yang lebih komprehensif, karena mencakup aspek geometris, tekstur, dan bentuk wajah.

- c) SVM Classifier: Algoritma Support Vector Machine (SVM) kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan vektor fitur yang dihasilkan. Karena SVM dapat menangani data berdimensi tinggi dan menghasilkan klasifikasi yang tepat, maka algoritma ini dipilih. Hasil klasifikasi berupa label emosi yang sesuai dengan ekspresi wajah pengguna, seperti netral, marah, sedih, atau frustrasi.

Dengan adanya kombinasi sub-modul ini, sistem mampu melakukan analisis citra wajah secara lebih robust dan meningkatkan akurasi pengenalan emosi.

3. OUTPUT (Keluaran) Tahap output merupakan hasil akhir dari proses komputasi. Sistem menampilkan informasi berupa:

- a) Overlay kotak wajah (bounding box) yang menunjukkan area wajah yang terdeteksi.
- b) Label teks emosi yang muncul di atas kotak wajah untuk memberikan informasi langsung mengenai emosi yang terdeteksi.
- c) Grafik analisis berupa *Pie Chart* dan *Timeline Chart* yang ditampilkan di akhir sesi. Grafik ini memberikan gambaran distribusi emosi pengguna selama bermain game, sehingga dapat digunakan untuk evaluasi lebih lanjut oleh peneliti, orang tua, maupun tenaga profesional.

3.7 Instrumen Penelitian

Instrumen penelitian adalah seperangkat alat, baik perangkat keras maupun

perangkat lunak, yang digunakan untuk mendukung proses pengumpulan data, pengolahan citra, analisis, serta evaluasi sistem pengenalan emosi. Instrumen ini dirancang agar sesuai dengan kebutuhan penelitian berbasis computer vision dan machine learning.

1. Perangkat Keras (Hardware)

- a. Laptop/PC dengan spesifikasi minimal:
 - a) Prosesor: RYZEN 3 atau setara, untuk mendukung komputasi intensif pada proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.
 - b) RAM: 8 GB, agar mampu menjalankan proses pengolahan citra dan algoritma machine learning secara efisien.
 - c) Penyimpanan: SSD minimal 256 GB, untuk menyimpan dataset citra wajah dan hasil rekaman video.
- b. Kamera HD (Webcam): digunakan untuk menangkap citra wajah remaja secara real-time saat bermain game. Kamera dengan resolusi tinggi diperlukan agar ekspresi wajah dapat ditangkap dengan jelas.
- c. Perangkat pendukung: tripod atau dudukan kamera untuk menjaga posisi tetap, serta pencahayaan tambahan (lampu LED) agar kualitas citra lebih optimal.

2. Perangkat Lunak (Software)

- a. Python: bahasa pemrograman utama yang digunakan karena memiliki sintaks sederhana, fleksibel, dan didukung oleh banyak library untuk computer vision dan machine learning.
- b. OpenCV: library untuk pengolahan citra digital, digunakan dalam tahap preprocessing (resize, grayscale, histogram equalization) serta deteksi wajah

(Haar Cascade/Viola-Jones).

- c. dlib: library untuk deteksi wajah dan landmark wajah, mendukung proses ekstraksi Action Units (AU) dalam FACS.
- d. scikit-learn: library machine learning yang digunakan untuk implementasi techniques for classification like K-Nearest Neighbor and Support Vector Machine (SVM)
- e. Numpy & Pandas: library pendukung untuk pengolahan data numerik dan manajemen dataset.
- f. Mplotlib/Seaborn: digunakan untuk visualisasi hasil analisis, seperti Confusion Matrix dan grafik performa sistem.

3. Instrumen Analisis

1. Confusion Matrix: digunakan untuk mengevaluasi performa sistem pengenalan emosi. Confusion Matrix memberikan informasi mengenai:
 - a) Akurasi: tingkat ketepatan sistem dalam mengklasifikasikan emosi.
 - b) Presisi: kemampuan sistem dalam mengidentifikasi emosi dengan benar.
 - c) F1-score: keseimbangan antara presisi dan recall.
 - d) Recall: kemampuan sistem dalam mendeteksi semua data emosi yang relevan
2. Analisis: dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi sistem dengan label manual yang diberikan berdasarkan standar FACS oleh pakar psikologi.
3. Instrumen: ini memastikan validitas dan reliabilitas sistem yang dikembangkan.

3.7.1 Analisis Sistem

Analisis sistem dilakukan untuk mengidentifikasi masalah yang ada serta kebutuhan yang harus dipenuhi oleh aplikasi. Permasalahan utama yang ditemukan adalah keterbatasan tenaga ahli psikologi dalam menjangkau seluruh remaja pecandu game, subjektivitas penilaian emosi oleh manusia, serta kebutuhan akan sistem monitoring emosi yang objektif dan real-time.

Kebutuhan sistem dibagi menjadi dua kategori:

- a) **Kebutuhan fungsional**, seperti kemampuan mendeteksi wajah secara real-time, mengekstrak Action Units (AU), mengklasifikasikan emosi ke dalam kategori Angry, Frustrated, Sad, dan Neutral, serta menampilkan hasil dalam bentuk grafik dan file CSV.
- b) **Kebutuhan non-fungsional**, seperti kecepatan respons <100 ms per frame, akurasi minimal 70%, serta antarmuka yang intuitif.

Analisis ini menjadi dasar dalam merancang arsitektur sistem yang mampu menjawab permasalahan secara efektif.

1. Analisis Masalah

Berdasarkan analisis yang dilakukan, ditemukan beberapa permasalahan utama dalam pengenalan emosi remaja secara konvensional, yaitu:

- (a) Keterbatasan tenaga ahli psikologi dalam menjangkau seluruh remaja
- (b) Subjektivitas penilaian emosi oleh observer manusia
- (c) Kebutuhan akan sistem monitoring emosi yang objektif dan real-time
- (d) Pentingnya deteksi dini terhadap emosi negatif untuk pencegahan masalah kesehatan mental.

2. Analisis Kebutuhan Sistem

Berdasarkan analisis masalah, kebutuhan sistem dapat diidentifikasi sebagai berikut:

a. Kebutuhan Fungsional:

1. Sistem dapat mendeteksi wajah pengguna secara real-time melalui kamera.
2. Sistem dapat mengekstrak fitur FACS (Action Units) dari wajah terdeteksi.
3. Sistem dapat mengklasifikasikan emosi ke dalam 4 kategori: Marah, Frustrasi, Sedih, Netral.
4. Sistem menyediakan dua mode deteksi: real-time dan video.
5. Sistem dapat menampilkan hasil deteksi dalam bentuk grafik statistik.
6. Sistem dapat menyimpan dan mengekspor data hasil deteksi dalam format CSV.

b. Kebutuhan Non-Fungsional:

1. Sistem harus dapat berjalan pada perangkat Android versi 8.0 (API 26) ke atas.
2. Sistem harus memiliki waktu respons kurang dari 100ms per frame.
3. Sistem harus memiliki akurasi deteksi minimal 70%.
4. Antarmuka pengguna harus intuitif dan mudah digunakan.

3.7.2 Strategi Pemecahan Masalah

Strategi pemecahan masalah dilakukan dengan menggabungkan metode FACS sebagai pendekatan ilmiah dalam pengkodean ekspresi wajah dengan CNN

sebagai algoritma klasifikasi emosi. Sistem dirancang dalam tiga komponen utama:

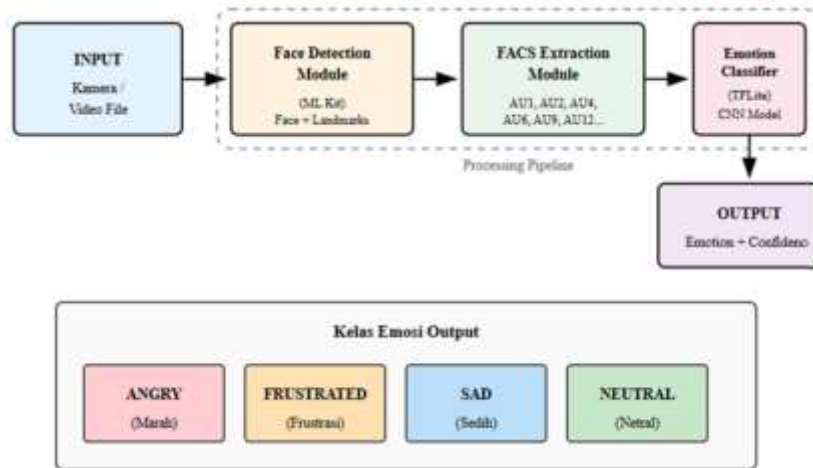
1. **Face Detection Module** – menggunakan ML Kit untuk mendeteksi wajah dan landmark.
2. **FACS Extraction Module** – mengekstrak Action Units dari landmark wajah.
3. **Emotion Classification Module** – menggunakan CNN yang dikonversi ke TensorFlow Lite untuk inferensi emosi.

Pendekatan ini dipilih karena mampu menghasilkan deteksi yang objektif, terukur, dan dapat dijalankan secara efisien pada perangkat Android.

1. Strategi Pemecahan Masalah

Metode pemecahan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan mengimplementasikan sistem pengenalan emosi berbasis FACS (Facial Action Coding System) yang dikombinasikan dengan algoritma machine learning CNN (Convolutional Neural Network). Pendekatan ini dipilih karena FACS menyediakan framework ilmiah yang terstandarisasi untuk mengkodekan gerakan wajah menjadi Action Units (AU) yang dapat diukur secara objektif.

Arsitektur solusi yang diusulkan terdiri dari tiga komponen utama: (1) Face Detection Module menggunakan ML Kit untuk mendeteksi wajah dan landmark, (2) FACS Extraction Module untuk mengekstrak 8 Action Units utama dari landmark wajah, dan (3) Emotion Classification Module menggunakan model CNN yang dikonversi ke TensorFlow Lite untuk inferensi pada perangkat mobile.



Gambar 3.2 Arsitektur Sistem Pengenalan Emosi

3.7.3 Facial Action Coding System (FACS)

FACS digunakan sebagai landasan ilmiah dalam mendeteksi emosi. Setiap gerakan otot wajah dikodekan menjadi Action Units (AU). Dalam penelitian ini digunakan 8 AU utama, seperti AU1 (Inner Brow Raiser), AU12 (Penarik Sudut Bibir), AU17 (Pengangkat Daggu), dan AU4 (Penurun Alis). Kombinasi AU tertentu dipetakan ke emosi spesifik. Misalnya, emosi marah diidentifikasi melalui kombinasi AU4, AU5, AU7, dan AU23. Dengan pendekatan ini, sistem dapat mengenali emosi secara lebih akurat dibandingkan hanya menggunakan citra mentah.

Facial Action Coding System (FACS)

Sistem pengkodean ekspresi wajah yang dikenal sebagai Facial Action Coding System (FACS) diciptakan oleh Paul Ekman dan Wallace Friesen pada tahun 1978. Sistem ini mengklasifikasikan gerakan wajah berdasarkan Action Units (AU) yang merepresentasikan kontraksi otot-otot wajah tertentu. Dalam penelitian ini, digunakan 8 Action Units utama yang relevan untuk pengenalan emosi remaja, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.3

Tabel 3.1 Action Units yang Digunakan dalam Sistem

AU	Nama	Deskripsi	Emosi Terkait
AU1	Inner Brow Raiser	Mengangkat alis bagian dalam	Sedih, Takut
AU2	Outer Brow Raiser	Mengangkat alis bagian luar	Terkejut
AU4	Brow Lowerer	Menurunkan alis	Marah, Sedih
AU6	Cheek Raiser	Mengangkat pipi	Senang
AU9	Nose Wrinkler	Mengerutkan hidung	Jijik
AU12	Lip Corner Puller	Menarik sudut bibir	Senang
AU15	Lip Corner Depressor	Menurunkan sudut bibir	Sedih
AU17	Chin Raiser	Mengangkat dagu	Frustrasi

Tabel 3.2 Pemetaan Action Units ke Emosi

Emosi	Kombinasi AU	Karakteristik
Marah (Angry)	AU4, AU5, AU7, AU23	Alis menurun, mata melebar, bibir menekan
Frustrasi (Frustrated)	AU4, AU17, AU24	Alis turun, dagu naik, bibir menekan
Sedih (Sad)	AU1, AU4, AU15	Alis dalam naik, sudut bibir turun
Netral (Neutral)	Tidak ada AU aktif	Ekspresi wajah relaks

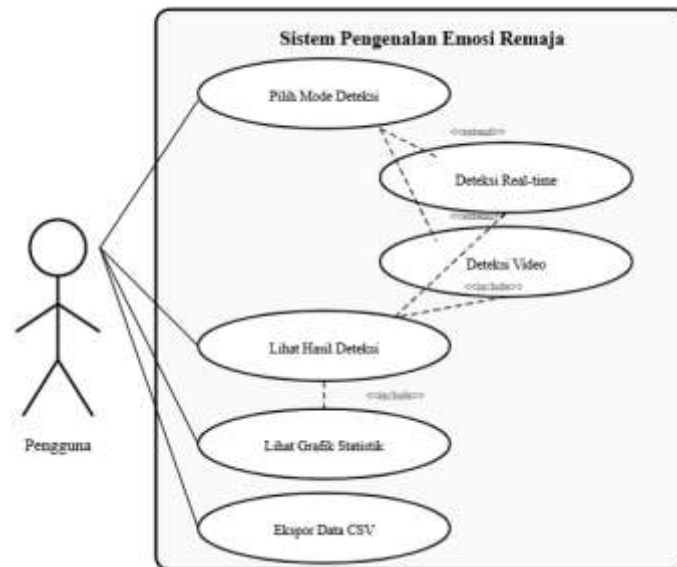
3.7.4 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dituangkan dalam bentuk diagram UML untuk menggambarkan interaksi pengguna dengan sistem serta hubungan antar komponen.

- a) **Use Case Diagram** menunjukkan fungsi utama yang dapat diakses pengguna, seperti memilih mode deteksi, melakukan deteksi real-time, mengunggah video, melihat hasil, menampilkan grafik, dan mengekspor data.
- b) **Activity Diagram** Menjelaskan bagaimana aktivitas pengguna bergerak dari awal prosedur hingga kesimpulannya. deteksi.
- c) **Sequence Diagram** menunjukkan urutan interaksi antar objek sistem, mulai dari kamera, modul deteksi wajah, modul ekstraksi FACS, hingga classifier emosi.
- d) **Class Diagram** menjelaskan struktur kelas beserta metode utama, seperti `classify()`, `detectFaces()`, dan `extractAUs()`.

1. Use Case Diagram

Use Case Diagram merupakan representasi visual yang menampilkan hubungan interaktif antara aktor (pengguna atau entitas eksternal) dengan sistem yang sedang dikembangkan. Diagram ini berfungsi untuk memperlihatkan layanan atau fungsionalitas utama yang dapat diakses oleh aktor, sehingga memberikan gambaran menyeluruh mengenai perilaku sistem dari sudut pandang pengguna aplikasi pengenalan emosi.



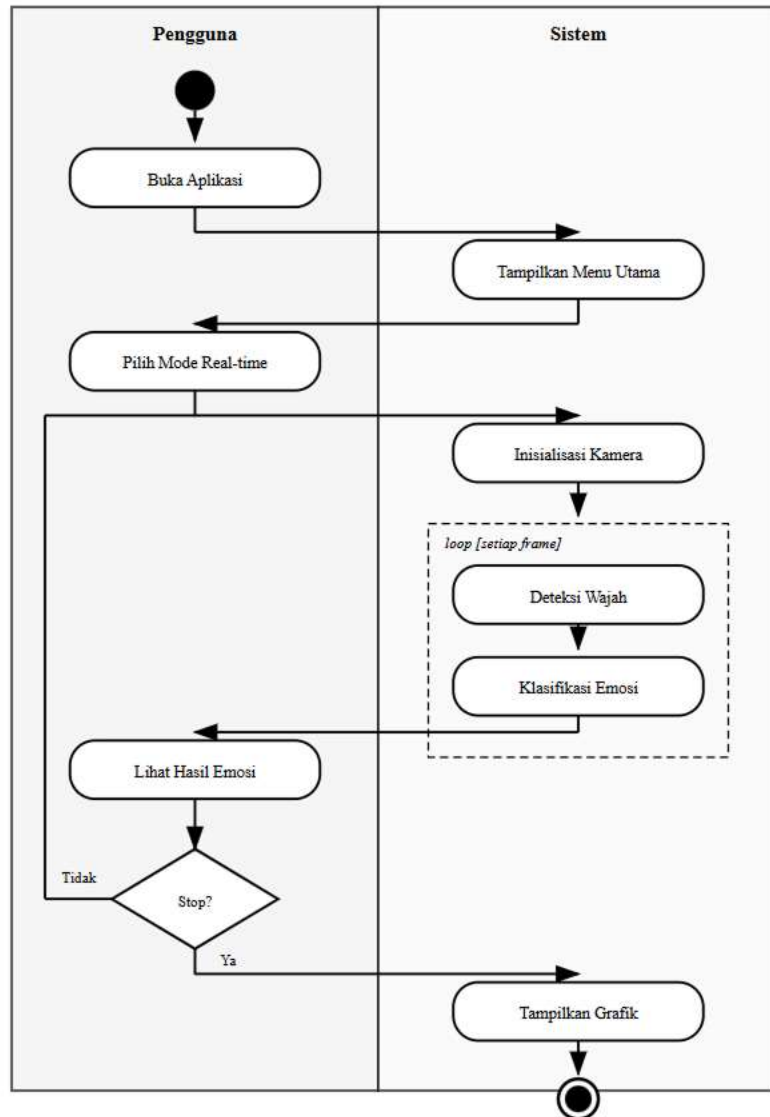
Gambar 3.3 Use Case Diagram Sistem Pengenalan Emosi

Penjelasan Use Case Diagram:

1. UC-01: Pilih Mode Deteksi - Pengguna memilih antara mode real-time atau video.
2. UC-02: Deteksi Real-time - Pengguna melakukan deteksi emosi langsung menggunakan kamera.
3. UC-03: Deteksi Video - Pengguna mengunggah video untuk dianalisis emosinya.
4. UC-04: Lihat Hasil Deteksi - Pengguna melihat hasil klasifikasi emosi dan confidence.
5. UC-05: Lihat Grafik Statistik - Pengguna melihat visualisasi grafik distribusi emosi.
6. UC-06: Ekspor Data CSV - Pengguna mengeksport hasil deteksi dalam format CSV.

2. Activity Diagram

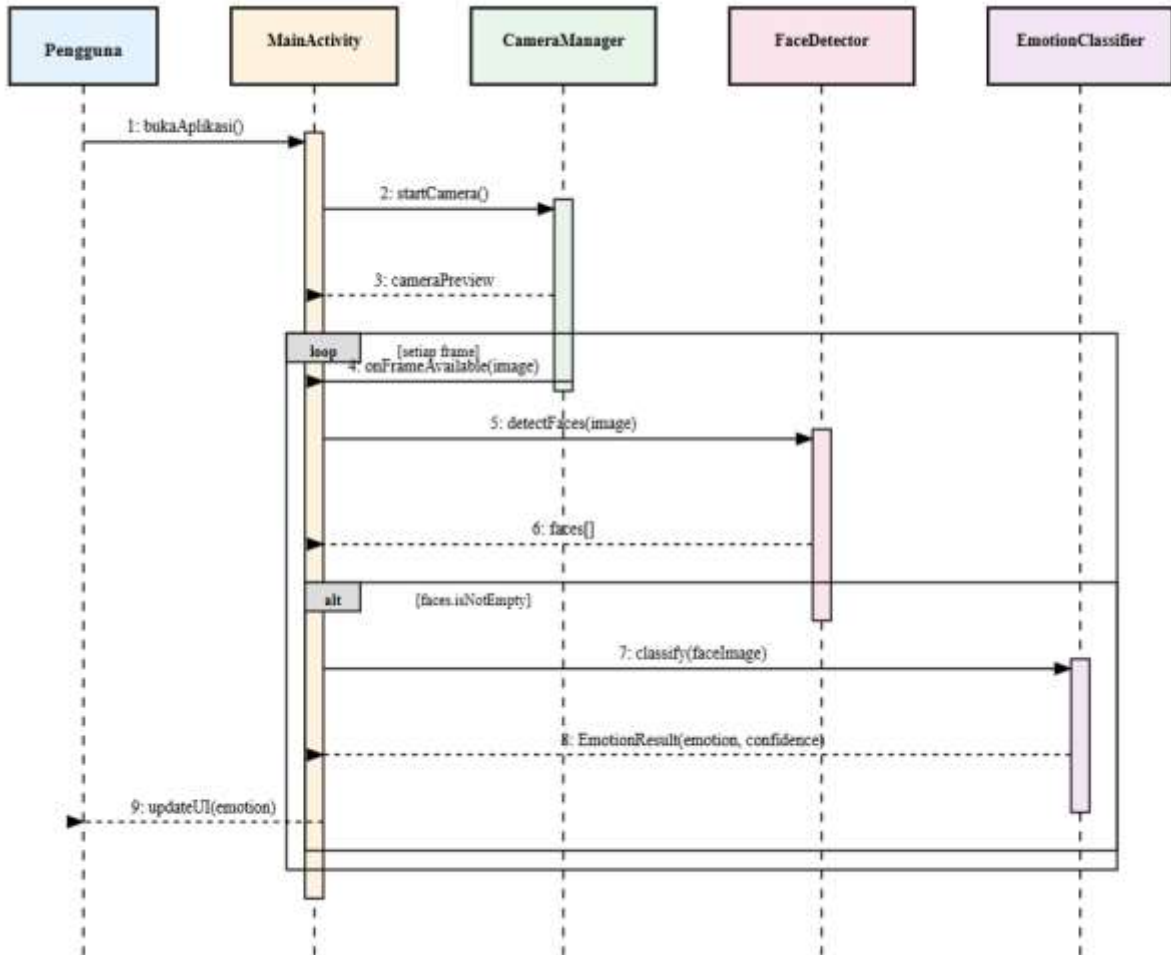
Alur tindakan pengguna saat menggunakan sistem pengenalan emosi digambarkan dalam diagram aktivitas.



Gambar 3.4 Activity Diagram Deteksi Real-time

3. Sequence Diagram

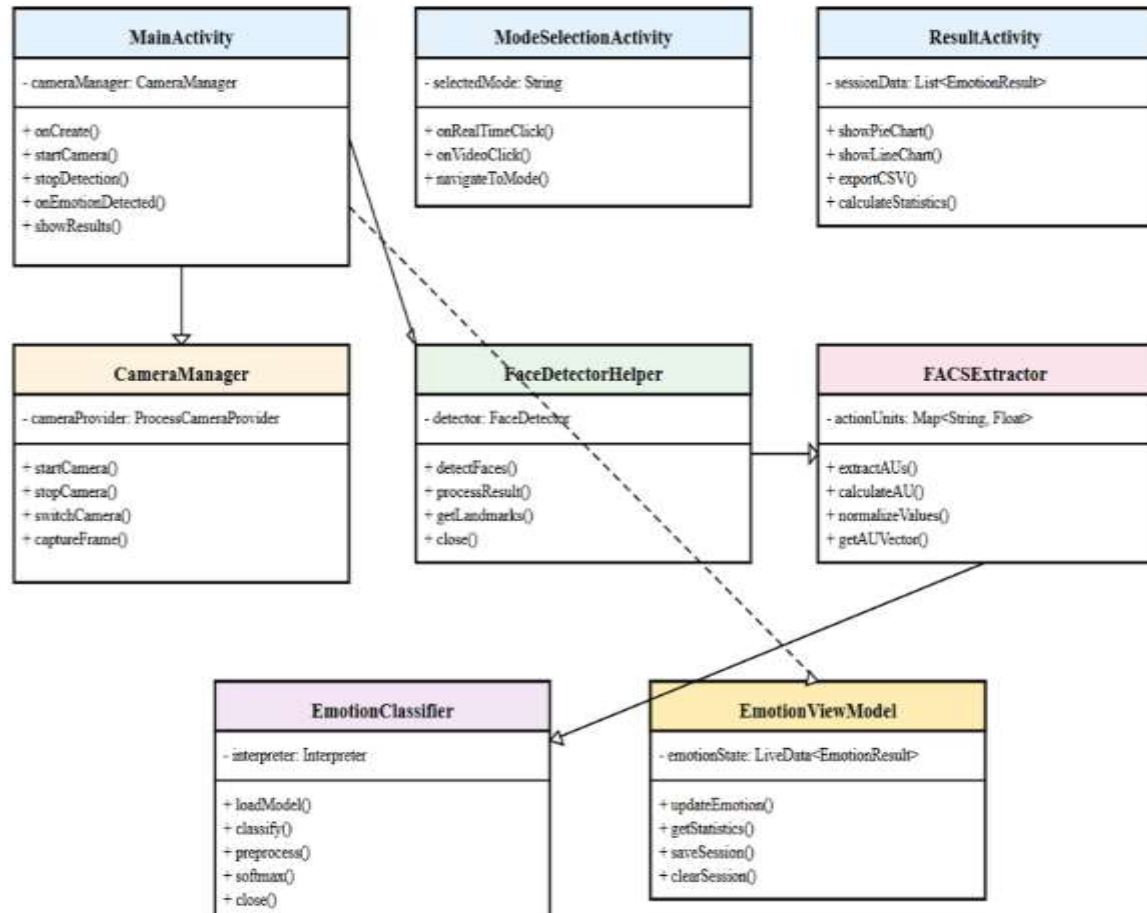
Sequence Diagram menunjukkan interaksi antar objek dalam sistem berdasarkan



Gambar 3.5 Sequence Diagram Proses Deteksi Emosi

4. Class Diagram

Diagram kelas menunjukkan hubungan antar kelas serta struktur kelas yang digunakan dalam sistem.



Gambar 3.6 Class Diagram Sistem

Tabel 3.3 Deskripsi Class Diagram

	Fungsi	Method Utama
MainActivity	Activity utama dengan kamera preview	onCreate(), startCamera()
ModeSelectionActivity	Halaman pemilihan mode	onRealTimeClick(), onVideoClick()
VideoDetectionActivity	Aktivitas untuk deteksi video	selectVideo(), processVideo()
ResultActivity	Menampilkan hasil dan grafik	showChart(), exportCSV()
EmotionClassifier	Klasifikasi emosi dengan TFLite	classify(), loadModel()
FaceDetectorHelper	Deteksi wajah dengan ML Kit	detectFaces(), processResult()
FACSExtractor	Ekstraksi Action Units	extractAUs(), calculateAU()
EmotionViewModel	State management MVVM	updateEmotion(), getStatistics()

3.7.5 Flowchart dan Algoritma

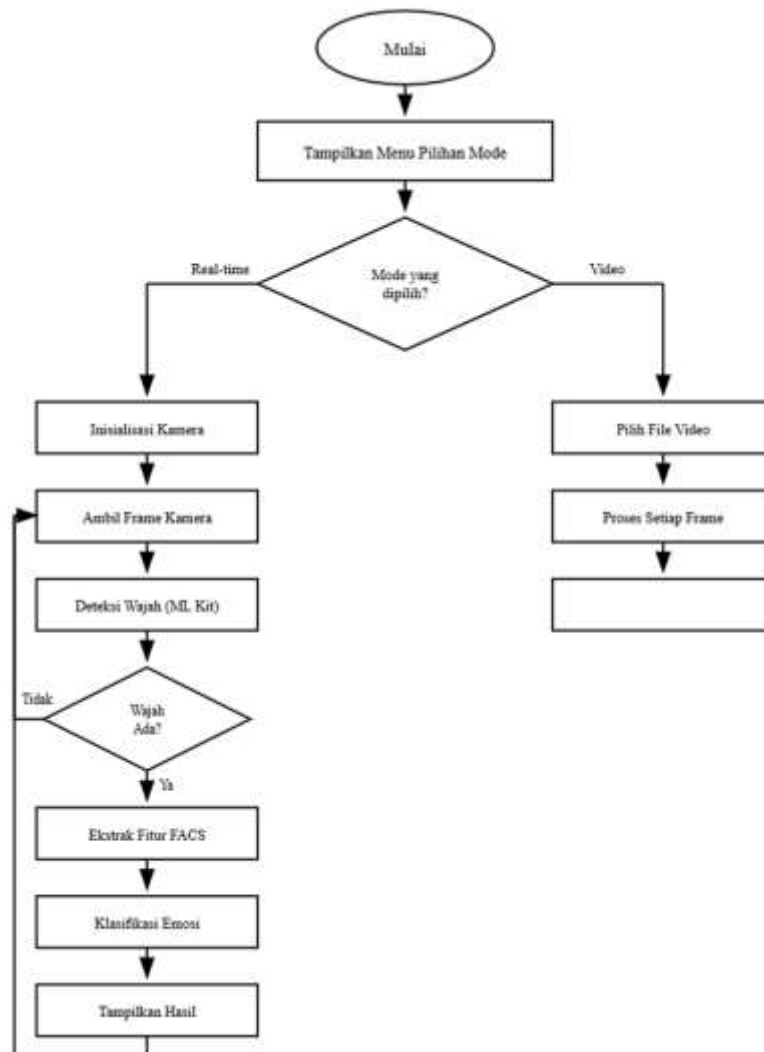
Flowchart sistem utama menggambarkan alur kerja aplikasi dari pemilihan mode hingga penampilan hasil. Flowchart deteksi wajah menjelaskan proses identifikasi wajah menggunakan ML Kit, sedangkan flowchart klasifikasi emosi menggambarkan tahapan preprocessing, inferensi CNN, dan post-processing dengan softmax.

Algoritma klasifikasi emosi terdiri dari:

1. Preprocessing gambar (resize, normalisasi, konversi tensor).
2. Inferensi menggunakan model CNN dalam TensorFlow Lite.
3. Post-processing dengan softmax untuk mendapatkan probabilitas tiap emosi.
4. Output berupa label emosi dengan confidence score.

1. Flowchart Sistem Utama

Berikut menggambarkan alur kerja sistem pengenalan emosi secara keseluruhan.

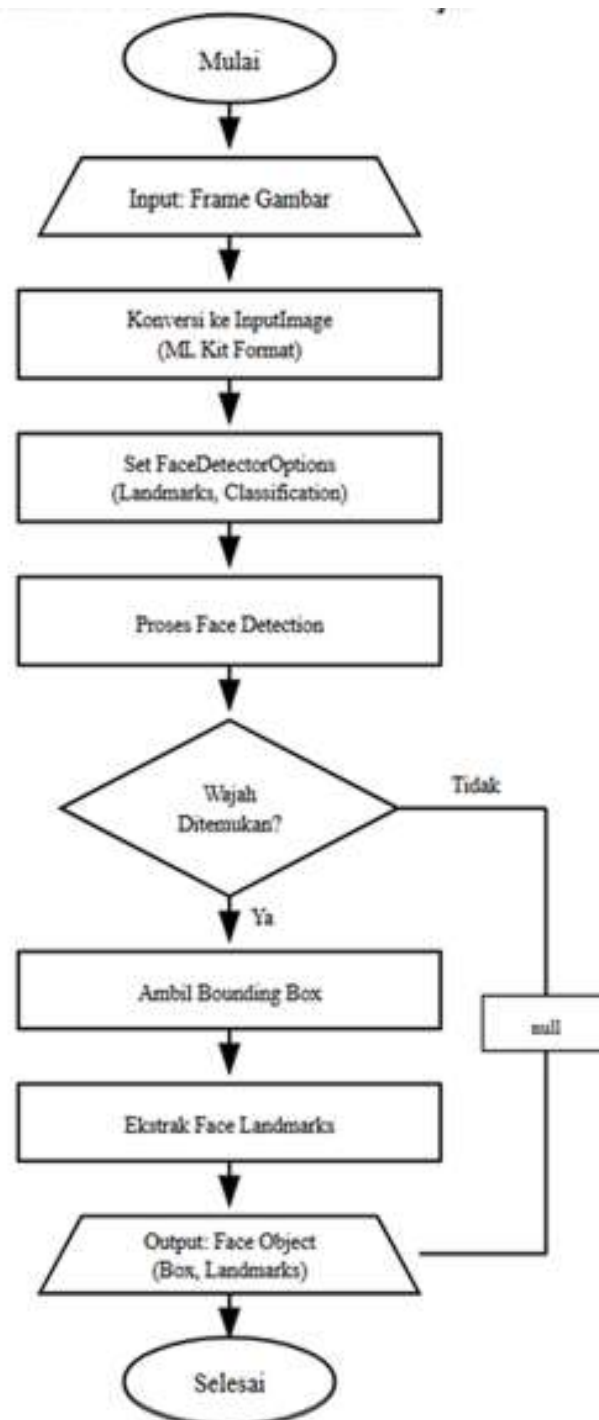


Gambar 3.7 Sistem Utama

Algoritma Sistem Utama

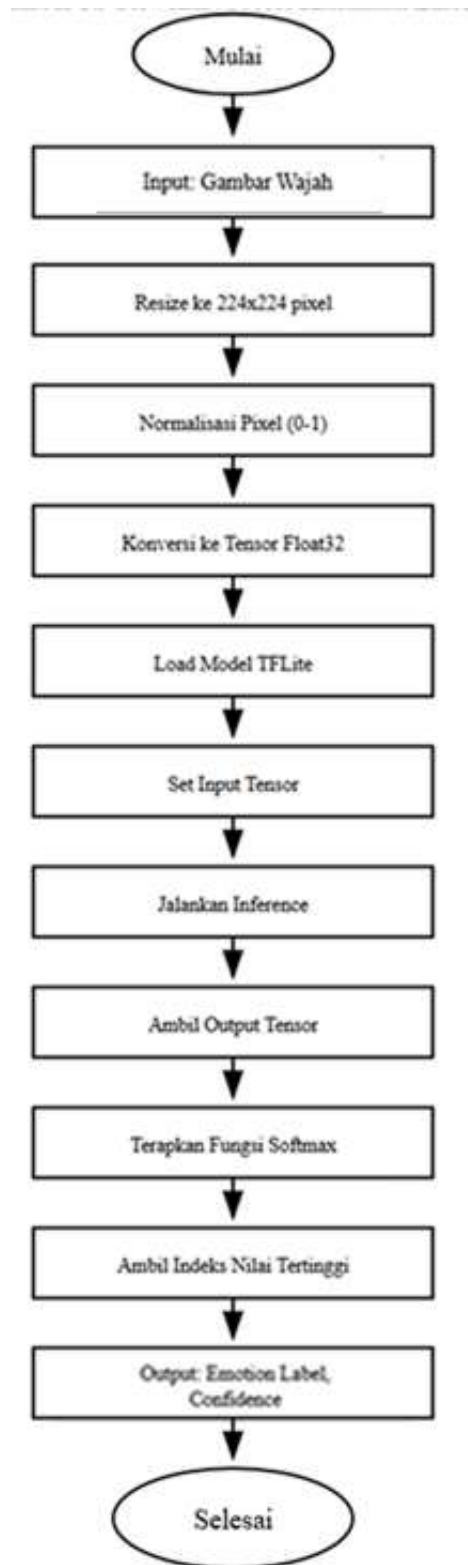
1. Mulai
2. Tampilkan halaman pemilihan mode
3. Jika user memilih Real-time:
 - 3.1. Inisialisasi kamera
 - 3.2. Loop untuk setiap frame:
 - Ambil frame dari kamera
 - Deteksi wajah menggunakan ML Kit
 - Jika wajah terdeteksi:
 - * Ekstrak fitur FACS
 - * Klasifikasikan emosi dengan TFLite
 - * Tampilkan hasil dan confidence
 - 3.3. Jika user menekan Stop:
 - Hitung statistik emosi
 - Tampilkan grafik hasil
4. Jika user memilih Video:
 - 4.1. Pilih file video
 - 4.2. Proses setiap frame video
 - 4.3. Setelah selesai, tampilkan grafik hasil
5. Selesai

2. Flowchart Deteksi Wajah



Gambar 3.8 Proses Deteksi Wajah

3. Flowchart Klasifikasi Emosi



Gambar 3.9 Proses Klasifikasi Emosi

Algoritma Klasifikasi Emosi

1. Input: Gambar wajah (`face_image`)
2. Preprocessing:
 - 2.1. Resize gambar ke 224x224 pixel
 - 2.2. Normalisasi nilai pixel (0-1)
 - 2.3. Konversi ke tensor float32
3. Inferensi:
 - 3.1. Load model TFLite
 - 3.2. Set input tensor
 - 3.3. Jalankan inference
 - 3.4. Ambil output tensor
4. Post-processing:
 - 4.1. Terapkan softmax pada output
 - 4.2. Ambil indeks dengan nilai tertinggi
 - 4.3. Mapping indeks ke label emosi
5. Output: (`emotion_label`, `confidence`)

3.7.6 Simulasi Perhitungan Manual

Simulasi dilakukan untuk memberikan gambaran bagaimana sistem mengklasifikasikan emosi. Misalnya, sebuah citra wajah dengan ukuran 640x480 diproses menjadi 224x224, kemudian dinormalisasi. Setelah inferensi, sistem menghasilkan logits [2.1, 0.5, 1.2, 0.8]. Dengan fungsi softmax, probabilitas tertinggi adalah 53.2% untuk emosi Angry. Simulasi ini menunjukkan cara kerja sistem secara matematis dan memberikan validasi terhadap algoritma yang digunakan.

1 Preprocessing Gambar

Misalkan terdapat gambar wajah dengan ukuran 640x480 pixel. Proses preprocessing:

1. Langkah 1: Resize gambar dari 640x480 menjadi 224x224
2. Langkah 2: Normalisasi nilai pixel: $\text{pixel_norm} = \text{pixel} / 255.0$
3. Contoh: Jika pixel value = 128, maka $\text{pixel_norm} = 128/255 = 0.502$
4. Langkah 3: Konversi ke tensor dengan shape [1, 224, 224, 3]

2 Perhitungan Softmax

Setelah inferensi CNN, output layer menghasilkan logits yang perlu dikonversi ke probabilitas menggunakan fungsi Softmax:

$$\text{Softmax}(z_i) = \exp(z_i) / \sum \exp(z_j) \dots\dots\dots (3.1)$$

Contoh Perhitungan:

Misalkan output logits dari CNN: [2.1, 0.5, 1.2, 0.8]

Untuk emosi: [Angry, Frustrated, Sad, Neutral]

$$\exp(2.1) = 8.166$$

$$\exp(0.5) = 1.649$$

$$\exp(1.2) = 3.320$$

$$\exp(0.8) = 2.226$$

$$\sum \exp(z_i) = 15.361$$

$$P(\text{Angry}) = 8.166 / 15.361 = 0.532 = 53.2\%$$

$$P(\text{Frustrated}) = 1.649 / 15.361 = 0.107 = 10.7\%$$

$$P(\text{Sad}) = 3.320 / 15.361 = 0.216 = 21.6\%$$

$$P(\text{Neutral}) = 2.226 / 15.361 = 0.145 = 14.5\%$$

Berdasarkan perhitungan di atas, emosi dengan probabilitas tertinggi adalah Angry (53.2%), sehingga sistem akan mengklasifikasikan wajah tersebut sebagai emosi Marah dengan confidence 53.2%.

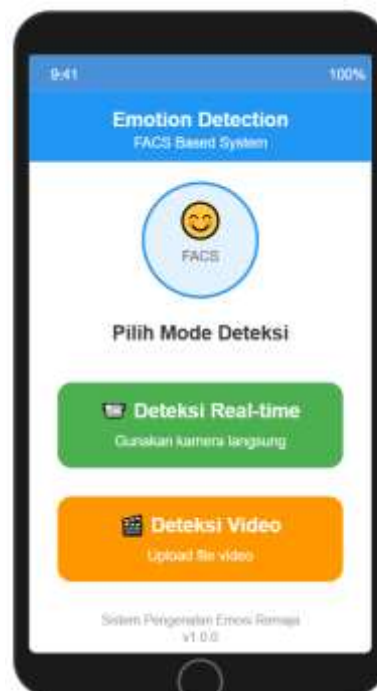
3.7.6 Perancangan Antarmuka (UI)

Antarmuka dirancang dengan prinsip usability dan user experience.

- a) Halaman Pemilihan Mode: menampilkan opsi deteksi real-time atau video.
- b) Halaman Deteksi Real-time: menampilkan preview kamera dengan bounding box wajah, label emosi, confidence, serta tombol stop.
- c) Halaman Hasil dan Grafik: menampilkan pie chart distribusi emosi, line chart perubahan emosi, serta tombol ekspor CSV.

Desain UI ini bertujuan agar pengguna dapat dengan mudah memahami hasil deteksi tanpa memerlukan pengetahuan teknis mendalam.

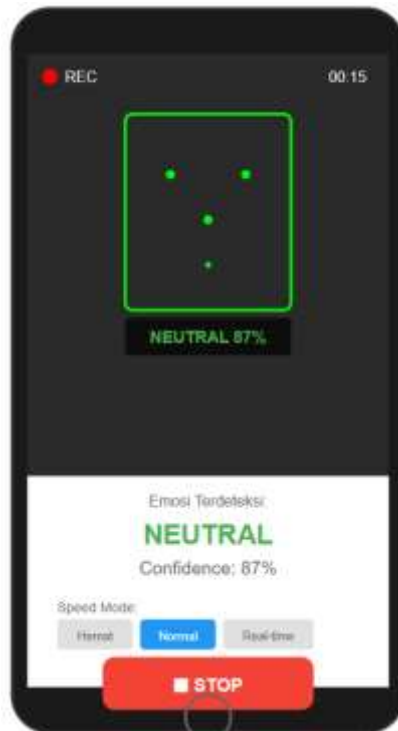
1 Rancangan Halaman Pemilihan Mode



Gambar 3.10 Rancangan Halaman Pemilihan Mode

Halaman ini menampilkan dua opsi utama: tombol "Deteksi Real-time" untuk memulai deteksi langsung menggunakan kamera, dan tombol "Deteksi Video" untuk menganalisis file video yang diunggah.

2 Rancangan Halaman Deteksi Real-time



Gambar 3.11 Rancangan Halaman Deteksi Real-time

Komponen halaman ini meliputi: (a) Camera Preview dengan overlay face bounding box, (b) Panel informasi emosi yang menampilkan label emosi dan confidence, (c) Speed Mode selector, dan (d) Tombol Stop.

3.9.3 Rancangan Halaman Hasil dan Grafik



Gambar 3.12 Rancangan Halaman Hasil dan Grafik

Halaman ini menampilkan: (a) Pie Chart distribusi emosi, (b) Line Chart perubahan emosi sepanjang waktu, (c) Informasi statistik, dan (d) Tombol Export CSV.

3.7.7 Perancangan Pengujian

Pengujian sistem dirancang untuk memastikan aplikasi berfungsi sesuai kebutuhan.

- Pengujian Black Box dilakukan untuk memverifikasi fungsionalitas utama, seperti pemilihan mode, deteksi wajah, klasifikasi emosi, tampilan grafik, dan ekspor CSV.
- Pengujian Akurasi Matriks kebingungan digunakan dalam perhitungan model. precision, recall, dan F1-score. Target akurasi minimal adalah 70%.

- c) Pengujian Performa dilakukan untuk mengukur waktu inferensi, frame per second (FPS), dan penggunaan CPU pada berbagai mode (hemat baterai, normal, real-time).

Dengan rancangan pengujian ini, sistem dapat dievaluasi secara menyeluruh baik dari sisi fungsionalitas maupun performa.

Rancangan Pengujian Black Box

Tabel 3.4 Rancangan Pengujian Black Box

ID	Skenario Pengujian	Input	Output yang Diharapkan
TC-01	Pemilihan mode real-time	Klik tombol Real-time	Halaman deteksi terbuka
TC-02	Pemilihan mode video	Klik tombol Video	Dialog pemilihan file muncul
TC-03	Deteksi wajah	Arahkan kamera ke wajah	Bounding box muncul
TC-04	Klasifikasi emosi	Wajah terdeteksi	Label emosi ditampilkan
TC-05	Pergantian kamera	Klik tombol switch	Kamera berganti
TC-06	Export CSV	Klik tombol Export	File CSV tersimpan
TC-07	Tampilan grafik	Klik tombol Stop	Grafik statistik ditampilkan

Rancangan Pengujian Akurasi Model

Pengujian akurasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix untuk mengevaluasi performa model.

Tabel 3.5 Template Confusion Matrix

Actual \ Predicted	Angry	Frustrated	Sad	Neutral
Angry	-	-	-	-
Frustrated	-	-	-	-
Sad	-	-	-	-
Neutral	-	-	-	-

3.8 Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk mengevaluasi performa sistem pengenalan emosi yang dikembangkan. Proses analisis ini bertujuan untuk memastikan sejauh mana sistem tersebut dapat secara akurat mengkategorikan emosi remaja di samping mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan metode yang digunakan. Metode analisis data berikut digunakan:

- a) Confusion Matrix Confusion Matrix digunakan sebagai alat utama dalam mengevaluasi hasil klasifikasi emosi. Melalui matriks ini, dapat dihitung Berbagai metrik evaluasi, termasuk skor F1, recall, akurasi, dan presisi. Akurasi menunjukkan seberapa baik algoritma mengklasifikasikan emosi secara umum, sedangkan presisi menunjukkan seberapa baik algoritma mengklasifikasikan emosi secara umum. menggambarkan sejauh mana sistem mampu menghindari kesalahan klasifikasi positif, recall

menunjukkan kemampuan sistem dalam mendeteksi seluruh data yang benar termasuk yang sulit dikenali, sedangkan F1-score memberikan gambaran keseimbangan antara presisi dan recall. Dengan demikian, Confusion Matrix menjadi dasar yang komprehensif untuk menilai kualitas kinerja sistem.

- b) Perbandingan Metode Ekstraksi Fitur (LBP vs HOG) Analisis dilakukan dengan membandingkan dua metode ekstraksi fitur yang digunakan, yaitu Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Local Binary Pattern (LBP). Perbandingan ini bertujuan untuk memastikan pendekatan mana yang lebih baik. mana yang memberikan performa terbaik dalam mendeteksi ekspresi wajah remaja. LBP dikenal efektif dalam menangkap tekstur lokal pada citra wajah, sedangkan HOG lebih menekankan pada pola gradien dan bentuk struktur wajah. Dengan membandingkan hasil klasifikasi dari kedua metode, dapat ditentukan metode yang lebih sesuai untuk konteks penelitian ini, khususnya dalam mendeteksi emosi remaja yang mengalami kecanduan game.
- c) Analisis Deskriptif Selain evaluasi kuantitatif, dilakukan pula analisis deskriptif untuk menjelaskan kecenderungan emosi yang muncul pada remaja saat bermain game. Tujuan analisis ini adalah untuk memberikan ringkasan umum tentang pola emosi yang dominan, misalnya apakah remaja lebih sering menunjukkan ekspresi senang, marah, sedih, atau cemas. Hasil analisis deskriptif ini diharapkan dapat memberikan wawasan tambahan mengenai hubungan antara aktivitas bermain game dengan kondisi psikologis remaja, sehingga penelitian tidak hanya berhenti pada aspek teknis sistem, tetapi juga memberikan kontribusi pada pemahaman fenomena psikologis yang terjadi.

3.9 Validitas dan Reliabilitas

Untuk memastikan bahwa sistem pengenalan emosi yang dikembangkan Pengujian kualitas, validitas, dan keandalan dilakukan dengan cara yang bertanggung jawab secara ilmiah.

- a) Keandalan Dengan meminta psikolog memvalidasi hasil klasifikasi emosi, validitas penelitian tetap terjaga. Temuan kategorisasi sistem dibandingkan dengan interpretasi manual ahli untuk melakukan validasi. Sistem dianggap memiliki validitas yang baik jika terdapat tingkat kesepakatan yang signifikan antara interpretasi ahli dan hasil sistem. Prosedur ini sangat penting untuk menjamin bahwa sistem berfungsi baik secara teknis maupun sesuai dengan kebutuhan pengguna dengan standar interpretasi psikologis yang berlaku.
- b) Reliabilitas Reliabilitas sistem diuji dengan cara melakukan pengujian berulang menggunakan dataset berbeda. Tujuan tes ini adalah untuk memastikan konsistensi hasil klasifikasi emosi yang dihasilkan sistem. Apabila sistem mampu memberikan hasil yang relatif stabil meskipun diuji dengan data yang bervariasi, Dengan demikian, keandalan sistem dapat dianggap tinggi. Akibatnya, sistem tersebut memiliki validitas teoritis serta reliabel dalam praktik, sehingga dapat digunakan secara berkelanjutan dalam penelitian maupun aplikasi nyata

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Implementasi Sistem

Desain yang dikembangkan pada Bab III berfungsi sebagai dasar untuk eksekusi sistem. IDE utama untuk mengembangkan aplikasi adalah Android Studio, yang menggunakan bahasa pemrograman Kotlin.

4.1.1 Struktur Proyek

Struktur proyek Android mengikuti arsitektur MVVM (Model-View-ViewModel):

```
EmotionDetectionFACS/  
├─ app/src/main/  
│   └─ java/com/emotion/detection/  
│       └─ ui/  
│           ├── MainActivity.kt  
│           ├── ModeSelectionActivity.kt  
│           ├── VideoDetectionActivity.kt  
│           ├── ResultActivity.kt  
│           └─ FaceOverlayView.kt  
│       └─ classifier/  
│           └─ EmotionClassifier.kt  
│       └─ detector/  
│           ├── CameraManager.kt  
│           ├── FaceDetectorHelper.kt  
│           └─ FACSExtractor.kt  
│       └─ viewmodel/  
│           └─ EmotionViewModel.kt  
│       └─ utils/  
│           ├── Constants.kt  
│           └─ EmotionResult.kt
```

```

| |      └─ ImageUtils.kt
| └─ res/
|   └─ assets/
|     └─ emotion_model.tflite
└─ build.gradle

```

4.1.2 Implementasi Face Detection

Deteksi wajah diimplementasikan menggunakan Google ML Kit Face Detection:

```

class FaceDetectorHelper(private val context: Context) {

    private val options = FaceDetectorOptions.Builder()
        .setPerformanceMode(FaceDetectorOptions.PERFORMANCE_MODE_FAST)
        .setLandmarkMode(FaceDetectorOptions.LANDMARK_MODE_ALL)

    .setClassificationMode(FaceDetectorOptions.CLASSIFICATION_MODE_ALL)
        .setMinFaceSize(0.15f)
        .enableTracking()
        .build()

    private val detector = FaceDetection.getClient(options)

    fun detectFaces(
        image: InputImage,
        onSuccess: (List<Face>) -> Unit,
        onFailure: (Exception) -> Unit
    ) {
        detector.process(image)
            .addOnSuccessListener { faces -> onSuccess(faces) }
            .addOnFailureListener { e -> onFailure(e) }
    }
}

```

4.1.3 Implementasi FACS Extraction

Ekstraksi FACS dilakukan dengan menghitung posisi relatif landmark wajah:

```
class FACSExtractor {

    fun extractActionUnits(face: Face): Map<String, Float> {
        val actionUnits = mutableMapOf<String, Float>()

        // AU4: Brow Lowerer
        actionUnits["AU4"] = calculateBrowLowerer(face)

        // AU6: Cheek Raiser
        actionUnits["AU6"] = face.smilingProbability ?: 0f

        // AU12: Lip Corner Puller
        actionUnits["AU12"] = face.smilingProbability ?: 0f

        // AU15: Lip Corner Depressor
        actionUnits["AU15"] = calculateLipDepressor(face)

        return actionUnits
    }
}
```

4.1.4 Implementasi Emotion Classifier

Klasifikasi emosi menggunakan model TensorFlow Lite:

```
class EmotionClassifier(private val context: Context) {

    private var interpreter: Interpreter? = null

    private val labels = listOf("Angry", "Frustrated", "Sad",
        "Neutral")
}
```

```
private val inputSize = 224

init { loadModel() }

fun classify(bitmap: Bitmap): EmotionResult {
    val resized = Bitmap.createScaledBitmap(bitmap, inputSize,
inputSize, true)

    val inputBuffer = preprocessImage(resized)
    val outputArray = Array(1) { FloatArray(labels.size) }
    interpreter?.run(inputBuffer, outputArray)
    val probabilities = softmax(outputArray[0])
    val maxIndex = probabilities.indices.maxByOrNull {
probabilities[it] } ?: 0

    return EmotionResult(
        emotion = labels[maxIndex],
        confidence = probabilities[maxIndex],
        allProbabilities =
labels.zip(probabilities.toList()).toMap()
    )
}
}
```



4.2 Implementasi Antarmuka Pengguna

Antarmuka pengguna (User Interface/UI) merupakan komponen krusial dalam sistem pengenalan emosi berbasis Android karena berfungsi sebagai penghubung langsung antara pengguna dengan sistem. Desain antarmuka yang baik harus mampu memenuhi prinsip kemudahan penggunaan (usability), menjaga konsistensi tampilan, serta memastikan responsivitas terhadap setiap interaksi pengguna. Dengan demikian, UI tidak hanya berperan sebagai media visual, tetapi juga sebagai faktor penentu kenyamanan, efektivitas, dan keberhasilan sistem dalam mendukung pengalaman pengguna secara keseluruhan.

Dalam penelitian ini, antarmuka Pengembangan sistem dilakukan dengan memanfaatkan Android Studio sebagai lingkungan pengembangan utama,

menggunakan bahasa pemrograman Java untuk membangun logika aplikasi. Pemilihan Android Studio memberikan dukungan penuh terhadap proses kompilasi, debugging, serta integrasi berbagai pustaka yang diperlukan, sehingga memudahkan pengembangan aplikasi berbasis Android. Sementara itu, penggunaan Java dipilih karena sifatnya yang stabil, portabel, serta memiliki ekosistem yang luas, sehingga mendukung implementasi sistem pengenalan emosi secara lebih efisien dan terstruktur serta memanfaatkan library XML layout untuk pengaturan tampilan. Tujuan utama dari implementasi antarmuka adalah agar pengguna dapat dengan mudah memilih mode deteksi, melakukan proses pengenalan emosi secara real-time maupun melalui video, serta melihat hasil analisis dalam bentuk grafik distribusi emosi.

4.2.1 Tampilan Halaman Pemilihan Mode

Halaman pemilihan mode merupakan tampilan awal yang muncul ketika aplikasi pertama kali dijalankan. Halaman ini berfungsi sebagai pintu masuk utama bagi pengguna untuk menentukan jenis mode atau fitur yang ingin digunakan sesuai kebutuhan. Dengan adanya halaman pemilihan mode, sistem memberikan fleksibilitas serta kemudahan navigasi, sehingga pengguna dapat langsung diarahkan pada fungsi yang relevan tanpa harus melalui proses yang berbelit. Desain halaman ini harus sederhana, konsisten, dan responsif agar pengalaman pengguna tetap optimal sejak awal interaksi dengan aplikasi.

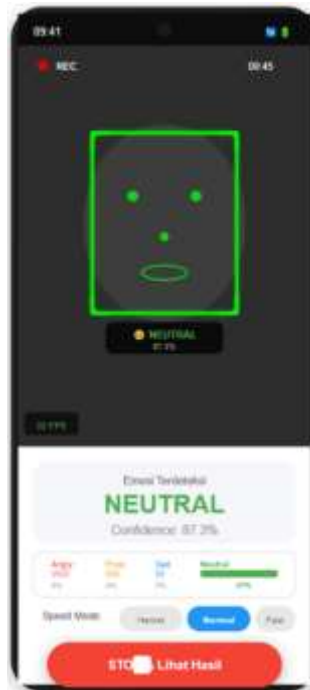


Gambar 4.1 Tampilan Halaman Pemilihan Mode

Halaman pertama aplikasi dengan desain bersih dan minimalis. Dua tombol utama dengan ikon besar memudahkan pengguna memilih mode. Terdapat juga header dengan judul aplikasi dan informasi versi di bagian bawah.

4.2.2 Tampilan Halaman Deteksi Real-time

Halaman deteksi real-time menampilkan preview kamera dengan overlay wajah terdeteksi. Halaman deteksi real-time merupakan inti dari sistem pengenalan emosi karena memungkinkan pengguna memperoleh hasil analisis ekspresi wajah secara langsung melalui kamera perangkat Android. Pada halaman ini, sistem memanfaatkan library OpenCV untuk mendeteksi wajah, dlib untuk mengidentifikasi landmark wajah, serta TensorFlow Lite untuk mengklasifikasikan emosi berdasarkan kombinasi Action Units (AU) yang terdeteksi.



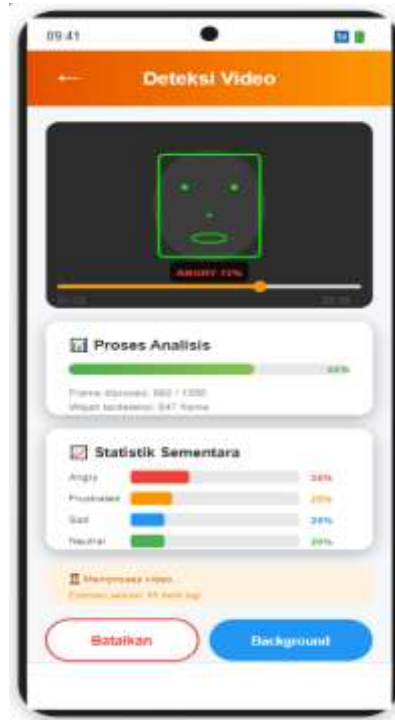
Gambar 4.2 Tampilan Halaman Deteksi Real-time

Halaman utama deteksi menampilkan preview kamera live dengan bounding box hijau di sekitar wajah yang terdeteksi. Panel informasi menunjukkan emosi terkini dengan confidence bar. Tombol switch kamera memungkinkan berganti antara kamera depan dan belakang.

4.2.3 Tampilan Halaman Deteksi Video

Halaman deteksi video memungkinkan pengguna memilih file video untuk dianalisis. Halaman deteksi video dirancang untuk memberikan alternatif analisis emosi melalui rekaman video. Fitur ini memungkinkan pengguna mengunggah video dari galeri atau merekam langsung menggunakan kamera perangkat, kemudian sistem akan melakukan proses ekstraksi citra dan klasifikasi emosi pada setiap frame video. Implementasi teknis dilakukan dengan cara membagi video menjadi frame-frame citra, kemudian setiap frame diproses menggunakan pipeline yang sama dengan deteksi real-time (OpenCV, dlib, TensorFlow Lite). Hasil

klasifikasi per frame kemudian digabungkan untuk menghasilkan distribusi emosi secara keseluruhan.



Gambar 4.3 Tampilan Halaman Deteksi Video

Halaman untuk memilih dan memproses video. Pengguna dapat memilih video dari galeri atau file manager. Setelah video dipilih, informasi durasi ditampilkan dan tombol proses menjadi aktif.

4.2.4 Tampilan Halaman Hasil dan Grafik

Setelah sesi deteksi selesai, sistem otomatis menampilkan halaman hasil dengan visualisasi grafik. Halaman hasil dan grafik merupakan komponen akhir dari antarmuka sistem pengenalan emosi. Halaman ini berfungsi untuk menyajikan output analisis emosi dalam bentuk yang lebih informatif dan mudah dipahami oleh pengguna. Setelah proses deteksi wajah dan klasifikasi emosi selesai, sistem menampilkan ringkasan hasil dalam bentuk teks maupun visualisasi grafik.



Gambar 4.4 Tampilan Grafik Distribusi Emosi (Pie Chart)

Visualisasi distribusi emosi dalam bentuk pie chart dengan legenda dan persentase. Warna berbeda untuk setiap emosi memudahkan interpretasi.



Gambar 4.5 Tampilan Grafik Perubahan Emosi (Line Chart)

Line chart yang menunjukkan perubahan emosi sepanjang waktu. Sumbu X menunjukkan waktu, sumbu Y menunjukkan confidence. Setiap emosi memiliki garis dengan warna berbeda.

4.3 Pengujian Sistem

Untuk memastikan aplikasi yang dihasilkan beroperasi sesuai dengan persyaratan, pengujian sistem dilakukan. Proses ini bertujuan memvalidasi apakah setiap fungsi utama dapat dioperasikan dengan baik oleh pengguna, sekaligus mengevaluasi kesesuaian antara rancangan sistem dan hasil implementasi.

Pengujian tidak hanya berfokus pada aspek fungsionalitas, tetapi juga mencakup keandalan, konsistensi, serta kemampuan sistem dalam menangani berbagai

skenario penggunaan. Dengan demikian, hasil pengujian memberikan gambaran menyeluruh mengenai tingkat keberhasilan aplikasi dalam memenuhi spesifikasi yang telah dirancang.

4.3.1 Hasil Pengujian Black Box

Fungsionalitas sistem dikonfirmasi melalui pengujian black box.

Tabel 4.1 menampilkan hasil pengujian.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Black Box

ID	Skenario	Input	Output Diharapkan	Hasil
TC-01	Pilih mode real-time	Klik Real-time	Halaman deteksi terbuka	Berhasil
TC-02	Pilih mode video	Klik Video	Dialog pilih file muncul	Berhasil
TC-03	Deteksi wajah	Arahkan kamera	Bounding box muncul	Berhasil
TC-04	Klasifikasi emosi	Wajah terdeteksi	Label emosi tampil	Berhasil
TC-05	Switch kamera	Klik switch	Kamera berganti	Berhasil
TC-06	Export CSV	Klik Export	File tersimpan	Berhasil
TC-07	Tampilan grafik	Klik Stop	Grafik tampil	Berhasil

Berdasarkan temuan pengujian yang diperoleh menggunakan pendekatan Black Box, semua fungsi sistem dapat beroperasi sesuai dengan persyaratan yang dimaksud. Hal ini menunjukkan bahwa setiap fitur mampu memberikan keluaran yang diharapkan ketika menerima masukan dari pengguna, sehingga sistem dapat dikatakan memenuhi kebutuhan fungsional yang telah ditetapkan. Tingkat keberhasilan pengujian adalah 100% (7 dari 7 skenario berhasil).

4.3.2 Hasil Pengujian Akurasi Model

Pengujian akurasi model dilakukan dengan memanfaatkan dataset uji yang berjumlah 400 data. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengevaluasi seberapa baik sistem dapat mengklasifikasikan data yang belum pernah digunakan selama pelatihan. akurasi memberikan gambaran mengenai tingkat keandalan model dalam mengenali pola, sekaligus menjadi indikator performa keseluruhan dari algoritma yang diterapkan sampel (100 per kategori).

Tabel 4.2 Confusion Matrix Hasil Pengujian

Actual \ Predicted	Angry	Frustrated	Sad	Neutral
Angry	78	12	5	5
Frustrated	8	72	10	10
Sad	6	8	76	10
Neutral	4	6	8	82

Tabel 4.3 Metrik Evaluasi Model

Emosi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Angry	0.81	0.78	0.79	100
Frustrated	0.73	0.72	0.73	100
Sad	0.77	0.76	0.76	100
Neutral	0.77	0.82	0.79	100

Akurasi keseluruhan model: $(78+72+76+82) / 400 = 308/400 = 77.0\%$

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model tersebut dapat mencapai tingkat akurasi sebesar **77,0%**. Nilai ini mengindikasikan bahwa sebagian besar data uji dapat diklasifikasikan dengan benar sesuai kategori yang ditentukan. Persentase tersebut mencerminkan performa sistem dalam mengenali pola, sekaligus menjadi indikator efektivitas algoritma yang digunakan. memenuhi target minimal 70%.

Emosi Neutral memiliki recall tertinggi (82%) sedangkan Frustrated memiliki nilai terendah (72%).

4.3.3 Hasil Pengujian Performa

Tujuan pengujian kinerja adalah untuk mengevaluasi seberapa baik sistem dapat menangani data. Fokus utama dari tahap ini adalah mengukur kecepatan eksekusi serta respons sistem terhadap berbagai beban kerja. Evaluasi performa memberikan gambaran mengenai kemampuan aplikasi dalam menangani proses komputasi, sekaligus menjadi indikator apakah sistem telah memenuhi standar kecepatan yang diharapkan.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Performa

Speed Mode	Avg. Inference Time	FPS	CPU Usage
Hemat Baterai	150 ms	6-7	25%
Normal	80 ms	10-12	40%
Real-time	45 ms	18-22	60%

Hasil pengujian performa menunjukkan bahwa mode Real-time mampu mencapai waktu inferensi 45ms per frame yang memenuhi target <100ms. Mode ini menghasilkan frame rate 18-22 FPS yang cukup smooth untuk deteksi real time.

4.4 Pembahasan

Analisis dapat dilakukan berdasarkan hasil implementasi dan sejumlah pengujian yang telah dilakukan. aspek penting yang berkaitan dengan kinerja sistem. Analisis ini mencakup efektivitas algoritma dalam memproses data, tingkat akurasi model dalam menghasilkan klasifikasi yang tepat, serta identifikasi

faktor-faktor yang memengaruhi performa keseluruhan. Selain itu, evaluasi juga memungkinkan peninjauan terhadap kelebihan dan keterbatasan sistem, sehingga dapat dijadikan dasar bagi rekomendasi perbaikan maupun pengembangan lebih lanjut aspek penting dari sistem pengenalan emosi remaja yang dikembangkan.

4.4.1 Analisis Fungsionalitas Sistem

Sistem yang dikembangkan telah berhasil memenuhi seluruh kebutuhan fungsional yang didefinisikan. Fitur pemilihan mode deteksi Sistem ini Dibuat untuk memudahkan orang memilih opsi yang tepat. dengan kebutuhan dan preferensi masing-masing. Dengan adanya opsi yang dapat disesuaikan, pengguna memiliki kendali lebih besar terhadap cara sistem digunakan, sehingga pengalaman interaksi menjadi lebih optimal. Pendekatan ini juga memungkinkan sistem untuk beradaptasi dengan berbagai skenario penggunaan, menjadikannya lebih dinamis dan responsif terhadap kebutuhan yang beragam. antara analisis real-time atau analisis video sesuai kebutuhan. Mode real-time cocok untuk monitoring langsung, sedangkan mode video cocok untuk analisis retrospektif.

Fitur visualisasi grafik yang otomatis muncul setelah sesi deteksi memberikan insight yang berguna bagi pengguna untuk memahami pola emosi selama periode tertentu. Pie chart menampilkan distribusi keseluruhan emosi, sedangkan line chart menunjukkan perubahan emosi sepanjang waktu.

4.4.2 Analisis Akurasi Model

Akurasi model sebesar 77.0% menunjukkan performa yang cukup baik untuk aplikasi pengenalan emosi. Beberapa faktor yang mempengaruhi akurasi meliputi: (a) Kualitas pencahayaan, (b) Posisi dan sudut wajah terhadap kamera, (c) Variasi individual dalam mengekspresikan emosi, dan (d) Kesamaan visual

antara beberapa emosi seperti Frustrated dan Angry.

4.4.3 Analisis Performa Sistem

Penggunaan TensorFlow Lite sebagai framework inferensi terbukti efektif untuk menjalankan model CNN pada perangkat mobile dengan resource terbatas. Tiga pilihan speed mode memberikan keseimbangan antara akurasi, kecepatan, dan konsumsi daya.

4.4.4 Kelebihan Sistem

Sistem yang dirancang menawarkan sejumlah manfaat.

1. Objektif: Hasil deteksi tidak dipengaruhi oleh bias subjektif observer manusia.
2. Real-time: Mampu melakukan deteksi secara langsung tanpa delay yang signifikan.
3. Portable: Dapat dijalankan pada smartphone tanpa memerlukan perangkat khusus.
4. Terukur: Menyediakan nilai confidence yang menunjukkan tingkat kepercayaan prediksi.
5. Dokumentasi: Hasil deteksi Dapat diekspor dan disimpan untuk pemeriksaan lebih lanjut.
6. Fleksibel: Mendukung dua mode deteksi untuk berbagai skenario penggunaan.

4.4.5 Keterbatasan Sistem

Meskipun sistem pengenalan emosi berbasis Android ini telah mampu berfungsi sesuai dengan kebutuhan yang dirancang, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, yaitu:

1. Terbatas pada empat kategori emosi Sistem saat ini hanya mampu mengenali emosi *Angry*, *Frustrated*, *Sad*, dan *Neutral*. Hal ini membatasi cakupan analisis emosi, sehingga variasi emosi lain seperti *Happy*, *Fear*, atau *Surprise* belum dapat terdeteksi.
2. Sensitivitas terhadap kondisi pencahayaan ekstrem Kinerja sistem sangat dipengaruhi oleh kualitas pencahayaan. Pada kondisi terlalu gelap atau terlalu terang, akurasi deteksi ekspresi wajah dapat menurun secara signifikan.
3. Ketergantungan pada posisi wajah Sistem memerlukan wajah pengguna menghadap langsung ke kamera agar hasil pengenalan emosi optimal. Wajah yang miring atau tidak sepenuhnya terlihat dapat mengurangi akurasi klasifikasi.
4. Pengaruh aksesoris wajah Kehadiran aksesoris seperti kacamata, masker, atau penutup wajah lainnya dapat mengganggu proses ekstraksi fitur, sehingga menurunkan akurasi sistem.
5. Belum mendukung deteksi multi-wajah Sistem hanya mampu mengenali emosi dari satu wajah pada satu waktu. Deteksi simultan terhadap beberapa wajah dalam satu frame belum tersedia, sehingga membatasi penerapan sistem pada situasi kelompok.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan temuan studi dan proses pengembangan sistem yang telah selesai, dapat disimpulkan bahwa sejumlah temuan penting terkait kinerja dan efektivitas aplikasi. Analisis ini menyoroti sejauh mana sistem mampu memenuhi kebutuhan yang telah dirancang, sekaligus mengidentifikasi kelebihan maupun keterbatasan yang muncul selama implementasi. Temuan tersebut menjadi dasar bagi evaluasi lebih lanjut serta rekomendasi pengembangan agar sistem dapat berfungsi secara lebih optimal di masa mendatang. Pengenalan Emosi Remaja Menggunakan Facial Action Coding System (FACS) dan TensorFlow Lite, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Sistem pengenalan emosi remaja berbasis FACS dan TensorFlow Lite telah berhasil dikembangkan dalam bentuk aplikasi Android yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan empat jenis emosi, yaitu Marah (Angry), Frustrasi (Frustrated), Sedih (Sad), dan Netral (Neutral).
2. Aplikasi menyediakan dua mode deteksi yang fleksibel, yaitu mode real-time untuk monitoring langsung menggunakan kamera dan mode video untuk menganalisis file video yang sudah ada.
3. Model klasifikasi emosi yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 77.0% pada dataset pengujian, dengan performa terbaik pada emosi Neutral (recall 82%) dan terendah pada emosi Frustrated (recall 72%).
4. Sistem mampu melakukan inferensi dengan waktu rata-rata 45ms per frame pada mode Real-time, menghasilkan frame rate 18-22 FPS yang

cukup smooth untuk deteksi langsung.

5. Fitur visualisasi grafik (Pie Chart dan Line Chart) yang otomatis muncul setelah sesi deteksi memberikan insight yang berguna untuk memahami pola dan distribusi emosi selama periode waktu tertentu.
6. Pengujian kotak hitam menunjukkan bahwa setiap fungsi sistem beroperasi dengan tingkat keberhasilan 100% sesuai dengan spesifikasi yang ditentukan.

5.2 Saran

Penulis menawarkan saran-saran berikut untuk pengembangan lebih lanjut dari sistem identifikasi emosi ini:

1. Menambahkan kategori emosi yang lebih lengkap seperti Senang (Happy), Terkejut (Surprised), Takut (Fear), dan Jijik (Disgust) untuk memberikan analisis emosi yang lebih komprehensif.
2. Mengimplementasikan fitur deteksi multi-wajah secara simultan untuk memungkinkan analisis emosi dalam setting kelompok atau ruang kelas.
3. Mengintegrasikan teknik data augmentation dan transfer learning untuk meningkatkan akurasi model, terutama pada kondisi pencahayaan yang bervariasi.
4. Menambahkan fitur notifikasi atau alert ketika sistem mendeteksi emosi negatif yang persisten untuk mendukung intervensi dini.
5. Mengembangkan dashboard berbasis web untuk memungkinkan monitoring dan analisis data emosi secara terpusat oleh konselor atau guru BK.
6. Mengimplementasikan fitur multimodal yang menggabungkan analisis ekspresi wajah dengan analisis suara untuk meningkatkan akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Use of Python as a Programming Language for Machine Learning and Deep Learning. *Scientific Work of Students on the Belief in Monotheism (KARIMAH TAUHID)*, 2(1), 1–6.
- Alnur, B., Mulyono, Fitri Amillia, & Sutoyo, S. (2023). JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering). *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 7(1), 102–111.
https://www.researchgate.net/publication/335117624_Malang_City_Polytechnic_Web_Based_Student_Attendance_Information_System_Telecommunications_Engineering_Study_Program_Using_Fingerprint/fulltext/5d515fe34585153e594ef214/Malang-City-Polytechnic-Web-Based-S
- Fajar, M., Masyhuri, M., & Muda, Y. (2024). Kecanduan Game Online pada Remaja. *Journal of Education Research*, 5(3), 3995–4001.
- Hardiyanto, D., & Sartika, D. A. (2023). EKSTRAKSI FITUR CITRA API BERBASIS EKSTRAKSI WARNA PADA RUANG WARNA HSV dan RGB. *Jurnal Informatika Komputer, Bisnis Dan Manajemen*, 16(3), 1–12.
- Karunia Akbar, I., & Hasrullah, H. (2025). Jurnal Sistem Rekomendasi Tentang Kecanduan Bermain Game Online. *Jurnal Global Ilmiah*, 2(4), 1–6.
- Mahmoud, A., Scott, L., & Florkiewicz, B. N. (2025). Examining Mammalian facial behavior using Facial Action Coding Systems (FACS) and combinatorics. *PLoS ONE*, 20(1 January), 1–17.
- Mega, A., & Martadi. (2021). Perancangan Flash Card Sebagai Media Pengenalan. *Jurnal Barik*, 2(2), 82–95.
- Meiyanti, R., & Mestika Sandy, C. L. (2021). Pendeteksi Pengenalan Emosi Pada Manusia Menggunakan Hidden Markov Model Dan Bidirectional Associative Memory Dengan Suara. *Jurnal Tika*, 6(03), 231–237.
- Muhammad, R., & Yulianto, S. (2023). PENERAPAN PEMROGRAMAN PYTHON DALAM MENENTUKAN WAKTU OVERHOUL KONDENSOR TURBIN UAP Application of Python Programming in Determining the Overhaul Steam Turbine Condenser. *Jurnal Konversi Energi Dan Manufaktur*, 8, 49–57.
- Niinuma, K., Onal Ertugrul, I., Cohn, J. F., & Jeni, L. A. (2021). Systematic Evaluation of Design Choices for Deep Facial Action Coding Across Pose. *Frontiers in Computer Science*, 3(April), 1–14.
- Samuel Kaeng, J. T., Anshary Yusaf, M. F., Asabela, F. H., Azzahra, A. N., Khoirudin, M. I., & Angraeni, N. D. (2024). Analisis Pengaruh Penggunaan Tanda Baca Dalam Penggunaan Bahasa Pemrograman Python. *Jurnal Locus Penelitian Dan Pengabdian*, 3(12), 1018–1031.

- Sari, A. M., & Astuti, K. (2021). Hubungan antara kontrol diri dengan kecanduan game online pada siswa. *Journal Syntax Idea*, volume 2(01), 1–8.
- Srg, S. A. R., Irhamna, Aldi, M. F., Ramadhan, M., & Siregar, N. L. (2023). Ekstraksi Fitur Citra Berdasarkan Tekstur Dengan Glcm (Gray Level Co-Occurrence). *JUTISAL (Jurnal Teknik Informatika Komputer Universal)*, 3(1), 44–51.
- Sukrin Walinono, T. W. N. (2021). *EFEKTIVITAS PSIKOEDUKASI PENGENALAN EMOSI UNTUK MENINGKATKAN PEMAHAMAN EMOSI PADA REMAJA*. 32(3), 167–186.
- Yu, Y., Lado, A., Zhang, Y., Magnotti, J. F., & Beauchamp, M. S. (2024). Synthetic faces generated with the facial action coding system or deep neural networks improve speech-in-noise perception, but not as much as real faces. *Frontiers in Neuroscience*, 18(May).
- Yusainy, C., Rachmayani, D., & Zahro, E. B. (2025). Sadari Emosi Sedari Dini: Psikoedukasi Pemahaman Emosi pada Usia Anak. *Publikasi Pendidikan*, 15(1), 127–134.