



Universitas  
Muhammaddiyah sorong

# Pengenalan Emosi pada **EKSPRESI WAJAH** **MANUSIA** Menggunakan Deep Learning



**PENGENALAN EMOSI PADA EKSPRESI WAJAH MANUSIA  
MENGUNAKAN DEEP LEARNING**



**Disusun Oleh:  
Kelompok 23**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SORONG  
TAHUN 2024**

# **LEMBAR PERSETUJUAN**

## **PENGENALAN EMOSI PADA EKSPRESI WAJAH MANUSIA MENGUNAKAN DEEP LEARNING**

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat  
Untuk Memperoleh Nilai UTS dan UAS  
Mata Kuliah Algoritma dan Pemrograman 2  
Pada Prodi Informatika Fakultas Teknik  
Universitas Muhammdiyah Sorong**

**Disusun Oleh:  
Kelompok 23**



**Sorong, 23 April 2024**

**Menyetujui dan Mengetahui  
Dosen Pengganti Mata Kuliah**

**Menyetujui  
Ketua Kelompok**

**Fajar R. B Putra, S.Kom., M.Kom.  
NIDN. 1428099501**

**Sahrul Ramadani  
NIM. 202355202155**

## **KATA PENGANTAR**

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat, rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Besar dengan judul “Pengenalan Emosi Pada Ekspresi Wajah Manusia Menggunakan Deep Learning”. Saya juga mengucapkan terimakasih kepada teman-teman yang sudah membantu menyusun tugas ini. Tak lupa saya mengucapkan terimakasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan berbagai informasinya yang sebagian besar diambil dari internet. Adapun Tugas Besar ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh nilai UTS dan UAS Mata Kuliah Algoritma dan Pemrograman 2, Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, UNAMIN. Tentunya tidak lupa yang kami hormati kepada:

1. Bapak Dr. H. Muhammad Ali, M.M., M.H. Selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sorong
2. Bapak Ir. Hendrik Pristianto, ST., M.T., IPM. selaku Dekan Fakultas Teknik
3. Bapak Ir. Rendra Soekarta, S.Kom., M.T., IPP. selaku Kaprodi Teknik Informatika
4. Teman-teman dan juga sahabat-sahabatku.

Penulis menyadari bahwa penyusunan Tugas Besar ini masih banyak terdapat kekurangan, maka dari itu kelompok mengharapkan kritikan dan saran yang bersifat membangun.

Sorong, 23 April 2024

**KELOMPOK 23**

## DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN .....	ii
KATA PENGANTAR.....	iii
DAFTAR ISI .....	iv
DAFTAR GAMBAR .....	vi
DAFTAR TABEL .....	vii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan.....	2
1.4 Batasan Masalah.....	3
BAB II LANDASAN TEORI.....	4
2.1 <i>State Of the Art</i> .....	4
2.2 Studi Literatur .....	5
2.3 Literatur Terkait.....	17
2.3.1 Pengertian Flowchart .....	17
2.3.2 Ekspresi Wajah.....	18
2.3.3 Deteksi wajah.....	20
2.3.4 Convolutional Neural Network (CNN).....	20
2.3.5 Batch Normalization .....	21
2.3.6 Convolutional.....	22
2.3.7 Max poling .....	24
2.3.8 Relu .....	25
2.3.9 Dropout .....	25
2.3.10 Soft max .....	26
2.3.11 Fully Connected Layer .....	26

2.3.12	Android Studio .....	26
2.3.13	Java .....	27
2.3.14	Kaggle .....	27
2.3.15	Tensorflow Lite .....	28
2.3.16	Metode Pengembangan Sistem .....	28
2.3.17	Usability Tasting .....	29
2.3.18	Whitebox .....	29
BAB III ANALISA DATA DAN PEMBAHASAN .....		31
3.1	Hasil dan Pembahasan .....	31
3.1.1	Flowchart .....	31
3.1.2	Dataset .....	32
3.1.3	Arsitektur Model CNN .....	34
3.1.4	Melatih Model .....	35
3.1.5	Membuat Aplikasi Klasifikasi Emosi .....	41
3.2	Implementasi <i>Interface</i> .....	43
3.3.1	<i>Home Page</i> .....	43
3.3.2	<i>Face Expression Recognition</i> .....	43
3.3.3	<i>Instruction Page</i> .....	44
3.3	Pengujian .....	46
3.4	Usability Tasting .....	47
BAB IV PENUTUP .....		48
4.1	Kesimpulan .....	48
4.2	Saran .....	48
DAFTAR PUSTAKA .....		49
LAMPIRAN .....		53

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 State of the art .....	4
Gambar 2 CNN .....	21
Gambar 3 Flowchart .....	31
Gambar 4 Jumlah Dataset .....	32
Gambar 5 Arsitektur Model CNN .....	34
Gambar 6 Grafik Akurasi dan loss .....	35
Gambar 7 Hasil Prediksi Ekspresi Terkejut .....	36
Gambar 8 Hasil Prediksi Ekspresi Sedih .....	37
Gambar 9 Hasil Prediksi Ekspresi Marah .....	37
Gambar 10 Hasil Prediksi Ekspresi Senang .....	38
Gambar 11 Hasil Prediksi Ekspresi Netral .....	39
Gambar 12 Halaman Beranda .....	43
Gambar 13 Halaman deteksi emosi .....	44
Gambar 14 Halaman petunjuk .....	45

## DAFTAR TABEL

Tabel 1 Perbandingan Penelitian Terkait Dan Peneliti.....	15
Tabel 2 Flowchart.....	17
Tabel 3 Kernel dan data Citra .....	22
Tabel 4 Convolved Feature .....	23
Tabel 5 Matrix .....	24
Tabel 6 Max Pool .....	24
Tabel 7 Sampel Dataset.....	32
Tabel 8 Pengujian Pada <i>User</i> .....	46
Tabel 9 Usability Tasting .....	47



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Wajah adalah bagian tubuh manusia yang berfungsi sebagai pusat ekspresi, pengenalan dan juga komunikasi. Dalam bersosialisasi wajah merupakan alat pendukung secara langsung. Seseorang dapat menggunakan ekspresi wajah dari akibat emosi yang dialami seseorang. Emosi merupakan perasaan yang dapat mendorong individu untuk bertindak atau merupakan respon dari suatu stimulus (Sigit Guntoro dkk., 2022).

Di era teknologi informasi semakin berkembang dengan cepat dan kompleks, kehandalan sistem mengolah data dengan baik akan menghasilkan informasi yang baik pula. Face Recognition merupakan topik yang ramai dibicarakan dan banyak diteliti, penemuan-penemuan dibidang ini pun banyak menghasilkan temuan yang digunakan sebagai acuan untuk pengenalan wajah, salah satunya ekspresi wajah (Faadhilah dkk., 2022).

Namun dalam membuat sistem untuk mengenali emosi pada ekspresi wajah menggunakan deep learning masih menghadapi masalah akurasi, terutama dalam pengenalan ekspresi yang kompleks dan berbeda-beda. Akurasi yang rendah dapat menyebabkan sistem tidak dapat secara efektif mengenali emosi yang terkait dengan ekspresi wajah. Pengenalan ekspresi wajah juga tergantung pada kualitas data yang digunakan. Data yang tidak representatif atau terbatas dapat menyebabkan sistem tidak dapat secara efektif mengenali ekspresi wajah dan emosi yang terkait.

Tujuan dari penelitian ini adalah meningkatkan akurasi pengenalan emosi pada ekspresi wajah manusia menggunakan deep learning. Dengan menggunakan metode yang lebih efektif dan kualitas data yang lebih baik, sistem pengenalan ekspresi wajah dapat dibuat untuk mengenali ekspresi wajah manusia dan memprediksi emosi yang terkait. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah yang lebih akurat dan efektif dalam aplikasi kecerdasan buatan dan komputer visi.

Demikian penulis berupaya membuat judul laporan dengan judul **“Pengenalan Emosi Pada Ekspresi Wajah Manusia Menggunakan Deep Learning”**. Agar laporan ini dapat memenuhi tugas kuliah dan memudahkan pembaca dalam memahami penerapan teknologi deep learning untuk mengenali emosi dari ekspresi wajah.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan Latar Belakang di atas maka dapat dirumuskan beberapa masalah, Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang model deep learning dalam mendeteksi emosi pada ekspresi wajah manusia?
2. Bagaimana meningkatkan keakuratan model deep learning dalam mengenali berbagai emosi pada ekspresi wajah manusia?

## **1.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah yang ditentukan di atas maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan model deep learning yang mampu mengenali emosi pada ekspresi wajah manusia.

2. Meningkatkan keakuratan model deep learning dalam mengenali berbagai emosi pada ekspresi wajah manusia.

#### **1.4 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

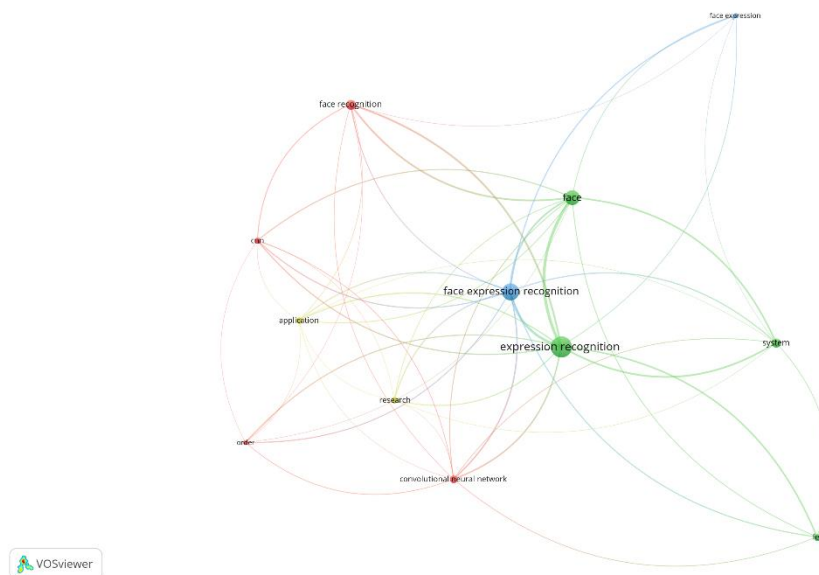
1. Data yang digunakan berdasarkan data studi kasus yang di dapat melalui website kaggle.
2. Aplikasi android hanya support pada handphone versi android 10 ke atas.
3. Emosi yang akan dibaca meliputi senang, sedih, netral, marah, dan kaget.
4. Akurasi model yang dilatih hanya mencapai 70-75%
5. Model yang digunakan adalah Tensoflow Lite

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 *State Of the Art*

*State Of the Art* diambil dari beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya sebagai panduan serta menjadi acuan perbandingan dalam penelitian yang akan dilakukan. *State of the art* dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah ini:



Sumber: VOSViewer

Gambar 1 State of the art

Penjelasan terkait State of the Art diatas judul laporan ini menggunakan 20 teori yaitu 10 jurnal nasional dan 10 jurnal internasional yang dimana masing-masing teori memiliki keterkaitan dengan judul yang diangkat oleh penulis.

## 2.2 Studi Literatur

Studi literatur adalah teknik pengumpulan data atau cara untuk menyelesaikan persoalan dengan menelusuri sumber-sumber tulisan yang pernah dibuat sebelumnya. Dengan kata lain, istilah studi literatur ini juga sangat familiar dengan sebutan studi pustaka. Dalam hal ini penulis mengutip beberapa jurnal yang dijadikan acuan sebagai sumber untuk membuat sebuah aplikasi mendeteksi penyakit daun yang telah dibuat. Berikut beberapa jurnal yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan:

1. Jurnal Nasional “**Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis *Convolutional Neural Network* Dengan Model Arsitektur VGG16**”, penelitian yang dilakukan (Gunawan dkk., 2021) membahas tentang penggunaan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam sistem pengenalan ekspresi wajah didasarkan pada kemampuannya dalam mengklasifikasi data yang besar dengan tingkat akurasi tinggi. Penelitian ini menggunakan model arsitektur VGG16 yang dimodifikasi untuk meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah dari penelitian sebelumnya. Dengan dataset FER2013 yang berisi 35,887 citra wajah berukuran 48x48 piksel grayscale, sistem ini melalui proses pre-processing, training, dan evaluasi untuk menghasilkan akurasi yang optimal.
2. Jurnal Nasional “**Pengenalan Ekspresi Wajah Dengan Metode *Viola Jones* dan *Convolutional Neural Network***”, penelitian yang dilakukan (Reynaldo & Maliki, 2021) membahas tentang pengenalan ekspresi wajah manusia menggunakan metode *Viola Jones* dan *Convolutional Neural*

*Network (CNN)* sangat relevan dengan perkembangan kecerdasan buatan. Metode Viola Jones digunakan untuk segmentasi wajah dalam citra, sedangkan CNN digunakan untuk klasifikasi ekspresi wajah. Proses pengenalan ekspresi wajah ini melibatkan tahapan seperti grayscaling, smoothing, segmentasi Viola Jones, dan proses klasifikasi CNN.

3. Jurnal Nasional “**Optimasi Algoritma Pengenalan Emosi Pada Citra Wajah Menggunakan Deep Learning**” penelitian yang dilakukan (Rizki Pradana, 2024) membahas tentang sebuah pendekatan baru dalam optimasi algoritma pengenalan emosi pada citra wajah menggunakan teknik deep learning. Metode yang digunakan menggabungkan arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) dan teknik transfer learning untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan pengenalan emosi.
4. Jurnal Nasional “**Klasifikasi Emosi Melalui Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning**”, penelitian yang dilakukan (Agustinus dkk., 2023) membahas tentang pembuatan sistem pendeteksi ekspresi wajah menggunakan algoritma deep learning. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 1190 foto. Labelling data dilakukan menggunakan roboflow. Hasil labelling data menggunakan roboflow dibagi menjadi tiga kelas yaitu kelas senang, sedih dan kaget. Training dataset menggunakan algoritma YOLOv5.
5. Jurnal Nasional “**Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia**” penelitian yang dilakukan (Adi Nugroho dkk., 2020) membahas tentang

implementasi *deep learning* menggunakan *cnn*. Aplikasi ini menggunakan Bahasa pemrograman python, web berbasis flask, tensorflow, dan opencv. dengan tahapan keseluruhan metode yang digunakan adalah tahap pre-processing, dan tahap klasifikasi.

6. Jurnal Nasional “**Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis *Convolutional Neural Network* Menggunakan Arsitektur *Residual Network-50***”, penelitian yang dilakukan (Ristiawanto dkk., 2021) membahas tentang sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis CNN menggunakan Residual Network (Resnet-50 state of the art) dan Residual Network (Resnet-50) modifikasi dengan menggunakan pengujian berbeda menggunakan baik dari pengujian augmentasi dan nonaugmentasi dari dua arsitektur tersebut tanpa transfer learning.
7. Jurnal Nasional “**Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk Sistem Pengenalan Wajah**”, penelitian yang dilakukan (Dewi & Ismawan, 2021) membahas tentang implementasi Deep Learning menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk sistem pengenalan wajah. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan identifikasi citra wajah. Metode CNN digunakan dengan model pre-trained neural network untuk ekstraksi fitur wajah, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan Support Vector Machine (SVM). Hasil pengujian menunjukkan akurasi sistem pengenalan wajah sebesar 98%, dengan

precision 98.4%, recall 98%, dan accuracy 99.84%. Penambahan fitur ROI dan Bounding Box membantu mengurangi waktu pemrosesan.

8. Jurnal Nasional “**Deteksi Wajah Menggunakan Cascade Classifier Dengan Opencv-Python**”, penelitian yang dilakukan (Putra Prakoso dkk., 2024) membahas tentang implementasi Cascade Classifier berbasis haar cascade classifier menggunakan OpenCV dan Python untuk deteksi wajah pada citra digital. Metode ini menunjukkan kehandalan dalam mendeteksi wajah dengan akurasi tinggi jika wajah berada dalam posisi frontal dan dekat, serta memiliki waktu eksekusi yang cepat untuk aplikasi real-time. Namun, terdapat keterbatasan dalam mendeteksi wajah dengan pose atau jarak yang jauh, sehingga diperlukan pelatihan dengan dataset yang lebih representatif untuk meningkatkan akurasi deteksi wajah.
9. Jurnal Nasional “**Deteksi Emosi Wajah Menggunakan Metode Backpropagation**”, penelitian yang dilakukan (Yusuf & Huda, 2023) membahas tentang deteksi emosi wajah secara real-time menggunakan metode Backpropagation dengan pengumpulan data gambar wajah berlabel emosi yang berbeda. Metode penelitian melibatkan pengolahan dan analisis data wajah, perancangan sistem untuk pelatihan dan pengujian, serta evaluasi model yang berhasil mencapai nilai metrik tinggi. Metode CNN juga digunakan dalam penelitian terkait klasifikasi ekspresi wajah, menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali emosi.
10. Jurnal Nasional “**Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Metode SSD Mobilenet Berbasis Android**” penelitian



yang dilakukan (Daffa Ulhaq dkk., 2023) membahas tentang pengenalan ekspresi wajah secara real-time menggunakan metode SSD Mobilenet berbasis Android. Metode ini berhasil mengembangkan model dengan akurasi tinggi dan kecepatan pemrosesan yang baik, dilatih menggunakan dataset wajah dengan berbagai ekspresi. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 51,2% dan kecepatan pemrosesan 30 frame per detik. Metode ini memiliki potensi aplikasi luas dalam deteksi emosi, interaksi manusia-mesin, dan keamanan.

11. Jurnal Internasional **“Optimal Facial Feature Based Emotional Recognition Using Deep Learning Algorithm”**, penelitian yang dilakukan (Kumar Arora dkk., 2022) membahas tentang pengenalan emosi dari ekspresi wajah menggunakan teknik deep learning, khususnya dalam konteks interaksi manusia dan komputer. Metode yang diusulkan memperbaiki teknik *convolutional neural network* (CNN) untuk mengidentifikasi tujuh emosi dasar dengan lebih baik daripada metode yang sudah ada. Penggunaan berbagai teknik preprocessing, seperti penghapusan noise dan ekstraksi fitur, serta penerapan kernel filter untuk memperbaiki kualitas gambar, telah menghasilkan peningkatan akurasi dalam pengenalan emosi berdasarkan fitur wajah.

12. Jurnal Internasional **“Facial Emotion Recognition using Convolutional Neural Networks”**, penelitian yang dilakukan (Saravanan dkk., 2023) membahas tentang klasifikasi ekspresi wajah manusia ke dalam salah satu dari tujuh emosi dasar menggunakan Convolutional Neural Network

(CNN). Model yang diusulkan terdiri dari enam lapisan konvolusi, dua lapisan max pooling, dan dua lapisan fully connected, dengan akurasi akhir mencapai 0,60 setelah penyetelan hiperparameter. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan dataset tunggal, FER-2013, tanpa kombinasi dengan dataset lain, dapat mencapai akurasi yang hampir setara dengan metode terkini. Meskipun demikian, peningkatan jumlah data latih untuk emosi yang sulit diprediksi seperti "jijik" dapat meningkatkan efisiensi sistem yang diusulkan.

13. Jurnal Internasional “**Multimodal Emotion Recognition based on Facial Expressions, Speech, and EEG**”, penelitian yang dilakukan (Pan dkk., 2023) membahas tentang metode pengenalan emosi multimodal yang baru bernama Deep-Emotion, berdasarkan teknik deep learning untuk mengembangkan model pengenalan emosi untuk ekspresi wajah, ucapan, dan EEG. GhostNet yang ditingkatkan diusulkan untuk ekspresi wajah, LFCNN untuk sinyal ucapan, dan tLSTM untuk sinyal EEG. Metode fusi tingkat keputusan diusulkan untuk mengintegrasikan hasil pengenalan dari setiap modalitas, menghasilkan tingkat pengenalan yang lebih komprehensif dan akurat. Eksperimen yang luas dilakukan pada dataset CK+, EMO-DB, dan MAHNOB-HCI untuk memvalidasi keunggulan metode Deep-Emotion ini dalam pengenalan emosi multimodal.
14. Jurnal Internasional “**Masked Face Emotion Recognition Based on Facial Landmarks and Deep Learning Approaches for Visually Impaired People**”, penelitian yang dilakukan (Mukhiddinov dkk., 2023) membahas

tentang pengembangan gambar untuk orang dengan gangguan penglihatan menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN). Mereka menggunakan beberapa unit seperti improvement module, refining unit, dan attention unit untuk meningkatkan kualitas gambar yang dihasilkan dari input low-light images. Selain itu, penelitian ini juga mencakup teknik landmark detection dan feature extraction pada bagian atas wajah untuk mengidentifikasi ekspresi wajah. Hasil klasifikasi emosi wajah yang diusulkan berhasil mengidentifikasi tujuh ekspresi wajah dengan akurasi tertinggi mencapai 69,3% berdasarkan dataset AffectNet. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem pengenalan emosi wajah yang dapat digunakan untuk membantu orang dengan gangguan penglihatan dalam berkomunikasi sosial.

15. Jurnal Internasional **“A Real Time Face Emotion Classification and Recognition Using Deep Learning Model”** penelitian yang dilakukan (Hussain & Salim Abdallah Al Balushi, 2020) membahas tentang pengembangan sistem real-time untuk mendeteksi, mengenali, dan mengklasifikasikan ekspresi wajah manusia menggunakan model deep learning. Metode ini melibatkan penggunaan algoritma deep learning untuk pengenalan wajah dengan tujuan mengautentikasi dan mengidentifikasi fitur wajah serta mengklasifikasikan emosi manusia seperti senang, netral, marah, sedih, jijik, dan terkejut. Dengan menggunakan teknik computer vision dan model Convolutional Neural Network (CNN), penelitian ini berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 88% dalam mengenali dan

mengklasifikasikan ekspresi wajah. Selain itu, penggunaan dataset KDEF dan model VGG 16 dalam CNN juga terbukti efektif dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah manusia.

16. Jurnal Internasional **“Facial Emotion Recognition Based Real-Time Learner Engagement Detection System in Online Learning Context Using Deep Learning Models”**, penelitian yang dilakukan (Gupta dkk., 2023) membahas tentang pendekatan berbasis deep learning menggunakan ekspresi wajah untuk mendeteksi keterlibatan real-time dari peserta didik dalam sesi pembelajaran online. Dengan menganalisis ekspresi wajah siswa untuk mengklasifikasikan emosi mereka selama sesi pembelajaran online, informasi pengenalan emosi wajah digunakan untuk menghitung indeks keterlibatan (EI) guna memprediksi dua keadaan keterlibatan "Terlibat" dan "Tidak Terlibat". Berbagai model deep learning seperti Inception-V3, VGG19, dan ResNet-50 dievaluasi dan dibandingkan untuk mendapatkan model klasifikasi prediktif terbaik untuk deteksi keterlibatan real-time.
17. Jurnal Internasional **“Facial Expression Recognition with Convolutional Neural Networks Via A New Face Cropping And Rotation Strategy”**, penelitian yang dilakukan (Li dkk., 2020) membahas tentang pengenalan ekspresi wajah menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan strategi baru dalam pemangkasan dan rotasi wajah. Metode ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan menyederhanakan struktur CNN dengan menghapus bagian wajah yang tidak berguna dan memutar gambar untuk mengatasi kelangkaan data. Dibandingkan dengan metode lain, CNN

memiliki keunggulan dalam mengekstrak fitur tanpa pemilihan manual dan dapat mengatasi ekspresi wajah tertentu dengan lebih baik. Studi ini menunjukkan bahwa metode pemangkasan wajah yang diusulkan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi daripada metode pemangkasan lainnya, serta menunjukkan peningkatan akurasi melalui langkah-langkah pra-pemrosesan yang diusulkan.

18. Jurnal Internasional “**Facial Expression Recognition Using Bidirectional**

**LSTM - CNN**”, penelitian yang dilakukan (Febrian dkk., 2022) membahas tentang penggunaan model BiLSTM-CNN untuk meningkatkan kinerja pengenalan ekspresi wajah dengan menggunakan dataset CK+. Data augmentasi digunakan untuk meningkatkan kinerja model dan mencegah overfitting. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model BiLSTM-CNN mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 99,43%, mengungguli model-model sebelumnya. Selain itu, perbandingan dengan model-model sebelumnya seperti Inception, IB-CNN, PPDN, dan Attentional Convolutional Network juga menunjukkan bahwa model yang diusulkan mencapai tingkat akurasi state-of-the-art.

19. Jurnal Internasional “**Multimodal Emotion Recognition from EEG**

**Signals and Facial Expressions**”, penelitian yang dilakukan (Wang dkk., 2023) membahas tentang model pengenalan emosi multimodal berbasis penggabungan sinyal EEG dan ekspresi wajah menggunakan jaringan saraf tiruan dalam pembelajaran mendalam. Model ini mampu mengekstrak fitur dari sinyal EEG dan ekspresi wajah secara langsung, dengan menggunakan

CNN yang telah dipelajari sebelumnya untuk ekstraksi fitur wajah dan mekanisme perhatian untuk mengekstrak fitur frame ekspresi wajah yang penting. Selain itu, CNN digunakan untuk mengekstrak fitur spasial dari sinyal EEG, dengan penggabungan fitur pada tingkat fitur untuk pengenalan emosi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan mampu mengenali emosi dengan baik, dengan efek pengenalan emosi multimodal berdasarkan penggabungan sinyal EEG dan ekspresi wajah lebih baik daripada menggunakan sinyal EEG atau ekspresi wajah secara terpisah.

20. Jurnal Internasional **“Facial Emotion Recognition: State of the Art Performance on FER2013”**, penelitian yang dilakukan oleh (Khairuddin & Chen, 2021) membahas tentang peningkatan akurasi prediksi emosi wajah pada dataset FER2013 menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan mengadopsi arsitektur VGGNet dan melakukan eksperimen dengan berbagai metode optimisasi. Dengan penyetelan hiperparameter yang cermat, model ini mencapai akurasi terbaik sebesar 73,28% pada FER2013 tanpa menggunakan data pelatihan tambahan. Eksperimen dilakukan dengan variasi optimisasi, penjadwalan tingkat pembelajaran, dan penyetelan akhir untuk meningkatkan performa model. Selain itu, visualisasi saliency map digunakan untuk memahami proses pengambilan keputusan model dalam mengklasifikasikan emosi wajah.

Tabel 1 Perbandingan Penelitian Terkait Dan Peneliti

NO	FITUR	PENELITIAN																				
		PP	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20
		Kelompok 23	(Gunawan dkk., 2021)	(Reynaldo & Maliki, 2021)	(Rizki Pradana, 2024)	(Agustinus dkk., 2023)	(Adi Nugroho dkk., 2020)	(Ristiawanto dkk., 2021)	(Dewi & Ismawan, 2021)	(Putra Prakoso dkk., 2024)	(Yusuf & Huda, 2023)	(Daffa Ulhaq dkk., 2023)	(Kumar Arora dkk., 2022)	(Saravanan dkk., 2023)	(Pan dkk., 2023)	(Mukhiddinov dkk., 2023)	(Hussain & Salim Abdallah Al Balushi, 2020)	(Gupta dkk., 2023)	(Li dkk., 2020)	(Febrian dkk., 2022)	(Wang dkk., 2023)	(Khairuddin & Chen, 2021)
1	Pengumpulan Dataset	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
2	Grayscaleing	√	√	√			√	√		√	√		√	√					√			
3	Praproses Data	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
4	Pengembangan model Deep Learning	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
5	Implementasi Aplikasi	√	√			√	√	√		√		√					√	√	√			

6	Deteksi Emosi Pada Ekspresi Wajah	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
7	Pengujian dan Validasi	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
8	Model Tensorflow Lite	√				√		√				√	√	√								
Metode																						
9	Convolutional Neural Network (CNN)	√	√	√	√	√	√	√	√		√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
10	Teachable Machine	√																				
Tools																						
11	Android Studio	√				√																
12	Java	√				√																

**Keterangan:**

- 1) PP: Peneliti Penulis.
- 2) P1 – P20: Penelitian Jurnal Terkait




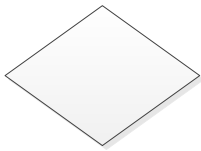


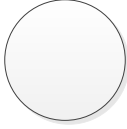
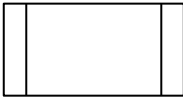
## 2.3 Literatur Terkait

### 2.3.1 Pengertian Flowchart

*Flowchart* adalah representasi dalam bentuk diagram dari alur pemecahan sebuah masalah atau algoritma. *Flowchart* merupakan representasi dari algoritma yang statefull, karena setiap langkah diwakilioleh satu bentuk diagram. *Flowchart* merupakan salah satu bentuk diagram yang paling sederhana dalam menuliskan algoritma, oleh karena itu tidak semua algoritma dapat dituliskan dalam bentuk *flowchart*.

Tabel 2 Flowchart

No	Simbol	Nama	Fungsi
1.		Terminal dan Terminator	Permulaan/akhir suatu program
2.		Input/Output	Proses input/output data, parameter, dan infomasi
3.		Proses	Pemrosesan ekspresi (aritmatika dan logikan) dan data
4.		Decision	Penyelesaian tujuan berikutnya, memebrikan nilai ya dan tidak

5.		konektor	Penghubung bagian lain pada flowchart
6.		Sub Program	Pemanggilan sub program
7.	▼	Garis Alir	Arah aliran program

*Sumber:* (Fauzi, 2020).

### 2.3.2 Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah adalah serangkaian perubahan yang terjadi pada wajah seseorang yang mencerminkan perasaan, emosi, atau reaksi terhadap suatu situasi atau rangsangan. Ekspresi wajah memainkan peran penting dalam komunikasi non-verbal, membantu menyampaikan perasaan dan niat seseorang tanpa perlu kata-kata. Ekspresi wajah ini dihasilkan oleh gerakan otot-otot wajah, dan sering kali terjadi secara spontan sebagai respons alami terhadap emosi. Ekspresi wajah dapat bervariasi antar budaya, tetapi banyak ekspresi dasar yang bersifat universal dan dikenali di seluruh dunia (Rizki Pradana, 2024).

Manusia mempunyai kemampuan untuk menampilkan emosi dalam bentuk ekspresi wajah. Terdapat enam ekspresi dasar wajah yang biasa digunakan oleh manusia yaitu: sedih, senang, marah, jijik, takut dan terkejut. Setiap ekspresi tersebut memiliki perbedaan pada tarikan otot-otot wajah. Salah satu gerak tubuh

yang sering digunakan dalam proses komunikasi adalah ekspresi. Ekspresi wajah mencakup kombinasi beragam syarat, di mana setiap isyarat memiliki makna dan dapat memengaruhi pesan verbal yang akan diungkapkan (Steven Immanuel Sihombing dkk., 2023). Komunikasi juga dapat dipancarkan melalui bahasa tubuh dan gerakan. Ada 5 Ekspresi wajah yang digunakan pada penelitian ini, yaitu:

- Marah

Tanda kemarahan umumnya tercermin dari kedua mata yang terlihat lebih tajam, alis yang mengerut, menekan daerah di sekitar hidung, dan menyempitnya area di sekitar bibir.

- Senang

Ekspresi kebahagiaan ditandai dengan kerutan sudut mata, kedua sudut bibir yang menarik keatas, dan kedua pipi yang terangkat. Ekspresi ini juga dikenal sebagai senyuman.

- Netral

Ekspresi netral adalah keadaan di mana tidak terdapat ekspresi emosi yang kentara, tidak menunjukkan perasaan negatif ataupun positif.

- Sedih

Ekspresi kesedihan menggambarkan mata bagian atas yang turun kearah bawah, mata yang tampak tidak fokus, dan sudut bibir yang sedikit turun.

- Kaget

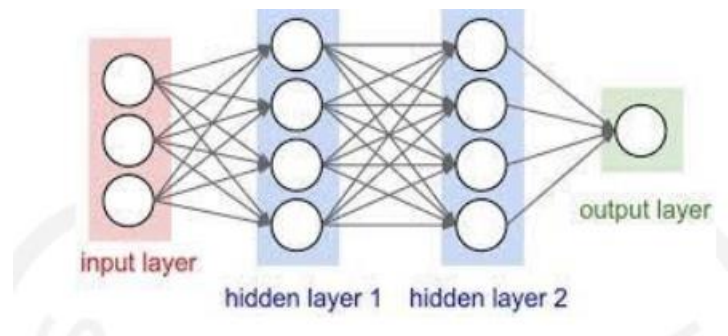
Ekspresi keterkejutan dicirikan oleh kedua alis yang naik, mulut yang sedikit terbuka, dan mata yang terbelalak.

### **2.3.3 Deteksi wajah**

Deteksi wajah merupakan tahap yang penting dalam identifikasi atau pengenalan wajah. Menurut Nur Widya Pratiwi, deteksi merupakan pencarian pola atau fitur pada wajah sehingga dapat diidentifikasi atau dikenali. Ada banyak faktor yang menjadi penentu dalam deteksi wajah seperti kualitas citra, posisi wajah, bentuk, dan ekspresi. Yu Y menyatakan bahwa tantangan dalam pengenalan wajah adalah pose wajah, penuaan, dan ekspresi. Dibutuhkan adanya metode atau teknik untuk menandai wajah dalam pengaruh faktor apapun seperti faktor cahaya, pose, ilusi, penuaan dan ekspresi (Riski & Wahyu Utomo, 2024).

### **2.3.4 Convolutional Neural Network (CNN)**

Convolutional Neural Network (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang termasuk dalam neural network bertipe feed forward (bukan berulang). Convolutional Neural Network adalah neural network yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. CNN digunakan untuk menganalisis gambar visual, mendeteksi dan mengenali objek pada image, yang merupakan vektor berdimensi tinggi yang akan melibatkan banyak parameter untuk mencirikan jaringan. Secara garis besar, CNN tidak terlalu jauh berbeda dengan neural network biasanya. CNN terdiri dari neuron yang memiliki weight, bias dan activation function (Vawda dkk., 2024).



Gambar 2 CNN

menjelaskan terkait konsep kerja dari arsitektur MLP. Kotak merah dan biru merupakan sebuah layer yang berisikan neuron yang digambarkan lingkaran putih. Input dari MLP merupakan sebuah data satu dimensi yang kemudian data tersebut di propagasikan pada jaringan hingga mendapatkan output. Hubungan satu neuron dengan neuron lain yang terdapat pada dua layer yang bersebelahan memiliki parameter bobot. Data input akan dilakukan operasi linier dengan bobot yang sudah ada pada setiap layer dan hasil komputasi ditransformasi menggunakan operasi linear yaitu fungsi aktivasi. Sedangkan pada CNN data yang akan di propagasikan merupakan data dua dimensi yang membuat operasi linear dan parameter bobot berbeda dengan MLP. Operasi linier yang digunakan CNN yaitu operasi konvolusi dan bobot tidak lagi satu dimensi

### 2.3.5 Batch Normalization

Batch normalization merupakan metode yang dapat diterapkan untuk menormalkan input dari setiap lapisan. Tujuan menggunakan batch normalization untuk mengatasi masalah pergeseran kovariat internal (internal covariate shift). Manfaat dari batch normalization yaitu membantu menstabilkan pelatihan dan

sangat efektif mengurangi epoch yang dibutuhkan untuk melatih jaringan saraf(Lutfhi dkk., 2022).

### 2.3.6 Convolutional

Convolutional Layer Seluruh data yang menyentuh lapisan konvolusional akan mengalami proses konvolusi. lapisan akan mengkonversi setiap filter ke seluruh bagian data masukan dan menghasilkan sebuah activation map atau feature map 2D. Filter yang terdapat pada Convolutional Layer memiliki panjang, tinggi dan tebal sesuai dengan channel data masukan. Setiap filter akan mengalami pergeseran dan operasi “dot” antara data masukan dan nilai dari filter. Lapisan konvolusional secara signifikan mengalami kompleksitas model melalui optimalisasi outputnya. Hal ini dioptimalkan melalui tiga parameter, depth, stride dan pengaturan zero padding (Muhammad dkk., 2023).

Tabel 3 Kernel dan data Citra

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Tabel 2 menggambarkan sebuah kernel 5x5 yang digunakan dalam pemrosesan citra, seperti operasi konvolusi dalam pengolahan citra digital. Setiap elemen dalam kernel ini memiliki nilai biner (0 atau 1), di mana nilai 1 menunjukkan bagian yang dipertimbangkan dalam perhitungan konvolusi dan nilai 0 menunjukkan bagian yang diabaikan. Pada tabel ini, pola yang terbentuk

menunjukkan sebuah area berbentuk diagonal yang lebih dominan dengan beberapa perpanjangan ke arah kanan dan bawah. Fungsi dari kernel seperti ini bisa bervariasi, namun biasanya digunakan untuk mendeteksi tepi, pola, atau fitur tertentu dalam citra yang dianalisis. Kernel ini dapat membantu dalam menonjolkan elemen-elemen penting dalam citra yang selanjutnya dapat digunakan untuk berbagai aplikasi seperti pengenalan pola, deteksi tepi, atau segmentasi citra.

Tabel 4 Convolved Feature

4	3	4
2	4	3
2		

Tabel 3 menunjukkan hasil fitur terkonvolusi dari operasi konvolusi antara kernel pada Tabel 2 dengan data citra yang lebih besar. Setiap nilai dalam tabel ini adalah hasil dari menggeser kernel di seluruh citra input, menghitung jumlah produk elemen-elemen kernel dan piksel yang sesuai pada posisi tertentu. Nilai 4, 3, dan 2 dalam tabel ini menunjukkan intensitas fitur yang telah diekstraksi oleh kernel dari citra asli. Misalnya, nilai 4 di pojok kiri atas berarti bahwa pada lokasi tersebut, kombinasi elemen-elemen citra dengan kernel menghasilkan nilai tertinggi di area itu, menunjukkan adanya fitur yang kuat atau signifikan. Konvolusi ini membantu mengurangi citra menjadi fitur-fitur yang lebih mudah dianalisis untuk keperluan lebih lanjut seperti deteksi pola atau pengenalan objek dalam pengolahan citra.

### 2.3.7 Max poling

Pooling Layer merupakan tahap setelah Convolutional Layer. Pooling Layer terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu. Setiap pergeseran akan ditentukan oleh jumlah stride yang akan digeser pada seluruh area featuremap atau activation map. Dalam penerapannya, pooling Layer yang biasa digunakan adalah Max Pooling dan Average Pooling. Sebagai contoh, apabila kita menggunakan Max Pooling 2x2 dengan Stride 2, maka pada setiap pergeseran filter, nilai yang diambil adalah nilai yang terbesar pada area 2x2 tersebut. Sedangkan Average Pooling akan mengambil nilai rata-rata (Meliuwati & Kurniati, 2022).

Tabel 5 Matrix

2	1	3	1
1	0	1	4
0	6	9	5
7	1	4	1

Tabel tersebut adalah matriks 4x4 yang terdiri dari angka-angka yang mewakili nilai-nilai dalam suatu set data atau kondisi. Setiap baris mewakili entitas atau kategori tertentu, sedangkan setiap kolom mewakili atribut atau variabel tertentu. Oleh karena itu, angka dalam matriks tersebut mengindikasikan hubungan atau interaksi antara entitas dan atribut yang sesuai. Matriks dapat digunakan untuk menganalisis pola, keterkaitan, atau distribusi dari data yang direpresentasikan, serta untuk membuat keputusan atau kesimpulan dalam konteks yang relevan.

Tabel 6 Max Pool

2	4
7	9



Tabel tersebut adalah hasil dari operasi max pooling yang diterapkan pada matriks input dengan ukuran  $2 \times 2$ . Max pooling adalah teknik dalam pengolahan citra atau pengenalan pola di mana matriks input dibagi menjadi subregion non-overlapping (dalam hal ini, masing-masing berukuran  $2 \times 2$ ) dan nilai maksimum di setiap subregion dipertahankan sebagai nilai representatifnya. Oleh karena itu, dalam tabel ini, nilai maksimum dari setiap subregion  $2 \times 2$  dari matriks input telah dipilih dan ditempatkan dalam matriks output yang baru. Hal ini menghasilkan matriks output yang lebih kecil dengan representasi yang lebih sederhana namun masih mempertahankan informasi penting tentang gambar atau data asli. Operasi max pooling sering digunakan dalam jaringan saraf tiruan untuk mengurangi dimensi dan mengurangi overfitting.

### **2.3.8 Relu**

Fungsi aktivasi untuk menormalisasikan nilai yang dihasilkan dari layer konvolusi yaitu ReLu. Fungsi ReLu bekerja dengan menormalisasikan nilai sehingga tidak ada nilai dibawah 0 dengan menggunakan fungsi max (Firmansyah & Hayadi, 2022)

### **2.3.9 Dropout**

Dropout merupakan salah satu usaha untuk mencegah terjadinya overfitting dan juga mempercepat proses learning. Overfitting adalah kondisi dimana hampir semua data yang telah melalui proses training mencapai persentase yang baik, tetapi terjadi ketidaksesuaian pada proses prediksi. Dalam sistem kerjanya, Dropout menghilangkan sementara suatu neuronyang berupa Hidden Layer maupun Visible Layer yang berada didalam jaringan (Puteri dkk., 2024).

### **2.3.10 Soft max**

Softmax yaitu fungsi aktivasi yang terdapat pada output layer. Output layer memiliki perbedaan yang sedikit dengan fully connected layer, yang membedakan kedua layer ini adalah penggunaan fungsi aktivasi softmax pada layer output dan fungsi aktivasi ReLU pada fullyconnected layer(Deng dkk., 2023).

### **2.3.11 Fully Connected Layer**

Feature map yang dihasilkan oleh tahap sebelumnya berbentuk multidimensional array. Sehingga, sebelum masuk pada tahap Fully Connected Layer, Feature Map tersebut akan melalui proses “flatten” atau reshape. Proses flatten menghasilkan sebuah vektor yang akan digunakan sebagai input dari Fully Connected Layer. Fully Connected Layer memiliki beberapa Hidden Layer, Action Function, Output Layer dan Loss Function Sumber: (Murray 2015)

Gambar 3 Contoh Fully Connected Layer Dropout Dropout merupakan salah satu usaha untuk mencegah terjadinya overfitting dan juga mempercepat proses learning. Overfitting adalah kondisi dimana hampir semua data yang telah melalui proses training mencapai persentase yang baik, tetapi terjadi ketidaksesuaian pada proses prediksi. Dalam sistem kerjanya, Dropout menghilangkan sementara suatu neuron yang berupa Hidden Layer maupun Visible Layer yang berada didalam jaringan (Bertschinger dkk., 2023).

### **2.3.12 Android Studio**

Android Studio adalah Integrated Development Environment (IDE) yang digunakan untuk pengembangan aplikasi Android. Dibangun di atas perangkat

lunak JetBrains IntelliJ IDEA, Android Studio didesain khusus untuk pengembangan Android dan memungkinkan pengembang untuk membuat aplikasi dengan menggunakan fitur-fitur seperti Visual Layout Editor, dukungan build berbasis Gradle, lint, dan lain-lain. IDE ini juga dilengkapi dengan template-based wizards, dukungan untuk pengembangan aplikasi Android Wear, dan integrasi dengan Google Cloud Platform, serta memerlukan spesifikasi sistem seperti Windows 8/10 64-bit, macOS 10.14, atau distribusi Linux 64-bit yang mendukung Gnome, KDE, atau Unity DE (Ditha dkk., 2023).

### **2.3.13 Java**

Java adalah bahasa pemrograman yang digunakan untuk membuat aplikasi di berbagai platform, termasuk aplikasi Android. Java dikembangkan oleh Sun Microsystems (sekarang dimiliki oleh Oracle) dan dikenal karena portabilitasnya, yang berarti aplikasi yang dibuat dengan Java dapat dijalankan di berbagai sistem operasi tanpa perlu diubah kodenya. Java adalah bahasa berorientasi objek yang fokus pada keterbacaan kode dan pengelolaan memori otomatis, membuatnya populer untuk pengembangan aplikasi besar dan kompleks. Dalam konteks Android, Java digunakan bersama dengan XML untuk membuat aplikasi yang memiliki tampilan dan fungsi yang dapat berjalan di perangkat Android (Rihyanti & Budiayati, 2021).

### **2.3.14 Kaggle**

Kaggle adalah platform terkenal di komunitas data science dan machine learning, yang menyediakan berbagai macam dataset untuk eksplorasi, analisis, dan pengembangan model machine learning. Dataset di Kaggle adalah kumpulan

data yang diunggah oleh komunitas pengguna atau disediakan oleh Kaggle sendiri. Dataset ini mencakup berbagai topik dan format, seperti data tabular, teks, gambar, dan lainnya. Dataset tersebut bisa digunakan untuk berbagai tujuan, termasuk proyek pribadi, penelitian, kompetisi, dan pengembangan model machine learning (MacPhail dkk., 2024).

### **2.3.15 Tensorflow Lite**

TensorFlow Lite adalah versi ringan dari TensorFlow yang dirancang khusus untuk perangkat mobile dan embedded dengan sumber daya terbatas. Ini memungkinkan pengembang untuk menjalankan model pembelajaran mesin di perangkat dengan efisiensi tinggi dan latensi rendah. TensorFlow Lite menyediakan alat untuk mengonversi model TensorFlow yang telah dilatih ke format yang lebih ringan dan dioptimalkan untuk dijalankan di perangkat seperti smartphone, perangkat IoT, dan perangkat edge lainnya. Dengan menggunakan TensorFlow Lite, aplikasi dapat memanfaatkan kemampuan AI secara real-time tanpa perlu bergantung pada koneksi ke server cloud (Demosthenous & Vassiliades, 2021).

### **2.3.16 Metode Pengembangan Sistem**

Metode pengembangan sistem dalam pengembangan model deep learning untuk pengenalan emosi pada ekspresi wajah manusia mencakup beberapa langkah utama: pengumpulan data ekspresi, pra-pemrosesan data, pembagian data, pelatihan model deep learning, validasi model, implementasi pada aplikasi Android, serta pengujian dan evaluasi untuk memastikan bahwa sistem dapat mengidentifikasi emosi pada ekspresi wajah dengan akurat dan efisien. Proses ini

dilakukan secara iteratif dengan memperbaiki model deep learning berdasarkan hasil evaluasi dan umpan balik, untuk mencapai kinerja yang optimal (Saravanan dkk., 2023).

### **2.3.17 Usability Tasting**

Usability testing dalam konteks pengembangan model deep learning untuk identifikasi emosi pada ekspresi wajah berbasis Android melibatkan evaluasi pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi tersebut. Pengujian usability biasanya mencakup pengalaman pengguna dalam navigasi antarmuka aplikasi, kinerja pengenalan emosi pada ekspresi wajah, responsivitas aplikasi, kejelasan informasi yang ditampilkan, serta kesesuaian antara tampilan aplikasi dengan preferensi pengguna. Hasil dari pengujian ini akan memberikan wawasan berharga untuk meningkatkan kualitas pengalaman pengguna, keakuratan identifikasi gambar, dan kinerja aplikasi secara keseluruhan (Lazuardi dkk., 2022).

### **2.3.18 Whitebox**

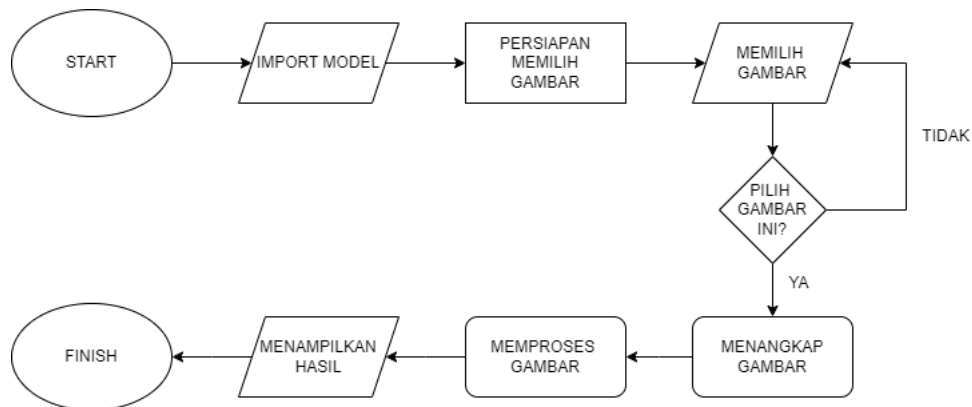
Whitebox testing, atau yang juga dikenal sebagai glass box testing, adalah jenis pengujian perangkat lunak di mana struktur internal desain perangkat lunak diuji untuk memverifikasi operasi komponen aplikasi, seperti kondisi loop, jalur eksekusi, dan cabang pengambilan keputusan. Dengan whitebox testing, penguji memiliki akses ke kode sumber dan dapat menganalisis jalur logika dari dalam untuk memeriksa aspek tertentu dari sistem. Ini melibatkan pengembangan kasus pengujian untuk memastikan bahwa kode internal memenuhi standar yang ditentukan dan semua jalur pemrograman berjalan dengan benar. Whitebox testing

berfokus pada detail implementasi dan membantu mendeteksi bug, kesalahan logika, dan memastikan bahwa semua bagian kode telah dieksekusi dan diuji dengan benar (Lazuardi dkk., 2022).

## BAB III ANALISA DATA DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil dan Pembahasan

#### 3.1.1 Flowchart



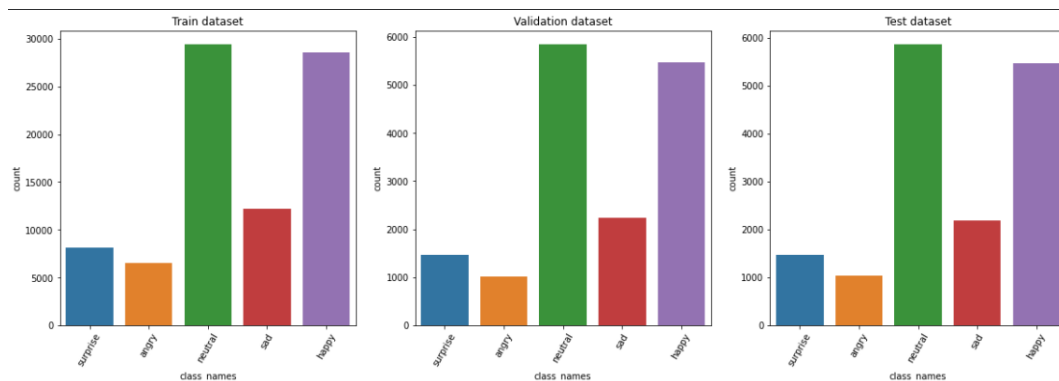
Gambar 3 Flowchart

Flowchart tersebut menggambarkan proses lengkap dari pengolahan gambar dengan menggunakan model machine learning atau deep learning. Proses dimulai dari tahap "START" di mana langkah pertama yang dilakukan adalah mengimpor model yang akan digunakan. Model ini bisa berupa model yang telah dilatih sebelumnya untuk berbagai keperluan seperti pengenalan gambar, analisis sentimen, atau klasifikasi gambar. Setelah model diimpor, langkah berikutnya adalah mempersiapkan pemilihan gambar.

Setelah memilih gambar selesai, proses berlanjut ke tahap pengambilan keputusan mengenai apakah sudah yakin dengan gambar yang dipilih atau tidak. Jika keputusan adalah "Tidak", maka proses akan kembali ke langkah memilih gambar. Namun, jika keputusan adalah "Ya", maka sistem akan melanjutkan ke tahap menangkap gambar dan lanjut ke proses klasifikasi gambar.

Setelah gambar diproses, hasil klasifikasi akan ditampilkan kepada pengguna berupa teks. Proses berakhir dengan tahap "Finish", menandakan bahwa semua langkah telah selesai dilaksanakan dengan baik dan sistem siap untuk digunakan kembali atau untuk dipersiapkan ulang jika diperlukan.

### 3.1.2 Dataset



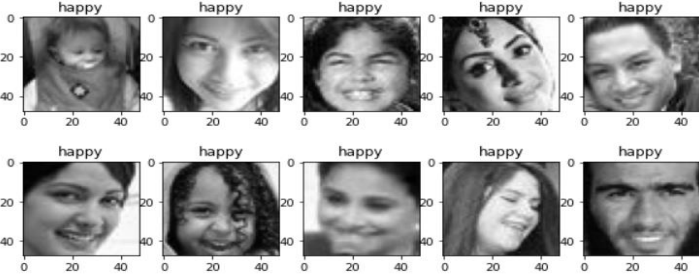
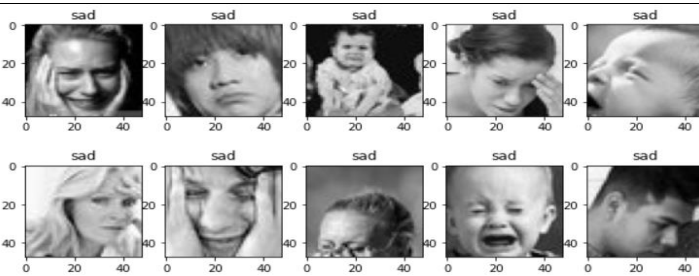
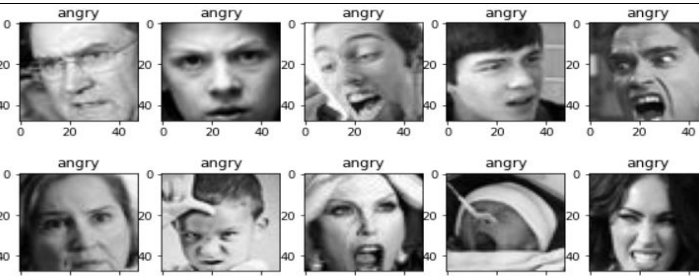
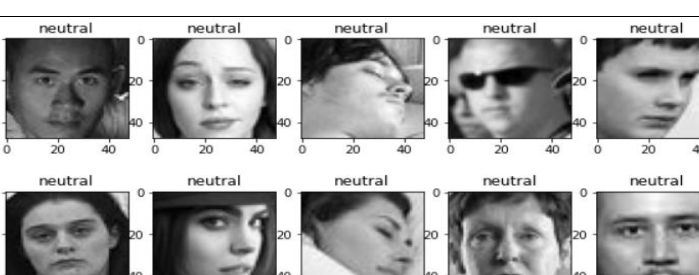
Gambar 4 Jumlah Dataset

Grafik ini menunjukkan distribusi kelas emosi dalam tiga dataset yang berbeda: train, validation, dan test. Setiap panel menggambarkan jumlah sampel untuk masing-masing emosi (surprise, angry, neutral, sad, dan happy). Dari grafik tersebut, terlihat bahwa emosi 'neutral' dan 'happy' memiliki jumlah sampel yang paling banyak di semua dataset, sementara emosi 'angry' memiliki jumlah sampel yang paling sedikit. Distribusi ini konsisten di antara ketiga dataset, menunjukkan bahwa data telah dibagi dengan proporsi yang serupa antara train, validation, dan test. Hal ini penting untuk memastikan model yang dilatih dapat mengevaluasi kinerjanya secara akurat di berbagai subset data.

Tabel 7 Sampel Dataset

Sampel dataset terkejut	
----------------------------	--



Sampel dataset senang	
Sampel dataset sedih	
Sampel dataset marah	
Sampel dataset netral	

Tabel 6 yang berisi sampel dataset emosi wajah manusia. Tabel ini dibagi menjadi beberapa kategori emosi, yaitu terkejut, senang, sedih, dan marah. Setiap kategori emosi menampilkan beberapa gambar wajah yang menunjukkan ekspresi emosi tersebut. Pada bagian bawah tabel, terdapat hasil dataset marah yang menampilkan gambar-gambar wajah yang diidentifikasi sebagai ekspresi marah. Tabel ini berguna untuk penelitian dalam bidang pengenalan emosi

wajah, di mana gambar-gambar ini dapat digunakan sebagai data pelatihan untuk model pembelajaran mesin yang bertujuan mengenali ekspresi wajah manusia.

### 3.1.3 Arsitektur Model CNN

Model: "sequential\_2"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_0 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	1,792
batch_normalization_0 (BatchNormalization)	(None, 48, 48, 64)	256
activation_0 (Activation)	(None, 48, 48, 64)	0
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36,928
batch_normalization_10 (BatchNormalization)	(None, 48, 48, 64)	256
activation_10 (Activation)	(None, 48, 48, 64)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36,928
batch_normalization_11 (BatchNormalization)	(None, 48, 48, 64)	256
activation_11 (Activation)	(None, 48, 48, 64)	0
max_pooling2d_0 (MaxPooling2D)	(None, 24, 24, 64)	0
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73,856
batch_normalization_12 (BatchNormalization)	(None, 24, 24, 128)	512
activation_12 (Activation)	(None, 24, 24, 128)	0
conv2d_13 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	147,504
batch_normalization_13 (BatchNormalization)	(None, 24, 24, 128)	512
activation_13 (Activation)	(None, 24, 24, 128)	0
conv2d_14 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	147,504
batch_normalization_14 (BatchNormalization)	(None, 24, 24, 128)	512
activation_14 (Activation)	(None, 24, 24, 128)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 128)	0
conv2d_15 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295,104
batch_normalization_15 (BatchNormalization)	(None, 12, 12, 256)	1,024
activation_15 (Activation)	(None, 12, 12, 256)	0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
conv2d_16 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	1,180,160
batch_normalization_16 (BatchNormalization)	(None, 6, 6, 512)	2,048
activation_16 (Activation)	(None, 6, 6, 512)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
conv2d_17 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2,359,808
batch_normalization_17 (BatchNormalization)	(None, 3, 3, 512)	2,048
activation_17 (Activation)	(None, 3, 3, 512)	0
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten_0 (Flatten)	(None, 512)	0
dense_0_1 (Dense)	(None, 512)	0
dense_0_2 (Dense)	(None, 5)	2,565

Total params: 4,289,797 (16.36 MB)  
 Trainable params: 4,286,085 (16.35 MB)  
 Non-trainable params: 3,712 (14.50 KB)

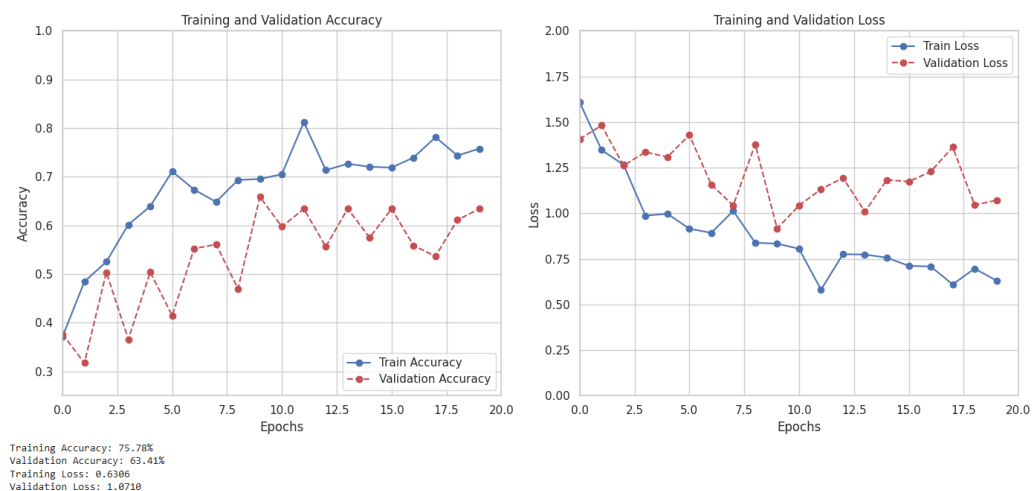
Gambar 5 Arsitektur Model CNN

Gambar tersebut menunjukkan arsitektur model jaringan konvolusi (CNN) yang dirancang untuk klasifikasi gambar. Model ini memiliki total 14.813.095 parameter, dengan 98.407 parameter yang dapat dilatih. Jaringan ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi (Conv2D) yang diikuti oleh lapisan pooling (MaxPooling2D). Input gambar memiliki ukuran 150x150 dengan 3 saluran warna (RGB). Terdapat lima blok utama, masing-masing terdiri dari dua atau tiga lapisan konvolusi yang diikuti oleh lapisan pooling, dan jumlah filter pada setiap lapisan konvolusi bertambah dari 64 hingga 512. Setelah blok terakhir, output di-flatten dan diteruskan ke dua lapisan dense (fully connected) yang mengakhiri jaringan dengan 7 kelas keluaran. Jumlah parameter terbesar

berada pada lapisan konvolusi dan dense, menunjukkan kompleksitas dan kapasitas model dalam mengenali fitur dari data gambar yang dilatih.

### 3.1.4 Melatih Model

Teachable Machine adalah alat yang disediakan oleh Google yang memungkinkan pengguna untuk melatih model machine learning secara sederhana dan intuitif. Teachable machine menawarkan tiga jenis proyek: gambar, suara, dan pose. Untuk kasus ini, kami memilih proyek gambar dan membuat 5 kelas. Setelah mengimpor gambar berdasarkan kelas, langkah berikutnya adalah melatih model. Teachable Machine menyediakan antarmuka yang intuitif di mana pengguna bisa menekan tombol "Train Model". Proses pelatihan ini akan memanfaatkan algoritma machine learning untuk mengidentifikasi pola dalam data gambar yang telah diunggah. Selama proses ini, sistem akan menampilkan grafik yang menunjukkan perkembangan pelatihan model, termasuk akurasi dan kehilangan (loss). Akurasi dan pelatihan model ini adalah **75.78%**



Gambar 6 Grafik Akurasi dan loss

Gambar ini menampilkan dua plot grafik yang berbeda. Plot grafik pertama menunjukkan perbandingan antara tiga metrik, yaitu bank accuracy, validation accuracy, dan loss. Pada sumbu y sebelah kiri, bank accuracy dan validation accuracy digambarkan dengan skala 0 hingga 1, sementara sumbu y sebelah kanan menunjukkan skala loss. Grafik menunjukkan bahwa kedua metrik akurasi meningkat seiring bertambahnya epoch, sementara loss menurun seiring bertambahnya epoch.



Gambar 7 Hasil Prediksi Ekspresi Terkejut

Gambar tersebut merupakan hasil dari model prediksi atau klasifikasi emosi yang mengenali ekspresi wajah manusia. Model ini mungkin telah dilatih menggunakan teknik pembelajaran mesin atau jaringan saraf tiruan untuk mengidentifikasi berbagai ekspresi wajah dan memberi label yang sesuai, dalam hal ini, "surprise" atau "terkejut". Setiap gambar dalam baris memperlihatkan wajah dengan ekspresi yang sesuai dengan label yang diprediksi, menunjukkan bahwa model tersebut mampu mengklasifikasikan emosi kejutan dengan baik. Keberhasilan model ini ditunjukkan dengan konsistensi ekspresi terkejut pada setiap wajah yang ditampilkan, mengindikasikan kinerja model yang efektif dalam tugas klasifikasi emosi.



Gambar 8 Hasil Prediksi Ekspresi Sedih

Gambar diatas menunjukkan sepuluh wajah berbeda, masing-masing dengan ekspresi kesedihan. Seperti pada gambar sebelumnya, model prediksi atau klasifikasi emosi ini telah memberikan label "sad" atau "sedih" untuk setiap wajah. Ciri-ciri umum dari ekspresi sedih yang terlihat meliputi mata yang berkaca-kaca, mulut yang tertutup atau sedikit terbuka dengan sudut bibir yang turun, dan ekspresi wajah yang lemah. Beberapa gambar menunjukkan orang dewasa, sementara yang lain memperlihatkan anak-anak atau ilustrasi. Adanya variasi dalam tampilan, termasuk gambar berwarna dan hitam putih, menandakan bahwa model ini mampu mengenali dan mengklasifikasikan emosi kesedihan dengan baik dalam berbagai kondisi dan gaya visual.



Gambar 9 Hasil Prediksi Ekspresi Marah

Gambar tersebut menunjukkan sepuluh wajah berbeda, masing-masing dengan ekspresi marah. Model prediksi atau klasifikasi emosi ini telah

memberikan label "angry" atau "marah" untuk setiap wajah. Ekspresi marah ini terlihat dari ciri-ciri seperti alis yang berkerut, mata yang menyipit atau melotot, dan mulut yang terbuka lebar atau menggeram dengan gigi terlihat. Wajah-wajah ini mencakup berbagai usia dan jenis kelamin, termasuk gambar berwarna dan hitam putih, serta ilustrasi. Variasi ini menunjukkan bahwa model prediksi emosi tersebut mampu mengidentifikasi ekspresi marah dengan baik di berbagai kondisi visual, memastikan akurasi dalam klasifikasi emosi marah pada individu yang berbeda.



Gambar 10 Hasil Prediksi Ekspresi Senang

Gambar ini menampilkan serangkaian hasil prediksi ekspresi wajah dari beberapa individu yang berbeda. Secara keseluruhan, gambar-gambar tersebut menunjukkan ekspresi wajah yang bahagia, dengan senyuman lebar dan tampak ceria. Namun, ada juga beberapa gambar yang menampilkan ekspresi wajah yang kurang jelas atau sedikit buram. Secara umum, hasil prediksi ini menggambarkan keadaan emosional positif dan suasana hati yang menggembirakan dari individu-individu dalam gambar tersebut, meskipun kualitas gambar beragam.



Gambar 11 Hasil Prediksi Ekspresi Netral

Gambar ini menampilkan serangkaian hasil prediksi ekspresi wajah dari berbagai individu. Secara keseluruhan, ekspresi yang ditampilkan cenderung netral hingga sedikit tertekuk atau menunjukkan rasa tidak senang. Beberapa wajah terlihat cemberut, masam, atau mengerutkan kening, sementara yang lain memiliki ekspresi datar atau tanpa emosi yang jelas. Hanya ada beberapa wajah yang mungkin menunjukkan keterkejutan atau emosi yang sedikit lebih intens. Variasi ekspresi ini dapat disebabkan oleh beragam situasi atau kondisi saat gambar tersebut diambil, namun secara umum hasil prediksi menunjukkan dominasi suasana hati yang kurang positif atau ekspresi yang cenderung netral hingga sedikit negatif dari individu-individu dalam gambar

Setelah model berhasil dilatih, Teachable Machine memberikan opsi untuk mengeksport model dalam beberapa format, termasuk TensorFlow Lite. TensorFlow Lite adalah versi yang dioptimalkan dari TensorFlow untuk perangkat mobile dan embedded. Untuk mengonversi model ke TensorFlow Lite, pengguna cukup memilih opsi ekspor yang sesuai dan Teachable Machine akan secara otomatis mengonversi model ke format TensorFlow Lite.

Proses ini memudahkan pengguna yang mungkin tidak memiliki latar belakang teknis yang mendalam dalam machine learning untuk membuat dan mengimplementasikan model machine learning mereka sendiri. Keuntungan besar dari penggunaan Teachable Machine adalah kemudahan penggunaan dan kemampuan untuk cepat mengonversi model ke format yang dapat digunakan pada perangkat mobile atau embedded, memungkinkan penerapan machine learning yang lebih luas dan fleksibel. Dalam konteks yang lebih luas, penggunaan Teachable Machine dengan dataset dari Kaggle memberikan kombinasi yang kuat antara data berkualitas tinggi dan alat yang mudah digunakan untuk menghasilkan model machine learning yang efektif dan efisien.

Penggunaan Teachable Machine untuk melatih model machine learning dengan dataset gambar dari Kaggle adalah proses yang sederhana dan efisien. Teachable Machine menyediakan alat yang mudah digunakan untuk mengimpor, melatih, dan mengeksport model, sementara Kaggle menyediakan dataset berkualitas tinggi yang dapat digunakan untuk berbagai aplikasi. Dengan kemampuan untuk mengonversi model ke TensorFlow Lite, pengguna dapat dengan mudah mengimplementasikan model pada perangkat mobile dan embedded, membuka peluang untuk berbagai aplikasi inovatif dalam pengenalan gambar dan analisis gambar.

Aplikasi pengenalan emosi buatan Andi diterima dengan baik oleh komunitas akademik dan industri. Beberapa perusahaan tertarik untuk



mengintegrasikan teknologi ini ke dalam produk mereka, seperti sistem layanan pelanggan otomatis dan alat bantu pendidikan yang dapat menyesuaikan metode pengajaran berdasarkan respons emosional siswa. Andi juga menerima banyak undangan untuk berbicara di konferensi internasional, berbagi pengetahuannya tentang deep learning dan pengenalan emosi.

Meskipun aplikasi Andi sudah menunjukkan hasil yang mengesankan, dia menyadari masih ada tantangan yang harus diatasi. Model perlu lebih baik dalam mengenali emosi yang kompleks dan mirip satu sama lain. Oleh karena itu, Andi merekomendasikan penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi.

Dengan dedikasi dan kerja keras, Andi berhasil mengembangkan aplikasi yang tidak hanya memberikan kontribusi signifikan pada bidang kecerdasan buatan tetapi juga memiliki potensi untuk mengubah cara manusia berinteraksi dengan teknologi di masa depan.

### **3.1.5 Membuat Aplikasi Klasifikasi Emosi**

Setelah model machine learning telah diimpor ke proyek Android Studio, langkah berikutnya adalah memanggilnya dalam bentuk kelas Java dan membuat aplikasi yang dapat mengklasifikasi gambar emosi pada ekspresi wajah. Pertama, file model harus ditambahkan ke dalam folder `assets` proyek Anda. Dengan menempatkan file model di folder ini, aplikasi dapat mengaksesnya selama runtime.

Selanjutnya, pastikan untuk memperbarui file `build.gradle` dengan menambahkan dependencies yang diperlukan seperti TensorFlow Lite. Ini

memungkinkan aplikasi Anda menggunakan library TensorFlow Lite untuk memuat dan menjalankan model. Dengan dependencies yang sudah ditambahkan, langkah berikutnya adalah membuat kelas Java untuk menangani inisialisasi dan inferensi model.

Kelas Java ini perlu memuat file model dari folder `assets` dan menginisialisasi interpreter TensorFlow Lite. Anda juga perlu menyiapkan input gambar, yaitu menangkap gambar dari kamera atau galeri perangkat, mengubahnya menjadi format yang sesuai untuk model, dan menjalankan proses klasifikasi.

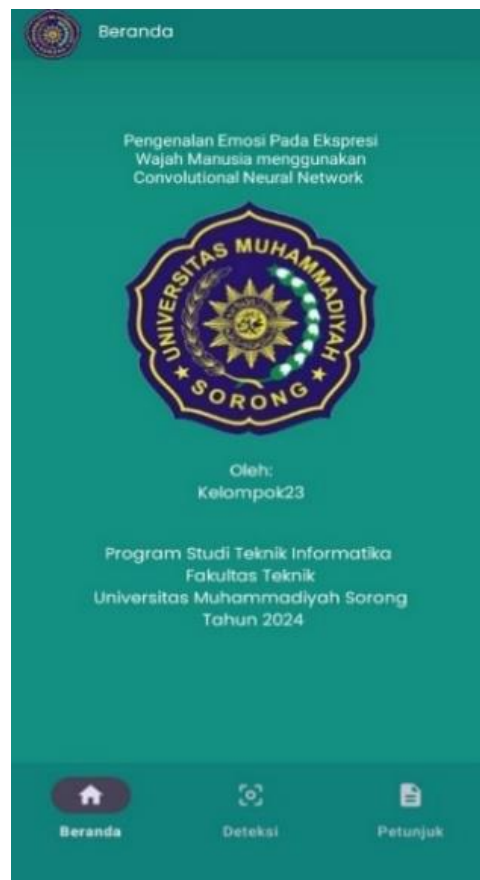
Langkah selanjutnya adalah mengintegrasikan logika klasifikasi ini dengan antarmuka pengguna (UI). Dalam aplikasi Android, ini berarti membuat antarmuka yang memungkinkan pengguna untuk mulai dan menampilkan hasil klasifikasi. Dengan demikian, ketika pengguna menekan tombol “Kamera” atau “Galeri”, aplikasi mulai menangkap gambar tersebut, melakukan pra-pemrosesan, dan mengklasifikasikan gambar menggunakan model machine learning yang telah diimpor. Ketika proses selesai, hasil klasifikasi dapat ditampilkan.

Proses ini melibatkan beberapa komponen utama: memuat model machine learning, menangkap dan memproses gambar, dan menampilkan hasil kepada pengguna. Dengan mengikuti langkah-langkah ini, Anda dapat mengembangkan aplikasi Android yang mampu mengklasifikasi emosi pada ekspresi wajah dengan menggunakan model machine learning yang diimpor ke dalam proyek Android Studio.

### 3.2 Implementasi *Interface*

Dibawah ini merupakan Implementasi *interface* tampilan menu yang ada pada aplikasi pengenalan emosi pada ekspresi wajah manusia dapat terlihat pada Gambar berikut.

#### 3.3.1 *Home Page*



Gambar 12 Halaman Beranda

Jadi, pada bagian Home page ini berisi pengenalan aplikasi berisi tentang judul aplikasi ini dan pembuat aplikasi dimana tertera dibuat oleh Kelompok 23, serta program studi dan nama universitas.

#### 3.3.2 *Face Expression Recognition*



*Gambar 13 Halaman deteksi emosi*

Jadi, pada bagian deteksi emosi ini berisi tentang bagaimana user dapat mengklasifikasi dan menguji gambar yang diambil lewat kamera maupun galeri dan hasil yang keluar akan memunculkan hasil klasifikasi emosi serta persentase pada kolom hasil, untuk bisa memulai dalam mengklasifikasi emosi ini, user dapat menekan tombol dengan gambar kamera atau gambar galeri. Ketika menekan tombol dengan gambar kamera, user dapat mengambil gambar dan dapat membuat ekspresi wajah yang diinginkan, sedangkan ketika menekan tombol dengan gambar galeri, user dapat memilih foto yang ada dalam galeri user. Tombol hapus dapat ditekan ketika user ingin menghapus gambar yang telah dipilih.

### **3.3.3 Instruction Page**



Gambar 14 Halaman petunjuk

Jadi pada bagian halaman petunjuk ini berisi tentang langkah-langkah menggunakan aplikasi ini serta peringatan ketika mengupload gambar selain ekspresi wajah akan menghasilkan error, dimana hasil klasifikasi akan tetap menunjukan emosi.

### 3.3 Pengujian

Tabel 8 Pengujian Pada *User*

Kasus Uji	Deskripsi	Langkah	Jalur Kode
Respon Tombol Beranda	Menampilkan halaman beranda	a. Menekan Tombol Beranda	Fungsi Navigasi dan pemetaan Menu Beranda
Respon Tombol Deteksi	Menampilkan halaman deteksi	a. Menekan tombol menu deteksi	Fungsi navigasi dan pemetaan Menu Deteksi
dan Respon Tombol kamera atau galeri	Memilih gambar	a. Menekan tombol kamera atau galeri untuk melakukan klasifikasi emosi pada ekspresi wajah	Fungsi Pemrosesan gambar
Klasifikasi ekspresi	Menampilkan Hasil klasifikasi	a. setelah memilih gambar hasil klasifikasi akan ditampilkan	Fungsi pemrosesan klasifikasi ekspresi
Respon Tombol Hapus	Menghapus gambar	a. Menekan tombol hapus lalu gambar yang telah dipilih dan hasil klasifikasinya akan dihapus	Fungsi menghapus gambar dan hasil klasifikasi
Respon tombol petunjuk	Menampilkan halaman petunjuk	a. menekan tombol petunjuk	Fungsi navigasi dan pemetaan menu petunjuk

### 3.4 Usability Tasting

Tabel 9 Usability Tasting

No	Tugas	Waktu yang Diharapkan	Waktu yang Dibutuhkan	Keberhasilan (Ya/Tidak)	Komentar/Kesulitan yang Dihadapi
1	Menampilkan halaman Beranda	1 Detik	2 Detik	Ya	Proses navigasi berjalan lancar
2	Menampilkan halaman untuk deteksi emosi	1 Detik	1 Detik	Ya	Proses navigasi berjalan lancar.
3	Mengambil gambar dari kamera atau galeri	2 Detik	5 Detik	Ya	Proses berjalan lancar.
4	Menampilkan hasil klasifikasi	3 Detik	4 Detik	Ya	Proses berjalan lancar, namun hasil klasifikasi masih mengalami masalah
5	Menghapus gambar dan hasil klasifikasi	1 Detik	1.5 Detik	Ya	Pengguna dapat menghapus gambar dan hasil klasifikasi
6	Respon tombol petunjuk	1 Detik	1 Detik	Ya	Proses navigasi berjalan lancar

## **BAB IV**

### **PENUTUP**

#### **4.1 Kesimpulan**

Penelitian ini berhasil mengembangkan model deep learning untuk mengenali emosi pada ekspresi wajah manusia. Dengan menggunakan dataset FER-2013, peneliti berhasil melatih model yang mencapai akurasi sekitar 70-75%. Aplikasi yang dikembangkan juga telah diterima dengan baik oleh komunitas akademik dan industri, menunjukkan potensi untuk mengubah cara manusia berinteraksi dengan teknologi di masa depan.

#### **4.2 Saran**

Saran untuk penelitian ini adalah untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi guna meningkatkan kemampuan model dalam mengenali emosi yang kompleks dan mirip satu sama lain. Selain itu, peneliti juga disarankan untuk terus mengembangkan antarmuka pengguna aplikasi agar lebih intuitif dan user-friendly. Dengan melakukan peningkatan pada dataset dan antarmuka pengguna, penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang lebih besar pada bidang kecerdasan buatan dan pengenalan emosi pada ekspresi wajah manusia.



## DAFTAR PUSTAKA

- Adi Nugroho, P., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ( CNN ) PADA EKSPRESI MANUSIA. *JURNAL ALGOR*, 2(1). <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- Agustinus, A., Kurniawan, R., Oktafia, H., & Wijaya, L. (2023). *ALGORITMA DEEP LEARNING*. <http://www.google.com>
- Bertschinger, D., Hertrich, C., Jungeblut, P., Miltzow, T., & Weber, S. (2023). *Training Fully Connected Neural Networks is  $\exists R$ -Complete*.
- Daffa Ulhaq, M. R., Zaidan, M. A., & Firdaus, D. (2023). Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Metode SSD Mobilenet Berbasis Android. *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, 5(1), 48–52. <https://doi.org/10.37802/joti.v5i1.387>
- Demosthenous, G., & Vassiliades, V. (2021). *Continual Learning on the Edge with TensorFlow Lite*. <http://arxiv.org/abs/2105.01946>
- Deng, Y., Li, Z., & Song, Z. (2023). *Attention Scheme Inspired Softmax Regression*. <http://arxiv.org/abs/2304.10411>
- Dewi, N., & Ismawan, F. (2021). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CNN UNTUK SISTEM PENGENALAN WAJAH. *Faktor Exacta*, 14(1), 34. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i1.8989>
- Ditha, L. R., Faulina, S. T., & Wisnumurti. (2023). *RANCANG BANGUN APLIKASI LAYANAN PENGADUAN PADA DINAS PENDIDIKAN KABUPATEN OKU BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ANDROID STUDIO*. 14.
- Faadhilah, S. N., Bukhori, S., & Putra, J. A. (2022). *Pengenalan Ekspresi Emosi pada Citra Wajah Menggunakan Extreme Machine Learning Studi Kasus Dataset Publik JAFFE*. 2, 19–27.
- Fauzi, J. R. (2020). *ALGORITMA DAN FLOWCHART DALAM MENYELESAIKAN SUATU MASALAH DISUSUN OLEH UNIVERSITAS JANABADRA YOGYAKARTA 2020*.
- Febrian, R., Halim, B. M., Christina, M., Ramdhan, D., & Chowanda, A. (2022). Facial expression recognition using bidirectional LSTM-CNN. *Procedia Computer Science*, 216, 39–47. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.109>
- Firmansyah, I., & Hayadi, B. H. (2022). *KOMPARASI FUNGSI AKTIVASI RELU DAN TANH PADA MULTILAYER PERCEPTRON*. 6, 200–206.
- Gunawan, R. J., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). *PENGENALAN EKSPRESI WAJAH BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN MODEL ARSITEKTUR VGG16 FACIAL EXPRESSION RECOGNITION BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK WITH VGG16 ARCHITECTURE MODEL*.

- Gupta, S., Kumar, P., & Tekchandani, R. K. (2023). Facial emotion recognition based real-time learner engagement detection system in online learning context using deep learning models. *Multimedia Tools and Applications*, 82(8), 11365–11394. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13558-9>
- Hussain, S. A., & Salim Abdallah Al Balushi, A. (2020). A real time face emotion classification and recognition using deep learning model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1432(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1432/1/012087>
- Khairuddin, Y., & Chen, Z. (2021). *Facial Emotion Recognition: State of the Art Performance on FER2013*.
- Kumar Arora, T., Kumar Chaubey, P., Shree Raman, M., Kumar, B., Nagesh, Y., Anjani, P. K., Ahmed, H. M. S., Hashmi, A., Balamuralitharan, S., & Debtera, B. (2022). Optimal Facial Feature Based Emotional Recognition Using Deep Learning Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/8379202>
- Lazuardi, A., Pradana, F., & Abdurrachman Bachtiar, F. (2022). *Pengembangan Aplikasi Web Pendeteksi Kondisi Ekspresi Pengguna E-Learning melalui Kamera* (Vol. 6, Nomor 1). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Li, K., Jin, Y., Akram, M. W., Han, R., & Chen, J. (2020). Facial expression recognition with convolutional neural networks via a new face cropping and rotation strategy. *Visual Computer*, 36(2), 391–404. <https://doi.org/10.1007/s00371-019-01627-4>
- Lutfhi, A., Norhikmah, & Rumini. (2022). *The Effect of Layer Batch Normalization and Dropout of CNN model Performance on Facial Expression Classification*. [www.joiv.org/index.php/joiv](http://www.joiv.org/index.php/joiv)
- MacPhail, A. G., Yip, D. A., Knight, E. C., Hedley, R., Knaggs, M., Shonfield, J., Upham-Mills, E., & Bayne, E. M. (2024). Audio data compression affects acoustic indices and reduces detections of birds by human listening and automated recognisers. *Bioacoustics*, 33(1), 74–90. <https://doi.org/10.1080/09524622.2023.2290718>
- Meliuwati, P., & Kurniati, E. (2022). Ekstraksi Data Digital Menggunakan Teknik Max Pooling dan Average Pooling. *Jurnal Riset Matematika*, 137–144. <https://doi.org/10.29313/jrm.v2i2.1338>
- Muhammad, B., Darmanto, T., & Putra, R. G. H. (2023). IMPLEMENTASI FILTER SKETSA CITRA DIGITAL MELALUI OPERASI KONVOLUSI DENGAN MATRIK KERNEL LAPLACE OF GAUSS. *EDUSAINTEK: Jurnal Pendidikan, Sains dan Teknologi*, 11(1), 316–326. <https://doi.org/10.47668/edusaintek.v11i1.947>
- Mukhiddinov, M., Djuraev, O., Akhmedov, F., Mukhamadiyev, A., & Cho, J. (2023). Masked Face Emotion Recognition Based on Facial Landmarks and Deep Learning Approaches for Visually Impaired People. *Sensors*, 23(3). <https://doi.org/10.3390/s23031080>

- Pan, J., Fang, W., Zhang, Z., Chen, B., Zhang, Z., & Wang, S. (2023). Multimodal Emotion Recognition based on Facial Expressions, Speech, and EEG. *IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology*. <https://doi.org/10.1109/OJEMB.2023.3240280>
- Puteri, D. W., Buana, P. W., & Sukarsa, I. M. (2024). Komparasi Metode Decision Tree dan Deep Learning dalam Meramalkan Jumlah Mahasiswa Drop Out Berdasarkan Nilai Akademik. *Journal of Internet and Software Engineering*, 1(2), 12. <https://doi.org/10.47134/pjise.v1i2.2327>
- Putra Prakoso, A., Rasyid, A., Deannova, A., & Rahmawan, A. E. (2024). *DETEKSI WAJAH MENGGUNAKAN CASCADE CLASSIFIER DENGAN OPENCV-PYTHON*. 2(1), 23–29.
- Reynaldo, R. R., & Maliki, I. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah dengan Metode Viola Jones dan Convolutional Neural Network. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 10(1), 1–9. <https://doi.org/10.34010/komputika.v10i1.4119>
- Rihyanti, E., & Budiyati, E. (2021). *Pengembangan Aplikasi Pembelajaran Ilmu Tajwid Menggunakan Pemrograman Java Android*. 6(3), 2622–4615. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i3.10053>
- Riski, H., & Wahyu Utomo, D. (2024). *Habibu Riski: Algoritma Principal Component Analysis ... 72 Algoritma Principal Component Analysis (PCA) dan Metode Bounding Box pada Pengenalan Citra Wajah*. 9(1).
- Ristiawanto, S. P., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). *PENGENALAN EKSPRESI WAJAH BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR RESIDUAL NETWORK-50 FACIAL EXPRESSION RECOGNITION BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK USING RESIDUAL NETWORK 50 ARCHITECTURE*.
- Rizki Pradana, F. (2024). *OPTIMASI ALGORITMA PENGENALAN EMOSI PADA CITRA WAJAH MENGGUNAKAN DEEP LEARNING*.
- Saravanan, A., Perichetla, G., & Gayathri, Dr. K. S. (2023). *Facial Emotion Recognition using Convolutional Neural Networks*. <http://arxiv.org/abs/1910.05602>
- Sigit Guntoro, A. L., Julianto, E., & Budiyanto, D. (2022). *Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network*.
- Steven Immanuel Sihombing, R., Nauval Tuah Siregar, R., Sitorus, V., Selar Sitompul, T., Negeri Medan Alamat, U., William Iskandar Ps, J. V, Baru, K., & Percut Sei Tuan, K. (2023). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Journal of Creative Student Research (JCSR)*, 1(6), 89–97. <https://doi.org/10.55606/jcsrpolitama.v1i6.3046>
- Vawda, M. I., Lottering, R., Mutanga, O., Peerbhay, K., & Sibanda, M. (2024). Comparing the Utility of Artificial Neural Networks (ANN) and Convolutional Neural Networks (CNN) on Sentinel-2 MSI to Estimate Dry

- Season Aboveground Grass Biomass. *Sustainability (Switzerland)*, 16(3).  
<https://doi.org/10.3390/su16031051>
- Wang, S., Qu, J., Zhang, Y., & Zhang, Y. (2023). Multimodal Emotion Recognition From EEG Signals and Facial Expressions. *IEEE Access*, 11, 33061–33068.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3263670>
- Yusuf, R., & Huda, A. A. (2023). Deteksi Emosi Wajah Menggunakan Metode Backpropagation Detection of Facial Emotions Using The Backpropagation Method. Dalam *JACIS : Journal Automation Computer Information System* (Vol. 3, Nomor 2).

## **LAMPIRAN**

Lampiran 1 Evaluasi Pengerjaan Tugas Besar

Kelompok 3:

1. Sahrul Ramadani : BAB 1, BAB 2, BAB 3, BAB 4, Jurnal, UI/UX, Develop Aplikasi
2. Nurhayati Nelasari: BAB 2, Jurnal
3. Jihan Rifanti: BAB 2, Jurnal

Mengetahui Dosen Pengganti Mata Kuliah  
Mata Kuliah Algoritma Pemrograman 2

FAJAR R. B PUTRA, S.Kom., M.Kom.

## Lampiran 2 Dokumentasi



### Lampiran 3 Link Github

<https://github.com/SahrulR4/Face-Emotion-Recognition>

Lampiran 4 Form Pengisian Tugas Besar

**FORM PENGISIAN Pengerjaan Tugas Besar**

**Jenis Tugas:** Pengenalan Emosi pada Ekspresi Wajah Manusia menggunakan Deep Learning

NO	Hari/Tanggal	Kegiatan	Paraf
1	23/04/2024	Membuat BAB I	
2	29/04/2024	Membuat UI/UX	
3	30/04/2024	Membuat BAB II	
4	02/05/2024	Mencari Dataset	
5	07/05/2024	Develop Aplikasi	
6	02/06/2024	Membuat BAB III	
7	02/06/2024	Membuat BAB IV	