

# **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**

Skripsi



oleh  
**JESSLYN SEPTIA**  
**71180384**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA**  
2022

# **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**

Skripsi



Diajukan kepada Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi  
Universitas Kristen Duta Wacana  
Sebagai Salah Satu Syarat dalam Memperoleh Gelar  
Sarjana Komputer

Disusun oleh

**JESSLYN SEPTIA**  
**71180384**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA  
2022

## **PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI**

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi dengan judul:

### **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**

yang saya kerjakan untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Sarjana Komputer pada pendidikan Sarjana Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana, bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari skripsi kesarjanaan di lingkungan Universitas Kristen Duta Wacana maupun di Perguruan Tinggi atau instansi manapun, kecuali bagian yang sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Jika dikemudian hari didapati bahwa hasil skripsi ini adalah hasil plagiasi atau tiruan dari skripsi lain, saya bersedia dikenai sanksi yakni pencabutan gelar kesarjanaan saya.

Yogyakarta, 11 Juli 2022

---

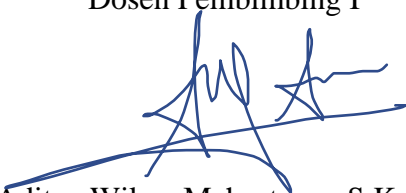
JESSLYN SEPTIA  
71180384

## HALAMAN PERSETUJUAN

Judul Skripsi : PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI  
EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN  
Nama Mahasiswa : JESSLYN SEPTIA  
N I M : 71180384  
Matakuliah : Skripsi (Tugas Akhir)  
Kode : TI0366  
Semester : Genap  
Tahun Akademik : 2021/2022

Telah diperiksa dan disetujui di  
Yogyakarta,  
Pada tanggal 11 Juli 2022

Dosen Pembimbing I



Aditya Wikan Mahastama, S.Kom.,  
M.Cs.

Dosen Pembimbing II

Yuan Lukito, S.Kom., M.Cs.

## HALAMAN PENGESAHAN

# PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN

Oleh : JESSLYN SEPTIA/71180384


Dipertahankan di depan Dewan Penguji Skripsi  
Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi  
Universitas Kristen Duta Wacana - Yogyakarta  
Dan dinyatakan diterima untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Sarjana Komputer  
Pada tanggal 17 Juni 2022.

Yogyakarta, 11 Juli 2022

Mengesahkan,

Dewan Penguji :

1. Aditya Wikan Mahastama, S. Kom. M.
2. Yuan Lukito, S.Kom., M. Cs.
3. Gloria Virginia, S.Kom., MAI, Ph.D.
4. Antonius Rachmat C., S.Kom., M.Cs.

 .....

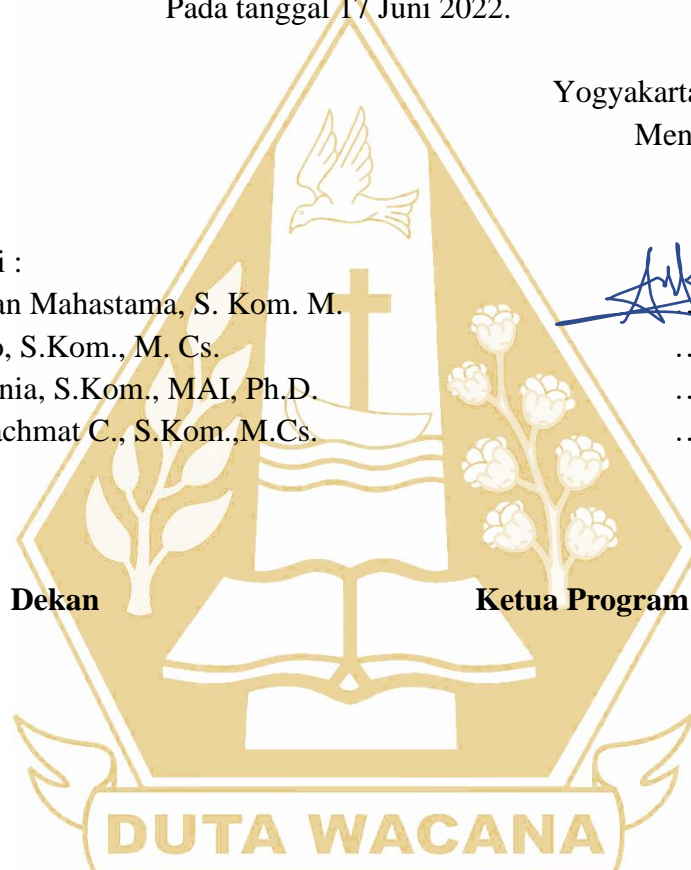
.....

.....

.....

**Dekan**

**Ketua Program Studi**



(Restyandito, S. Kom., MSIS., Ph. D.)

(Gloria Virginia, Ph. D.)

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS  
SECARA ONLINE**

**UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA YOGYAKARTA**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

NIM : 71180384  
Nama : JESSLYN SEPTIA  
Prodi / Fakultas : Teknologi Informasi / Informatika  
Judul Tugas Akhir : PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI  
EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN

bersedia menyerahkan Tugas Akhir kepada Universitas melalui Perpustakaan untuk keperluan akademis dan memberikan **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif** (*Non-exclusive Royalty-free Right*) serta bersedia Tugas Akhirnya dipublikasikan secara online dan dapat diakses secara lengkap (*full access*).

Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Perpustakaan Universitas Kristen Duta Wacana berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk *database*, merawat, dan mempublikasikan Tugas Akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Yogyakarta, 6 Mei 2022

Yang menyatakan,

**71180384-Jesslyn Septhia**

Karya sederhana ini dipersembahkan

kepada Tuhan, Keluarga Tercinta,

dan Kedua Orang Tua

*Segala sesuatu indah pada waktu-Nya*

Anonim

*Perjalanan ribuan mil dimulai dari langkah satu mil*

(Pepatah Kuno)



## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kepada Tuhan yang maha kasih, karena atas segala rahmat, bimbingan, dan bantuan-Nya maka akhirnya Skripsi dengan judul PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN ini telah selesai disusun.

Penulis memperoleh banyak bantuan dari kerja sama baik secara moral maupun spiritual dalam penulisan Skripsi ini, untuk itu tak lupa penulis ucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa,
2. Orang tua penulis, yang selalu mendukung, dan berdoa untuk perjalanan penulis menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Restyandito, S. Kom, M. SIS, Ph. D. selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana.
4. Ibu Gloria Virgina, S. Kom., MAI., Ph. D. selaku Kepala Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana
5. Bapak Aditya Wikan Mahastama, S. Kom., M. Cs. selaku dosen pembimbing 1 yang berperan aktif dan penting dalam memberikan arahan, bantuan, bimbingan, dukungan, dan nasehat dalam penulisan skripsi ini.
6. Bapak Yuan Lukito, S. Kom., M. Cs selaku dosen pembimbing II yang berperan aktif dan penting dalam memberikan arahan, bantuan, bimbingan, dukungan, dan nasehat dalam penulisan skripsi.
7. Bapak Budi Susanto, S. Kom., M. T. selaku Dosen Evaluator Proposal Seminar penulis sebelum diterima sebagai skripsi.
8. Semua Dosen Informatika, yang selalu mengajarkan materi dengan sabar dan menarik selama penulis menjalani masa perkuliahan.
9. Stevani dan Natasya Tjandra selaku sahabat penulis yang selalu mendukung penulis
10. Lain-lain yang telah mendukung moral, spiritual, dan dana untuk belajar selama ini.

Laporan proposal/skripsi ini tentunya tidak lepas dari segala kekurangan dan kelemahan, untuk itu segala kritikan dan saran yang bersifat membangun guna kesempurnaan skripsi ini sangat diharapkan. Semoga proposal/skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca semua dan lebih khusus lagi bagi pengembangan ilmu komputer dan teknologi informasi.

Medan, 27 Oktober 2021

Jesslyn Septhia

## DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	v
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS SECARA ONLINE.....	vi
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xiv
DAFTAR TABEL.....	xv
INTISARI.....	1
ABSTRACT.....	2
BAB I PENDAHULUAN .....	3
1.1. Latar Belakang .....	3
1.2. Rumusan Masalah .....	3
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan Penelitian.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
1.6. Metodologi Penelitian .....	5
1.7. Sistematika Penulisan.....	5
BAB II LANDASAN TEORI DAN TINJAUAN PUSTAKA .....	7
2.1. Tinjauan Pustaka .....	7
2.2. Landasan Teori .....	11
2.2.1. Artificial Intelligence (AI) .....	11
2.2.2. Convolution Neural Network (CNN).....	13

2.2.3.	Pengenalan Ekspresi Wajah .....	15
2.2.4.	Fungsi Aktivasi .....	16
2.2.5.	<i>Loss Function</i> .....	16
2.2.6.	<i>Optimizer</i> .....	17
2.2.7.	<i>Library</i> pada Python .....	17
•	Keras .....	17
•	Numpy .....	19
•	Pandas .....	19
•	Scikit-Learn .....	19
2.2.8.	Metrik .....	19
BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....		21
3.1.	Analisis kebutuhan sistem .....	21
3.1.1.	Pengumpulan Data .....	21
3.1.2.	Model .....	22
3.1.3.	Evaluasi .....	23
3.2.	Blok Diagram Sistem .....	23
3.3.	Pengambilan Dataset .....	23
3.4.	Data Profil .....	28
3.5.	Perancangan Arsitektur CNN .....	29
BAB IV IMPLEMENTASI DAN ANALISIS SISTEM .....		35
4.2.1.	Tahapan Pra Pemrosesan .....	35
4.2.2.	Tahapan Training .....	35
4.2.3.	Tahapan Pengujian .....	37
4.2.4.	Temuan Eksperimen .....	38
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....		42

5.1. Kesimpulan.....	42
5.2. Saran .....	42
5.3. Riset Kedepannya.....	42
Tinjauan Pustaka .....	43
Daftar Pustaka .....	44
LAMPIRAN A KODE SUMBER PROGRAM.....	45
LAMPIRAN B KARTU KONSULTASI DOSEN 1 .....	48
LAMPIRAN C KARTU KONSULTASI DOSEN 2 .....	49

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur CNN .....	13
Gambar 2. 2 <i>Konvolusi dan Pooling (Zagar, 2021)</i> .....	15
Gambar 3. 1 Flowchart Tahapan Penelitian .....	21
Gambar 3. 3 Arsitektur Pernacangan CNN .....	32
Gambar 4. 1 Grafik Training dan Validation Dataset FER .....	36
Gambar 4. 2 Grafik Training dan Validation Dataset IMED .....	36
Gambar 4. 3 Grafik Training dan Validation Dataset Face Expression + FER ....	37
Gambar 4. 4 Grafik Training dan Validation Dataset FER + IMED .....	37
Gambar 4. 5 Perbedaan Binary_Crossentropy dengan Categorical_crossentropy .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Gambar 4. 6 <i>Confusion Matrix</i> .....	40

## DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Contoh Dataset IMED ( <a href="http://imed.cs.ui.ac.id">http://imed.cs.ui.ac.id</a> ) .....	24
Tabel 3. 2 Contoh Dataset FER .....	27
Tabel 3. 3 Pembagian Data Profil .....	28
Tabel 3. 4 Detil Representasi Model.....	32
Tabel 4. 1 Pengujian Gambar.....	39
Tabel 4. 2 Metrik Klassifikasi.....	39
Tabel 4. 3 Penelitian nilai <i>Confusion Matrix</i> rendah .....	40

## INTISARI

### PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN

Oleh

Jesslyn Septhia

71180384

Pada era ini, perkembangan teknologi semakin berkembang, Peneliti memutuskan untuk melakukan penelitian terkait pengenalan ekspresi wajah berbasis *Convolution Neural Network (CNN)*. Melalui pengenalan ekspresi wajah, diharapkan akurasi dari pergantian raut wajah dan perasaan pengguna bisa direcord yang kemudian akan dikembangkan lebih mendalam agar komputer bisa melakukan pengklasifikasian perasaan dari pengguna. Untuk pengujian ini, peneliti menggunakan dataset wajah dari IMED UI yang kemudian peneliti kembangkan dalam pengenalan 7 raut wajah yang akan dilakukan *training* dan *testing*. Dengan mengimplementasikan *Machine Learning*, pengenalan ekspresi wajah dapat dikembangkan. Dalam hal ini pendekatan yang digunakan oleh peneliti adalah *Convolution Neural Network (CNN)*. Peneliti berharap pengklasifikasian ini bisa lebih berkembang dan lebih akurat.

Dalam penelitian ini, peneliti mencari bahwa masih belum terdapat penelitian yang mengabungkan dataset orang Indonesia dengan orang Barat, sehingga bagian ini menjadi salah satu penelitian yang ada. Setelah pengujian dilakukan, hasil akurasi yang didapat menjadi pedoman dalam pengenalan ekspresi wajah, dimana didapati bahwa ada 4 label ekspresi yang unggul dibandingkan ekspresi lainnya, yaitu ekspresi 'Angry', 'Fear', 'Sad', dan 'Surprise. Dengan mendapatkan hasil akurasi *testing* sebesar 71%

**Kata kunci:** *pengenalan ekspresi wajah, CNN, Machine Learning*



## **ABSTRACT**

### **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**

By

Jesslyn Septhia

71180384

On this new era, the growth of Technology keep increase, author is doing the research on Face Expression Recognition using Convolution Neural Network (CNN). By this face expression recognition, author wishes that the accuracy on each difference expression and feeling from user that can be more accurate. This research is using IMED UI dataset mixed with Kaggle datasets, where the main 7 expression is transfer to training and testing.

By using Machine Learning on implementing face expression recognition, nearer to Convolution Neural Network (CNN). Researchers hope this classification can be more developed and more accurate. In this study, the researcher finds that there is still no research that combines the datasets of Indonesians with Westerners, so that this section becomes one of the existing studies. Author wishes the classification can be more accurate. Next the results will be the report of the expressions that author got more powerful on 'Angry', 'Fear', 'Sad', and 'Surprise'. By getting the results of an accuracy shows 71%

**Kata kunci:** *Face Expression Recognition, CNN, Machine Learning*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Pada era perkembangan teknologi yang berkembang pesat, penggunaan *Machine Learning* pun kian semakin berkembang, dari pemanfaatan *Machine Learning* untuk *Data analysts*, *Data engineering*, sampai dengan *Data Science*. Pemanfaatan *Machine Learning* bisa dilakukan ketika *problem scoping*-nya jelas dan data tersebut tersedia dengan baik. Oleh karena itu, peneliti ingin menaikan permasalahan Ekspresi Wajah yang masih menjadi bias pada aplikasi *Artificial Intelligence*. Bias yang dimaksudkan adalah adanya keambiguitas oleh sistem ketika mengklasifikasikan apakah raut wajah pada saat *testing* adalah sedang tersenyum atau netral. Dengan harapan peneliti bisa mengimplementasikan aplikasi pengenalan ekspresi wajah kedalam aplikasi yang sedang dibangun bersama dengan tim mengenai kesehatan mental.

Rekognisi pengenalan ekspresi wajah dilakukan untuk menghindari adanya *human error* pada saat implementasi model pada beberapa aplikasi contohnya aplikasi kesehatan, ataupun wawancara online bot.

Peneliti juga telah melakukan penelitian Rekognisis Emosi menggunakan metode SLR( Systematic Literature Review), dimana dalam hasil penelitian ini peneliti mencari kegunaan dan implementasi yang dilakukan peneliti lain, dengan hasil yang didapatkan bahwa penggunaan CNN dianggap lebih unggul untuk rekognisi raut wajah.

### 1.2. Rumusan Masalah

Dalam sistem pengenalan wajah melalui raut muka, beberapa kendala seperti ambiguitas dari raut wajah pengguna yang sedang merepresentasikan apa yang sedang dirasakan bisa ditanggulangi dengan memanfaatkan *Convolution Neural Network (CNN)*. CNN memiliki berbagai macam cara untuk belajar, dengan memperhatikan fitur dan representasi objek. Struktur dari model CNN adalah klasifikasi, dimana lapisan yang terhubung dimana diputuskan label data

input berdasarkan kategori tertinggi. Lapisan dari konvolusi jaringan ini dapat meminimalisir kesalahan dalam klasifikasi untuk mendapatkan prediksi terbaik, sehingga CNN kerap digunakan dalam menyelesaikan masalah pengolahan citra digital. Dalam CNN Library yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Keras, numpy, pandas, dan Sklearn dimana semua library ini merupakan dasar dari pengaplikasian *Machine Learning*.

Permasalahan yang akan diselesaikan pada skripsi ini adalah “Apakah klasifikasi ekspresi wajah menggunakan dataset masyarakat Indonesia memiliki akurasi yang tinggi ?” dan “Apakah klasifikasi ekspresi wajah menggunakan dataset ini mendapatkan hasil akurasi tinggi dengan penggunaan algoritma CNN?”

### **1.3. Batasan Masalah**

Pada penelitian ini akan dibatasi beberapa hal berikut untuk menjaga kualitas dan tingkat akurasi yang diinginkan, yaitu:

- Pendeteksian hanya bisa dilakukan ketika pengguna melepaskan masker,
- Posisi foto pengguna harus dilakukan pada sudut depan,
- Pencahayaan cukup sehingga wajah terlihat jelas.

### **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan klasifikasi dari raut wajah ini adalah untuk dapat selanjutnya digunakan oleh masyarakat dalam kategori kesehatan mental untuk klasifikasi emosi dari pelamar, atau bisa digunakan untuk keperluan lainnya. Diharapkan kedepannya, model Machine Learning ini bisa dipakai untuk pengenalan ekspresi wajah orang Indonesia.

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian pada skripsi ini nantinya akan diimplementasikan pada beberapa bidang seperti kesehatan khususnya kesehatan mental, untuk meningkatkan akurasi hasil konsultasi. Diharapkan pengenalan ekspresi wajah ini bisa diaplikasi dalam bidang khususnya kesehatan mental dimana dalam pengaplikasiannya diharapkan kedepannya dapat membantu psikolog dalam menilai raut wajah pada pengguna yang akhirnya bisa membantu menganalisis

lebih lanjut perubahan emosi dalam pengguna. Dalam pengembangan aplikasi ini nantinya akan mendukung psikolog beserta pengguna. Kemudian pengenalan raut wajah pengguna juga nantinya bisa menjadi evaluasi dari hasil konsultasi, apakah pengguna merasa lebih baik atau tidak.

#### **1.6. Metodologi Penelitian**

Metode penelitian yang dilakukan oleh peneliti adalah sebagai berikut :

1. Peneliti mencari referensi dalam penulisan laporan skripsi melalui Google Scholar, IEEE, ScienceDirect, IJAR, dan lain sebagainya, dalam penelitian ini, penulis tidak hanya berpatokan pada jurnal ilmiah, namun Penulis juga membaca beberapa buku,
2. Selanjutnya, peneliti mencari dataset ekspresi wajah orang barat melalui Kaggle, dan google dataset orang Indonesia,
3. Setelah mendapatkan dataset, peneliti selanjutnya mulai membuat program dari pengenalan ekspresi wajah dengan berfokuskan pada 7 ekspresi wajah,
4. Setelah membuat program peneliti mulai meneliti hasil yang paling bagus dalam penelitian tersebut melalui penyesuaian pada optimisasi,
5. Peneliti selanjutnya meneliti 2 dataset FER dari Kaggle (<https://kaggle.com>), dataset IMED yang disediakan pada (<http://imed.cs.ui.ac.id>)
6. Peneliti kemudian melihat akurasi dan validasi akurasi yang ada
7. Melakukan *training* dan *testing*, apakah akurasi yang didapat maksimal dan minim error.

#### **1.7. Sistematika Penulisan**

Dalam penulisan ini, terdapat beberapa bab dan sub bab penulisan laporan, yaitu meliputi Pendahuluan, Tinjauan Pustaka, Landasan teori, Metodologi Penelitian, Hasil dan Pembahasan, Kesimpulan dan Saran.

- **BAB I Pendahuluan**

Pada bab ini akan menjelaskan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

- **BAB II Tinjauan Pustaka dan Landasan teori**

Pada bab ini peneliti akan mencantumkan penelitian yang telah ada sebelumnya sebagai referensi dalam mengerjakan penelitian ini. Landasan teori selanjutnya akan menjelaskan tentang teori-teori yang digunakan, rumus, dan definisi yang digunakan dalam penelitian ini.

- **BAB III Metodologi Penelitian**

Pada bab ini berisi tahapan penelitian, pengumpulan data metode pengembangan sistem dan evaluasi.

- **BAB IV Implementasi dan Analisis Sistem**

Pada bab ini akan berisi hasil dan evaluasi dari sistem yang telah dilakukan.

- **BAB V Kesimpulan dan Saran**

Pada bab ini akan berisi hasil penelitian yang akan menjadi pedoman dalam pembuatan kesimpulan dan saran untuk pengembangan selanjutnya.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

#### 2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian dan pengenalan gambar sudah banyak dilakukan, namun penelitian dalam hal pemanfaatan raut wajah untuk menganalisis keadaan sesuai studi kasus yang ada. Penelitian ini dilakukan untuk memberikan efektifitas dan keakuratan dalam mengenali dan mengidentifikasi ekspresi wajah lebih mendalam. Dengan memanfaatkan bagian tubuh manusia seperti wajah,

Dalam penggunaan metode CNN peneliti Mohammed & Hussain (2021) menggunakan metode *Deep Convolutional Neural Network* (CNN), untuk memberikan terobosan dalam hasil deteksi, khususnya dalam aplikasi video. Dalam penelitian ini, pengenalan video objek dilakukan dengan menggabungkan filter Kalman dan CNN. Penggunaan filter Kalman pertama kali diterapkan untuk mendeteksi, menghapus latar belakang dan memotong objek. Filter Kalman dapat mencapai 3 fungsi penting, yaitu: memprediksi lokasi masa depan, mengurangi adanya *noise* pada gambar dan gangguan dari pendeteksian yang salah, dengan mengkaitkan multi-objek berdasarkan gerakan objek, yaitu gerakan vertikal ataupun horizontal berdasarkan dimensi pusat. Setelah pendeteksian, maka selanjutnya pemotongan objek bergerak menggunakan CNN akan memprediksi kategori dari objek yang ada. Model CNN ini dibangun dengan lebih dari 1000 gambar yaitu manusia, hewan dan lainnya, yang terdiri dari 10 lapisan dalam arsitekturnya. Lapisan pertama, yang merupakan gambar input yang berukuran  $100 * 100$ . Lapisan konvolusional berisi 20 *mask* dengan ukuran  $5 * 5$ , lalu *max pooling*. Dalam implementasinya selanjutnya peneliti mengusulkan Algoritma *hybrid* dan telah diterapkan ke 8 video berbeda dengan total durasi adalah 15,4 menit, berisi 23.100 frame. Hasil dari penelitian ini menunjukkan akurasi penghargaan mencapai 100%, di mana sistem yang diusulkan lebih dari enam algoritma yang ada.

Di sisi lain, jika berbicara tentang citra, maka peneliti akan berhadapan dengan pengekstasian fitur sekaligus warna pada gambar, sehingga peneliti Johar

& Gupta (2020) membuat penelitian dengan mengusulkan deskriptor lokal baru dari warna, tekstur yang kerap dikenal sebagai Median Binary Pattern for color images (MBPC) dan Median Binary Pattern of the Hue (MBPH). Metode yang disarankan peneliti adalah mengekstrak fitur diskriminatif untuk pengambilan warna, Di daerah sekitarnya jendela, klasifikasi deskriptor yang disarankan menggunakan ambang batas yang membedakan pada kelas piksel warna. Fitur MBPH diturunkan dalam ruang warna dari HIS, yang disebut sebagai MBPH untuk memaksimalkan kekuatan deskriminatif dari MBPC yang diusulkan. Penelitian ini menunjukkan ketika menggabungkan MBPC dan MBPH menghasilkan gambar yang efisien dalam metode pemulihan dikombinasikan dengan histogram warna (CH). Peneliti menyarankan untuk mengkombinasikan histogram warna berbasis *fuzzyfield* lainnya yang membentuk MBPC+MBPH+FCH untuk meningkatkan kinerja 2 struktur descriptor MBPC dan MBPH. Metode yang diusulkan adalah diterapkan pada dataset Wang, Corel-5K, dan Corel-10K. Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi pengenalan signifikan yaitu 60.1 dan 63.9 untuk kumpulan dataset Wang, 41.88 dan 42.47 untuk Corel-5K dan 32.89 dan 33.89 untuk dataset Corel-10K. Metode usulan *hybrid* sangat pas dengan pola tekstur yang berbeda serta mampu memahami detail warna.

Selanjutnya dengan metode disebutkan oleh peneliti diatas akan mendapatkan kumpulan data yang sangat banyak, maka metode yang diusulkan oleh Farhang (2017) yang meneliti tentang aplikasi baru K-Means dalam algoritma pengelompokan, dimana algoritma ini diklaim oleh peneliti dapat digunakan secara luas dan mudah dalam implementasinya. Namun di sisi lain, algoritma ini memiliki kelemahan dalam algoritma pengelompokan dimana ada ketidak-seimbangannya algoritma pengelompokan dan aplikasinya, sehingga banyak peneliti yang kurang memperhatikan aplikasi algoritma pengelompokkan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan algoritma yang cocok dalam menghadapi kasus ekstraksi wajah. Dalam evaluasi, metode yang diusulkan menggunakan 2 studi kasus, yaitu 4 gambar standar dan 5 gambar yang dipilih melalui database standar LFW. Namun, sebelumnya peneliti meninjau terlebih

dahulu pengelompokan K-Means, algoritma RER-K-means, dan algoritma FER-RER-klustering. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-means dapat mengekstrak wajah dari gambar dan algoritma yang diusulkan dapat digunakan untuk pengerjaan dalam peningkatan tingkat akurasi dan pada saat yang sama, mengurangi jumlah iterasi, kluster dan waktu pemrosesan.

Penggunaan metode CNN juga telah dilakukan oleh Revina & Emmanuel (2018) mengenai Pengenalan Ekspresi Wajah Manusia dimana peneliti ini mengungkapkan bahwa kasus ini merupakan salah satu tugas yang paling menantang dalam komunikasi sosial. Secara umum, raut wajah adalah cara alami dan langsung bagi manusia untuk berkomunikasi sesuai emosi dan niat mereka. Raut wajah merupakan karakteristik utama dari komunikasi non-verbal. Revina & Emmanuel (2018) ini menjelaskan survei teknik *Face Expression Recognition* (FER) yang mencakup tiga tahapan utama seperti *preprocessing*, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Survei ini menjelaskan berbagai jenis teknik FER dengan kontribusi utamanya. Kinerja berbagai teknik FER dibandingkan berdasarkan jumlah ekspresi yang dikenali dan kompleksitas algoritma.

Selanjutnya, Liu, dkk. (2019) mengusulkan metode untuk meningkatkan kekokohan ekspresi wajah secara *real-time*. Meskipun ada banyak cara untuk meningkatkan akurasi pengenalan raut wajah, namun perombakan kerangka kerja pelatihan dan pra-pemrosesan gambar dipercayai dapat menghasilkan hasil yang lebih baik. Salah satu masalah yang ada adalah ketika kamera menangkap gambar dalam kecepatan tinggi, perubahan karakteristik gambar dapat terjadi pada saat-saat tertentu karena pengaruh cahaya dan faktor lainnya. Perubahan tersebut dapat mengakibatkan pengenalan menjadi salah dari ekspresi wajah manusia. Metode yang diusulkan tidak mengeluarkan output langsung untuk referensi, namun mengacu pada gambar sebelumnya rata-rata untuk memfasilitasi pengenalan. Dalam hal ini, peneliti mengurangi gangguan dengan karakteristik dari gambar, yang kemudian menghasilkan hasil percobaan setelah mengadopsi metode ini, Ketahanan dan akurasi wajah secara keseluruhan sangat meningkat dibandingkan dengan yang diperoleh hanya dengan CNN.



Peneliti Ashley (2019) mengatakan bahwa gangguan stress pasca trauma (PTSD) dapat bermanifestasi sebagai kewaspadaan yang berlebihan terhadap ancaman, kontrol dan hal lainnya yang mengganggu pasien. Pasien dapat menunjukkan efek gangguan yang berlebihan akibat faktor pemicu yang berhubungan dengan ancaman dan trauma. Dalam studi PTSD, ekspresi negatif pada wajah sering kali digunakan dan menimbulkan hasil yang berbeda. Peneliti membandingkan 23 pasien PTSD dan 23 kontrol militer pada *flanker task* menggunakan ekspresi marah, takut, dan netral. Dari identifikasi wajah yang kongruen dan tidak kongruen menunjukkan waktu reaksi (*reaction times*) lebih lambat dan akurasi menurun dalam kategori pendeteksian raut wajah sebenarnya misalnya marah. Dalam penelitian ini, peneliti Ashley (2019) melakukan pengujian yang menunjukkan bahwa pasien PTSD menunjukkan RT (*Reaction Time*) lebih cepat daripada kontrol wajah pada orang marah yang kongruen (target yang sama-sama marah). Hasil penelitian menunjukkan bahwa pasien PTSD mungkin lebih waspada atau siap untuk menanggapi munculnya wajah marah, relatif terhadap ketakutan, sehingga studi lanjut diperlukan.

Selanjutnya, peneliti Htay, dkk. (2019) mengatakan bahwa Ekspresi wajah dianggap sebagai cara komunikasi non verbal dan rekognisi memainkan peranan penting dalam beberapa aplikasi. Pengenalan ekspresi wajah merupakan pengenalan emosi pada manusia yang menggunakan fitur gambar bagian wajah. Sistem FER umumnya memiliki beberapa langkah, yaitu pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, pelatihan, dan klasifikasi. Pra-pemrosesan diperuntukan untuk meningkatkan kinerja pada pengenalan ekspresi pada wajah karena membahas tentang *noise* pada gambar. Pra-pemrosesan gambar mencakup jenis proses seperti kejernihan gambar dan skala, penyesuaian kontras, dan peningkatan tambahan untuk meningkatkan *expression frame*. Dalam penelitian ini, peneliti Htay, dkk (2019) membandingkan metode *preprocessing* yang digunakan dalam pengenalan ekspresi wajah, dan kemudian *preprocessing* ditemukan efektif dan efisien dalam ekstraksi fitur.

Pada tahap pengenalan ekspresi wajah menggunakan CNN Peneliti Choi, dkk. (2018) menggunakan salah satu teknologi *Deep Learning*. Struktur yang diusulkan menggunakan kinerja klasifikasi umum untuk subjek apapun. Dengan ini peneliti Choi, dkk (2018) mengumpulkan berbagai database dan mengatur database menjadi 6 ekspresi, yaitu netral, senang, sedih, terkejut, jijik, dan marah. Teknik pra-pemrosesan dan teknik augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dan performa klasifikasi. Dalam struktur CNN, penyesuaian jumlah fitur peta lapisan konvolusi dan jumlah *node* pada lapisan terhubung penuh. Hasil eksperimental ini menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik dibandingkan dengan eksperimen *state-of-the-arts cross validation* dan *cross database*. Peneliti Choi, dkk (2018) membandingkan model konvensional lainnya dan dikonfirmasi bahwa struktur yang diusulkan lebih unggul kinerja klasifikasinya dengan waktu eksekusi lebih minim.

Dari Penelitian yang dilakukan penulis, penelitian yang telah dilakukan rata-rata menggunakan CNN, dimana hanya terdapat 1 diantaranya memiliki database 6 ekspresi wajah, dimana hasil yang didapat menurut penulis masih kurang, disisi lain database yang digunakan oleh peneliti lain merupakan database orang barat sehingga penulis ingin mengembangkan lebih lagi pengenalan ekspresi wajah agar bisa sesuai dengan bentuk wajah orang Indonesia.

## **2.2. Landasan Teori**

### **2.2.1. Artificial Intelligence (AI)**

Menurut Sultan (2017), *Intelligence* merupakan kemampuan untuk berpikir dan memahami alternatif untuk melakukan sesuatu berdasarkan naluri. *Intelligence* memiliki kaitan dengan pembelajaran, organisasi, membuat keputusan, berpikir, komunikasi, kreatifitas, otonomi, penalaran, dan persepsi.

Selanjutnya, *artificial* merupakan buatan. Buatan ini selanjutnya merupakan sesuatu yang dibuat/diproduksi oleh manusia. Ketika mengabungkan keduanya maka arti dari *Artificial Intelligence* merupakan kemampuan dari komputer untuk mengenali dan meniru aktifitas yang dilakukan oleh manusia namun dengan

improvisasi yang dilakukan oleh komputer menjadi lebih baik, dengan pandangan jauh kedepan. *Artificial Intelligence* memiliki pedekatan pada beberapa metode, yaitu:

- **Berpikir seperti manusia**

Berpikir seperti manusia membuat mesin/komputer berpikir sebagai manusia, dimana pada tahap pertama adalah memahami bagaimana manusia berpikir pada saat mengerjakan sesuatu.

- **Berpikir rasional**

Mengacu pada Kamus Filsafat Cambridge 1999, yang menyatakan bahwa “*laws by which or in harmony with which valid or binding thought proceeds, or that explain or justify valid inference, or to which all lawful and valid deduction is reducible is known as laws of thought are.*” dimana hukum pemikiran adalah apa yang dipercaya individu, apa yang diterima, atau yang dibenarkan oleh individu. Definisi ini berkolerasi dekat dengan istilah *Syllogism* yang mendeskripsikan sebagai argument yang logis dan rasional.

- **Bertindak seperti manusia**

Pada tahap ini fokus utamanya adalah aksi dan performa. Hal ini berkaitan dengan *Turing Test* dimana dalam melakukan penelitian memerlukan 2 orang dan 1 komputer yang akan ditempatkan pada ruangan berbeda. 1 orang akan menjadi interrogator dan orang lain bertindak sebagai orang yang akan diinterogasi. Interrogator akan bertanya kepada orang lainnya dan komputer juga akan memberikan pertanyaan yang berbeda kepada orang tersebut dengan cara mengetik. Selanjutnya orang yang diinterogasi akan mencoba untuk menentukan manakah dari keduanya merupakan manusia dan komputer. Dalam hal ini komputer akan berusaha tidak dikenali sebagai komputer agar manusia percaya bahwa dia adalah manusia

- **Bertindak rasional**

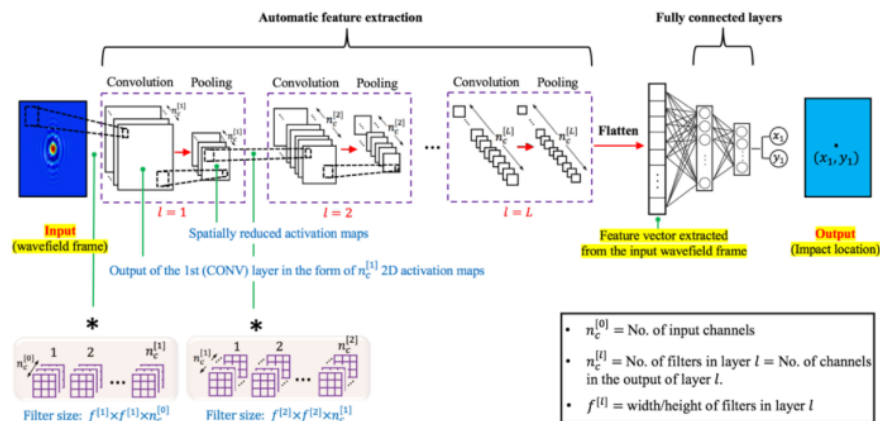
Sederhananya adalah komputer dilatih untuk bertindak secara rasional, mandiri, memahami dan mengamati lingkungan sekitar,

menyesuaikan diri, merubah dan menciptakan. Dimana dalam hal ini komputer dituntut untuk bertindak dan mewujudkan hasil terbaik ketika ada keraguan, komputer harus berperilaku untuk mencapai hasil terbaik.

Harapannya, komputer selanjutnya bisa mengambil peranan penting dalam pengembangan *game*, *speech recognition*, *Natural Language Processing*, dan *Computer Vision*. Selanjutnya *Artificial Intelligence* berkolerasi dengan *Deep Learning*, *Machine Learning*, dan *Artificial Neural Networks*.

### 2.2.2. Convolution Neural Network (CNN)

Peneliti Zargar, (2021) dalam jurnal ilmiah menyatakan bahwa John McCarthy merupakan bapak *Artificial Intelligence*. CNN (*Convolution Neural Network*) merupakan bagian dari *Artificial Intelligence* yang secara arsitekturnya tersusun dari *node-node* atau *neuron* yang saling terhubung pada sebuah *layer*. Seperti pada Gambar 2.1 . CNN terdiri dari 3 tipe dari lapisan, yaitu lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, lapisan *Full connected*.



Gambar 2. 1 Arsitektur CNN

#### 2.2.2.1. Convolutional Layer/ Lapisan Konvolusi

Peneliti Zagar, (2021) menyatakan bahwa lapisan konvolusi merupakan bagian utama dari CNN dan setiap lapisannya  $l$  terdiri dari satu set nomor filter dalam nomor lapisan *channels* di dalam lapisan *output* filter/kernel dengan parameter/bobot yang dapat dilatih. Filter pada lapisan bisa

dideskripsikan sebagai volume 3 dimensi dari neuron  $f^{[l]} \times f^{[l]} \times f^{[l]}$

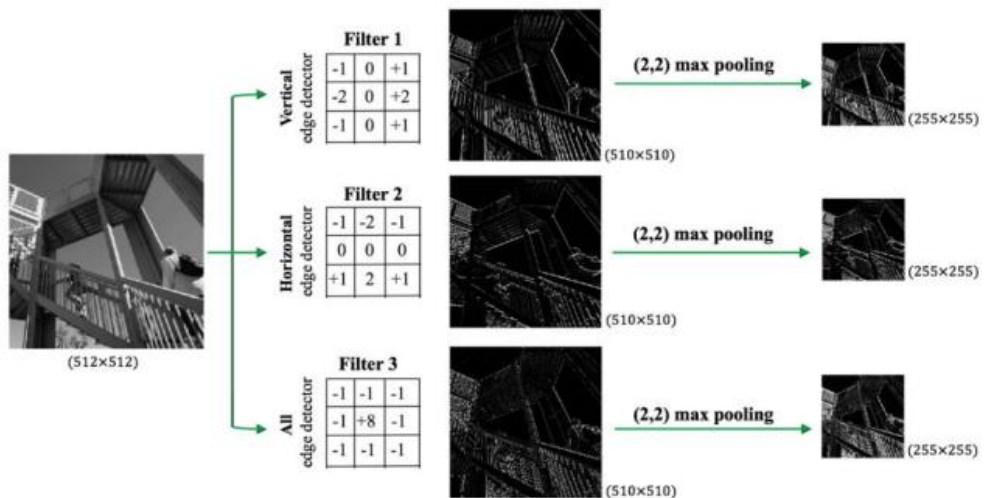
Selanjutnya peneliti Zagar (2021) menyatakan lapisan pertama konvolusi hanya kedalaman gambar input (3 berarti gambar RGB/berwarna dan 1 untuk gambar hitam putih/*grey-scale*). Operasi konvolusi berada pada jantung dari CNN dengan melakukan ekstraksi menggunakan filter pada lapisan paling rendah sementara lapisan paling dalam mencari tingkat yang lebih tinggi. Berbeda dengan Teknik *Computer Vision* klasik, dimana parameter filter dibuat dengan tangan, CNN memiliki kemampuan untuk mempelajari bobot filter sendiri melalui propagasi sehingga dinilai lebih unggul.

#### **2.2.2.2. Lapisan *Pooling/ Pooling Layer***

Peneliti Zagar (2021) juga menyatakan bahwa output dari lapisan konvolusi biasanya diteruskan kedalam lapisan ini. Fungsinya adalah secara progresif mengurangi luasan spasial (tinggi, lebar) dari representasi tanpa mempengaruhi kedalamannya. Dengan ini mengurangi angka parameter yang dilatih dalam jaringan dengan mengurangi biaya komputasi dan mengendalikan *overfitting*. Lapisan konvolusi dan lapisan ini menyatu membentuk ekstraksi fitur yang merupakan bagian dari CNN.

#### **2.2.2.3. Lapisan *Fully Connected/ FC Layer***

Peneliti Zagar (2021) menyatakan bahwa lapisan ini terhubung penuh dalam *Artificial Neural Network*. Output dari ekstraksi fitur CNN ini diratakan dan merepresentasikan versi yang telah berkurang dari input asli. Kemudian diteruskan ke satu atau lebih lapisan FC diikuti oleh lapisan output. Seperti pada Gambar 2.2.



**Gambar 2. 2 Konvolusi dan Pooling (Zagar, 2021)**

Menurut Mohammed & Hussain (2021) metode *Deep Convolution Neural Network*, digunakan untuk mengenali video objek dengan dipadukan dengan filter *Kalman*. Model CNN kemudian akan digunakan untuk memotong objek pada video. Lapisan pertama, yang merupakan gambar input, dilanjutkan dengan lapisan konvolusional sebagai lapisan penguasa untuk menormalkan data, dilanjutkan dengan *max-pooling*.

### 2.2.3. Pengenalan Ekspresi Wajah

Menurut Revina & Emmanuel, (2018) Pengenalan ekspresi wajah merupakan tugas yang sangat menantang dalam komunikasi sosial. Raut wajah secara alami tertampil sesuai dengan emosi dan niat tiap pribadi. Raut wajah dianggap sebagai karakteristik utama dari komunikasi non-verbal.

Bukan hanya pengenalan wajah berbasis foto, pengenalan wajah bisa dilakukan secara real-time menurut Liu, dkk (2019). Beliau mengusulkan metode yang dianggap bisa meningkatkan keakurasian ekspresi wajah secara *real-time*, yaitu ketika kamera menangkap gambar dalam kecepatan tinggi, perubahan karakteristik pada gambar terjadi karena pengaruh cahaya dan faktor lainnya, perubahan dapat mengakibatkan pengenalan yang salah dari ekspresi wajah manusia.

Dalam pengenalan wajah selanjutnya Htay, dkk. (2019) mengatakan bahwa Ekspresi wajah dianggap sebagai cara komunikasi non-verbal dan rekognisi memainkan peranan penting. Pengenalan emosi pada manusia yang menggunakan fitur gambar bagian wajah. Sistem FER umumnya memiliki beberapa langkah, yaitu pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, pelatihan, dan klasifikasi. Pada tahap pra-pemrosesan diperuntukan untuk meningkatkan kinerja pada pengenalan ekspresi wajah, dalam hal ini mencakup kejernihan gambar dan skala, penyesuaian kontras, dan peningkatan tambahan.

Kemudian dilanjutkan dengan ekstraksi fitur, dimana dalam proses pengambilan ciri sebuah objek akan mendapatkan karakteristik dari objek tersebut untuk dilanjutkan penelitian yang akan dilakukan. Selanjutnya pada pelatihan akan dilanjutkan dengan diberikan pembelajaran kepada sistem untuk mendalami objek yang diberikan, sampai dengan klasifikasi yang dimana sistem sudah bisa mengenali objek yang ada dan mendapatkan jawaban atas objek.

#### **2.2.4. Fungsi Aktivasi**

Menurut Manaswi (2018), ide dari fungsi aktivasi berasal dari analisa “Bagaimana neuron bekerja pada otak manusia”. Neuron ini menjadi aktif ketika diluar ambang batas tertentu, dikenal sebagai *activation potential*. Ia juga mencoba menempatkan beberapa output kedalam kategori kecil dalam kasus besar. Fungsi aktivasi yang paling populer menurut buku ini adalah sigmoid, tangen(tanh), ReLu, dan ELU.

#### **2.2.5. Loss Function**

Menurut Manaswi (2018), *loss function* harus diminimalkan untuk mendapatkan nilai terbaik pada setiap model. Contohnya, diperlukan nilai terbaik dari bobot(*slope*) dan bias (*y-intercept*) dengan penjelasan target (y) dalam prediktor (X). Cara untuk mendapatkan nilai terbaik dari *slope*, dan *y-intercept* adalah untuk meminimalkan fungsi biaya/*loss function*/jumlah kuadrat. Ada beberapa parameter, dan struktur model dalam prediksi atau klasifikasi yang diekspresikan dalam suatu nilai parameter. Beberapa model, terdapat parameter

yang perlu dilakukan evaluasi dari model dan oleh karena itu diperlukan penentuan fungsi biaya (*loss function*). Dengan meminimalisasi fungsi kerugian untuk menemukan nilai optimum dari setiap parameter yang ada. Loss Function yang terkenal biasanya adalah *binary cross entropy*, *categorical cross entropy*, *mean\_squared\_logarithmic\_error* dan *hinge loss*.

#### **2.2.6. Optimizer**

Menurut Manaswi (2018), jika diperlukan *loss function* untuk mendapatkan hasil terbaik pada tiap parameter pada model, maka dengan *optimizer* merupakan cara untuk mencapai nilai parameter terbaik. Dengan asumsi bobot ( $w_1 \dots w_n$ ) dan bias ( $b_1 \dots b_n$ ) menjadi 0 (atau 1 atau nilai lainnya), maka dengan *optimizer* disarankan apakah  $w_1$  (dan parameter lainnya) harus bertambah atau berkurang untuk iterasi berikutnya dengan pertimbangan penjagaan tujuan dari minimalisasi. Setelah banyak iterasi,  $w_1$  (dan parameter lainnya) akan stabil ke nilai terbaik (atau nilai) dari parameter. Oleh karena itu, disamping memerlukan *loss function*, *Optimizer* juga diperlukan dalam mendapatkan nilai parameter terbaik. *Optimizer* paling terkenal adalah *SGD*, *RMSPprop*, *adam*, *adagrad* dan *adadelta*.

#### **2.2.7. Library pada Python**

*Library* yang akan digunakan oleh Peneliti adalah Keras, numpy, pandas, dan Sklearn dimana ke-4 *library* ini merupakan dasar dari pengaplikasian *Machine Learning*. Dimana ke-4 *library* yang akan digunakan akan dijelaskan setelah ini

- **Keras**

Menurut Manaswi (2018), menyatakan bahwa Keras merupakan *library* python yang mudah dipelajari namun level tinggi untuk *deep learning* yang bisa dijalankan diatas tensorflow atau theano atau CNTK. Keras memberikan developer untuk tetap fokus pada konsep awal pada deep learning, seperti membuat layer untuk *Neural networks*, seiring mengurus seluk beluk dari detail tensor, bentuk, dan detil dari matematikanya. Keras bisa digunakan tanpa berinterakse dengan kompleksivitas TensorFlow atau Theano atau



CNTK. Dengan keras, juga bisa dengan mudah membuat layer, dengan tiap layer yang tersiri dari konvolusi, *max pooling*, *aktivasi*, *dropout* dan *batch normalization*.

Menurut Raschka, dkk (2016), menyatakan bahwa Keras di *develop* pada bulan awal di tahun 2015, dengan seiring berjalannya waktu keras dipakai di seluruh dunia, dengan dibangun diatas Theano dengan menginstall Theano pada perangkat, maka Keras bisa diunduh dari PyPI dengan mengeksekusi *command* berikut ini :

```
pip install keras
```

Menurut Manaswi (2018), terdapat 4 inti model *Deep learning* :

1. Menentukan model, pada tahap ini pembuata model sekuensial dilakukan diiringi penambahan layer. Setiap layer terdiri dari satu atau lebih konvolusi, pooling, batch normalization dan fungsi aktivasi.
2. Kompilasi model. Pada tahap ini penambahan loss function dan optimisasi dilakukan sebelum memanggil fungsi `compile()` pada model.
3. Menyesuaikan dengan data pelatihan, Pada tahap ini data pelatihan pada data percobaan dilakukan dengan memanggil fungsi `fit()` pada model.
4. Membuat prediksi. Pada tahap ini model digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data batu dengan memanggil fungsi `evaluate()` dan `predict()`.

Model sekuensial pada keras ditentukan pada layer sekuensial. Dengan membuat model sekuensial model dan kemudian menambahkan layer. Pada tahap kompilasi model, setelah mendefinisikan model pada lapisan, perlu ada pendeklarasian fungsi *loss*, otimisasi, dan metrik evaluasi. Model yang diusulkan dengan bobot awal dan nilai bias diasumsikan 0 atau 1, nomor pendistribusian diacak, atau nomor lainnya. Namun, nilai awal tidak bisa dikatakan sebagai nilai terbaik untuk model. Setelah pendefinisian dan

penyusunan model, perlu dibuat prediksi dengan mengeksekusi model pada beberapa data. Pada tahap ini perlu ditentukan *epoch*, dengan jumlah iterasi pada penjalanan proses pelatihan melalui kumpulan data dan ukuran *batch*, yang merupakan jumlah *instance* dengan dievaluasi sebelum pembaharuan bobot. Selanjutnya dilanjutkan dengan evaluasi model, pada tahap ini pelatihan jaringan saraf pada set data pelatihan, perlu untuk mengevaluasi kinerja jaringan. Pada tahap ini pemisahan data kedalam data set, data latih dan data uji untuk pelatihan dan evaluasi model.

- **Numpy**

Menurut Nelli (2018), Numpy merupakan paket dasar untuk komputasi ilmiah dengan Python dan terutama data analisis. Faktanya, library ini memiliki basis dari sejumlah besar matematika dan ilmiah. Biasanya Numpy digunakan bersamaan dengan Pandas pada implementasinya untuk mendapatkan hasil analisis yang lebih sempurna.

- **Pandas**

Menurut Nelli (2018), pandas merupakan library Python yang open source yang digunakan untuk menganalisis data dan pengambilan keputusan. Pandas menganalisis data sesederhana mungkin, dengan semua instrumen pada pemrosesan data, ekstraksi data dan manipulasi data. Package Python ini dirancang berdasarkan pustaka NumPy.

- **Scikit-Learn**

Menurut Nelli (2018), Scikit-Learn merupakan modul pada python yang mengintegrasikan banyak algoritma dari pembelajaran mesin (*Machine Learning*). Scikit-Learn merupakan bagian dari SciPy (Scientific Python) yang merupakan kumpulan libraries yang dibuat untuk komputasi ilmiah.

#### **2.2.8. Metrik**

Menurut Manaswi (2018), ada banyak sekali metrik evaluasi, diantara *classification accuracy*, *logarithm loss*, dan area dibawah kurva ROC adalah yang paling populer. *Classification accuracy* merupakan ratio dari angka prediksi

benar ke semua prediksi yang ada. Ketika melakukan observasi di setiap kelas tidak banyak *skewed*, akurasi bisa dianggap sebagai metrik terbaik. Metrik evaluasi yang paling populer adalah *accuracy*, *recall*, dan *F1 score*.

Formula dari *Confusion Matrix* adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Dimana attribute dari formula adalah sebagai berikut ini:

TP : True Positif

TN : True Negatif

FP : False Positif

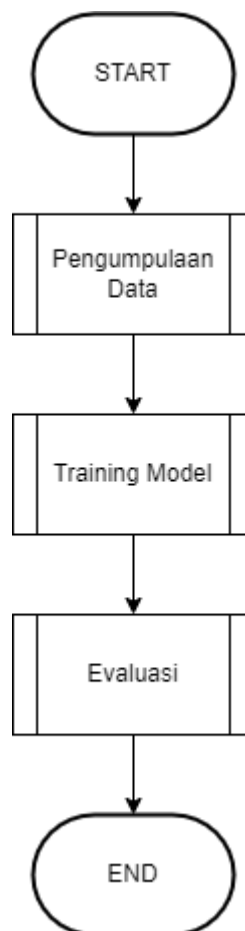
FN : False Negatif

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1. Analisis kebutuhan sistem

Pada penelitian ini, ada beberapa tahapan yang dilakukan seperti yang terlihat pada Gambar dibawah ini.



**Gambar 3. 1** Flowchart Tahapan Penelitian

##### 3.1.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, peneliti mengumpulkan dataset untuk menunjang penelitian ini dalam hal *training*. Dataset yang dicari oleh peneliti awalnya menggunakan internet dengan *keyword* “Dataset ekspresi wajah orang Indonesia”, “Dataset Face Expression Recognition”, dan “Dataset ekspresi wajah”. Selanjutnya peneliti mendapati Dataset berasal dari Kaggle untuk

dataset orang Barat, dan IMED untuk dataset orang Indonesia. Dataset IMED memiliki total data training sebanyak 8.789, sedangkan untuk dataset Kaggle memiliki total training sebanyak 25.123. Selanjutnya, dikarenakan adanya ketidak sesuaian dataset dengan label yang ada, maka peneliti selanjutnya mengecek kembali dataset IMED yang ada sehingga mendapatkan total training sebanyak 5.893. Kedua dataset sudah di label oleh *data owner* sehingga bisa langsung dipakai.

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan laptop, handphone, dan kamera. Kamera digunakan untuk mengambil wajah dari pengguna kemudian akan dilakukan training dan validasi dengan menggunakan laptop. Pengambilan gambar bisa dilakukan dimana saja dan siapa saja dalam memperkaya datasets seperti pada Tabel 3.1, dengan hanya 2 kriteria yaitu jelas, dan bisa dilihat.

### **3.1.2. Model**

Dengan mengumpulkan berbagai macam bentuk gambar wajah, semakin banyak data yang ada maka semakin kaya dan akurasi dari pengenalan wajah ini bisa didapatkan. Dengan menerapkan fitur CNN, maka pelatihan ini menghasilkan bobot nilai yang akan digunakan dalam proses pengenalan wajah. Pada tahapan penerapan fitur CNN, penulis akan menggunakan library keras, tensorflow, dan scikit-learn.

Pada tahap ini, penggunaan keras dilakukan karena memuat 8 proses, yaitu:

1. Memuat Data
2. Data pemrosesan
3. Menentukan Model
4. Kompilasi model
5. Penyesuaian model
6. Evaluasi model
7. Melakukan prediksi
8. Menyimpan model.

### **3.1.3. Evaluasi**

Pada tahapan ini, penulis menggunakan library sklearn dan pandas dalam penerapannya untuk implementasi *Confusion Matrix*, dimana confusion matrix berguna untuk mengukur performa untuk masalah klasifikasi machine learning yang memiliki nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*.

### **3.2. Blok Diagram Sistem**

Dalam proses pelatihan memiliki alur dimana sistem akan membaca file jpg kemudian dilakukan proses *grayscale* menjadi warna hitam putih, selanjutnya maka akan dilakukan proses pelatihan menggunakan CNN dimana setelah pelatihan akan masuk ke dalam tahap percobaan yang akan mendapatkan hasil akurasi dari model yang telah dilatih sebelumnya.



Dalam proses pengenalan atau implementasi model yang sudah dilatih pada tahap pelatihan akan diawali dengan membaca gambar yang sudah diinputkan, gambar yang awalnya berupa png/jpg akan diubah menjadi matriks, yang kemudian akan masuk ke proses *grayscale* atau hitam putih yang kemudian dilanjutkan dengan mendapatkan hasil dari akurasi yang dilakukan sebelumnya dilanjutkan dengan proses *Convolution Neural Network* untuk mendapatkan hasil akurasi sesuai dengan gambar yang sudah diinputkan.

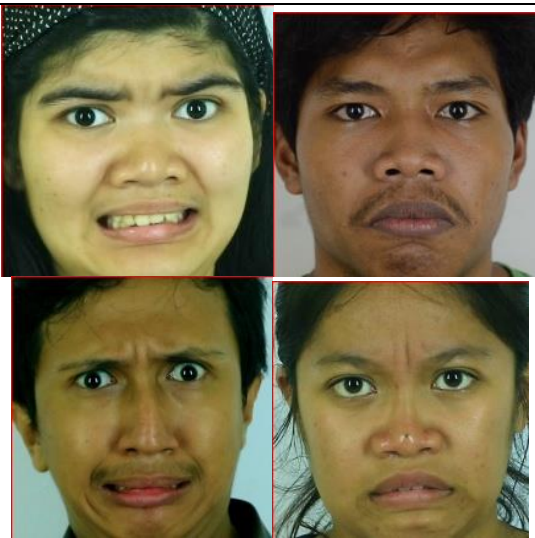


### **3.3. Pengambilan Dataset**

Dalam hal pengambilan Dataset, Peneliti menggunakan dataset yang berasal dari Universitas Indonesia, dengan mendapatkan dukungan dari UI (Liliana et al., 2018). Pada penelitian ini, penulis mengambil 7 kategori besar pada pengklasifikasian ini, dimana 7 kategori ini merupakan sedih, marah, takut, netral, Bahagia, jijik, dan terkejut dengan total gambar sebanyak 8.789 dimana penulis menyaring Kembali dataset yang ada dikarenakan ada gambar yang tidak sesuai dengan label yang ada sehingga hasil akhir dari dataset berjumlah sebanyak











5.893 untuk training. Seperti yang terlihat pada Tabel 3.1. Dalam penelitian, peneliti melakukan data cleaninsing dan cropping pada dataset IMED ini dikarenakan Data tersebut masih belum bersih sepenuhnya dan gambar masih terdapat background, sehingga dalam implementasi akan berpengaruh pada hasil yang didapat. Peneliti selanjutnya melakukan cropping dengan menggunakan Python untuk mendapatkan hasil lebih cepat dalam implementasinya sehingga bisa dilihat pada Tabel 3.1 dataset setelah di cropping.

**Tabel 3. 1** Contoh Dataset IMED (<http://imed.cs.ui.ac.id>)

Emotions	Gambar	Usage
Angry		Training
Disgust		Training

Emotions	Gambar	Usage
Fear		Training
Happy		Training
Neutral		Training


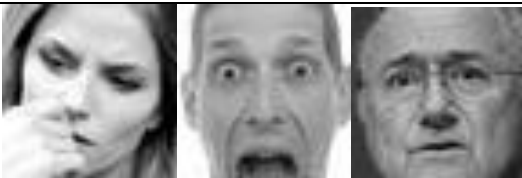




Emotions	Gambar		Usage
			
Sad	 	 	Training
Surprise	 	 	Training

Peneliti kemudian membuat komparasi dalam penelitian ini dengan dataset dataset orang barat yang berasal dari Kaggle. Dataset yang disediakan oleh Kaggle sangatlah beragam, mulai dari dataset yang terdiri dari kategori gambar dan gambar *grayscale*, sampai dengan dataset yang hanya berisikan matriks dari

gambar. Sehingga dalam hal ini, penulis menggunakan dataset dengan format .jpg untuk mengembangkan *Machine Learning* pendeteksian ekspresi wajah. Dalam penggunaan dataset ini yang terdiri 34.651 jumlah datasets yang bagus. Berikut contoh tampilan dataset.

**Tabel 3. 2** Contoh Dataset FER

Emotions	Gambar	Usage
Angry		Training
Disgust		Training
Fear		Training
Happy		Training
Neutral		Training
Sad		Training

Emotions	Gambar	Usage
Surprise		Training

Namun, Penulis kemudian melakukan penelitian ketiga dimana menggabungkan dataset dari Kaggle dan dari IMED yang kemudian dilakukan training dimana 7 kategori ekspresi wajah ini kemudian memiliki jumlah dataset sebanyak 31.865.

### 3.4. Data Profil

Pada bagian ini, peneliti akan menjelaskan data yang dipakai dalam penelitian ke 1, dimana jumlah total dataset adalah sebanyak 41.644 yang kemudian pembagian train data adalah sebanyak 31.865 , validation data adalah sebanyak 9.779 dan test adalah 120 per kategori. Sedangkan untuk dataset penelitian ke-2, dimana dalam jumlahnya total dataset 58.554 kemudian di re-check Kembali data untuk di cleaning dan mendapatkan hasil dataset sisanya yaitu sebanyak 55.804. perpaduan IMED dan FER berjumlah dan pembagian yang dilakukan adalah 20% untuk Validation dan 20% data untuk testing, namun penulis kemudian menyama ratakan hasil yang ada sehingga untuk testing dipakai hanya 500 data yang ada per kategori Terlihat pada Tabel 3.4

**Tabel 3. 3** Pembagian Data Profil Penelitian 1

Kategori	Train	Validation	Test
Angry	2.253	998	120
Disgust	1.363	769	120
Fear	4.877	1.181	120
Happy	8.101	2.656	120
Neutral	5.439	1.369	120
Sad	6.102	1.696	120
Suprise	3.731	1.110	120

**Tabel 3. 4** Pembagian Data Profil Penelitian 2

Kategori	Train	Validation	Test
Angry	3.487	697	500
Disgust	1.732	500	500
Fear	6.181	1.236	500
Happy	10.992	2.018	500
Neutral	6.678	1.335	500
Sad	7.469	246	500
Suprise	5.407	4.326	500

### 3.5. Perancangan Arsitektur CNN

Dimana dalam pemilihan layer, penulis memilih layer sebagai berikut ini :

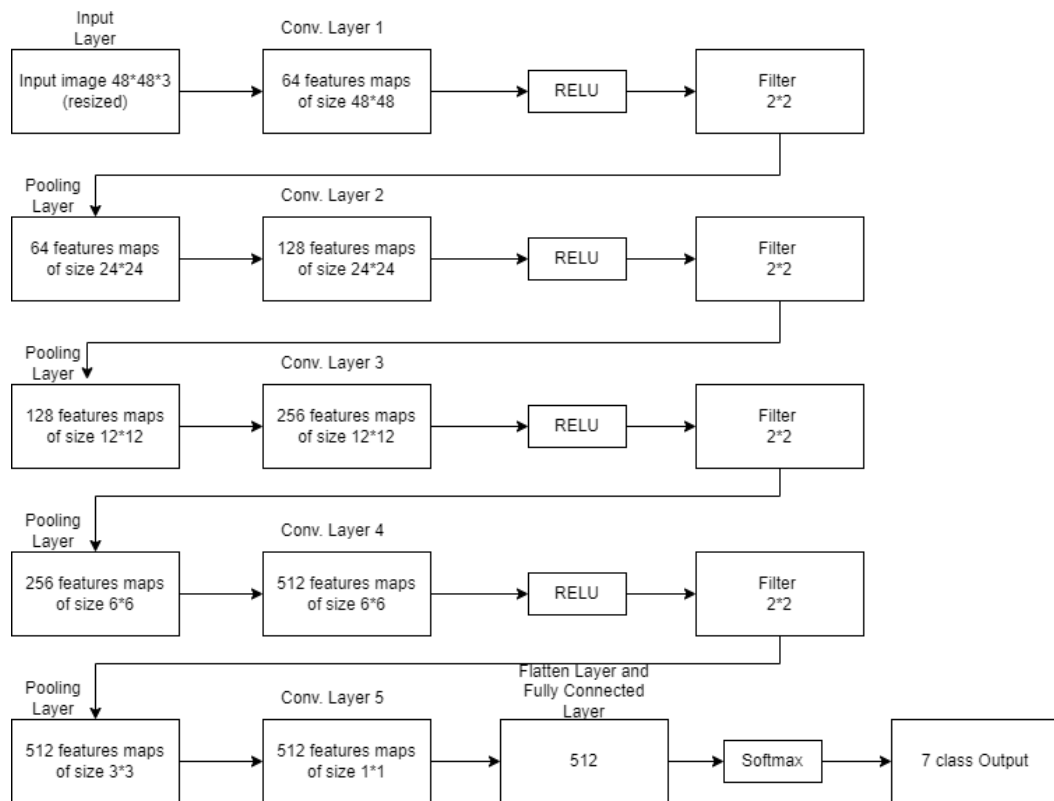
1. 3 layer dimana hidden layer yang dipakai adalah 128,256, dan 512.

Dengan penjabaran sebagai berikut ini:

- Input layer konvolusi, 128 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 25%
- Input layer konvolusi, 256 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 25%
- Input layer konvolusi, 512 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 25%

- Layer Flatten
  - Fully connected layer dengan 512 unit dan aktivasi RELU
  - Dropout sebesar 15%
  - Fully connected layer dengan 7 unit, dan *softmax activation*
2. 4 layer dimana hidden layer yang dipakai adalah 64, 128, 256, dan 512. Dengan penjabaran sebagai berikut ini:
- Input layer konvolusi, 64 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
  - Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
  - Dropout sebesar 25%
  - Input layer konvolusi, 128 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
  - Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
  - Dropout sebesar 25%
  - Input layer konvolusi, 256 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
  - Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
  - Dropout sebesar 25%
  - Input layer konvolusi, 512 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
  - Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
  - Dropout sebesar 25%
  - Layer Flatten
  - Fully connected layer dengan 512 unit dan aktivasi RELU
  - Dropout sebesar 15%
  - Fully connected layer dengan 7 unit, dan *softmax activation*
3. 5 layer, dengan arsitektur yang digunakan pada penelitian ini merupakan arsitektur yang sederhana seperti terlihat pada Gambar 3.3, dimana sebagai berikut ini:

- Input layer konvolusi, 64 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 15%
- Input layer konvolusi, 128 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 15%
- Input layer konvolusi, 256 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 15%
- Input layer konvolusi, 512 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 15%
- Input layer konvolusi, 512 fitur maps dimana sizenya merupakan  $3 \times 3$ , dengan input shape 48, dengan aktivasi RELU.
- Maximal pooling layer yang digunakan  $2 \times 2$ .
- Dropout sebesar 15%
- Layer Flatten
- Fully connected layer dengan 512 unit dan aktivasi RELU
- Dropout sebesar 15%
- Fully connected layer dengan 7 unit, dan *softmax activation*



**Gambar 3. 2** Arsitektur Pernacangan CNN

Dengan detail Representasi dari model adalah seperti pada Tabel 3.1.

**Tabel 3. 5** Detail Representasi Model

Layer (type)	Ouput Shape	Param #
Conv2d (Conv2D)	(None,48,48,64)	640
Batch_normalization	(None,48,48,64)	256
Activation	(None,48,48,64)	0
Max_pooling2d	(None,24,24,64)	0
Dropout	(None,24,24,64)	0
Conv2d_1 (Conv2D)	(None,24,24,128)	73856
Batch_normalization_1	(None,24,24,128)	512
Activation _1	(None,24,24,128)	0
Max_pooling2d_1	(None,12,12,128)	0

Layer (type)	Ouput Shape	Param #
Dropout_1	(None,12,12,128)	0
Conv2d_2 (Conv2D)	(None, 12,12,256)	295168
Batch_normalization_2	(None, 12,12,256)	1024
Activation _2	(None, 12,12,256)	0
Max_pooling2d_2	(None, 6,6,256)	0
Dropout_2	(None, 6,6,256)	0
Conv2d_3 (Conv2D)	(None, 6,6,512)	1180160
Batch_normalization_3	(None, 6,6,512)	1024
Activation _3	(None, 6,6,512)	0
Max_pooling2d_3	(None, 3,3,512)	0
Dropout_3	(None, 3,3,512)	0
Conv2d_4 (Conv2D)	(None, 3,3,512)	2359808
Batch_normalization_4	(None, 3,3,512)	2048
Activation _4	(None, 3,3,512)	0
Max_pooling2d_4	(None, 1,1,512)	0
Dropout_4	(None, 1,1,512)	0
Flattem	(None,512)	0
Dense	(None, 512)	262656
Batch_normalization_5	(None, 512)	2048
Activation _5	(None, 512)	0
Dropout_5	(None, 512)	0
Dense_1	(None, 512)	262656
Batch_normalization_6	(None, 512)	2048
Activation _6	(None, 512)	0
Dropout_6	(None, 512)	0



<b>Layer (type)</b>	<b>Ouput Shape</b>	<b>Param #</b>
Dense_2	(None, 7)	3591
Total Params		4,448,519
Trainable params		4,443,527
Non-trainable Params		4,992

Alasan pemilihan 5 layer ini adalah, peneliti melihat bahwa hidden layer yang digunakan masih kurang jika hanya 3 sampai 4 layer, sehingga peneliti menambahkan 1 layer berikutnya. Sehingga hasil yang didapatkan bisa lebih baik.

## **BAB IV**

### **IMPLEMENTASI DAN ANALISIS SISTEM**

#### **4.1. Implementasi Sistem**

Pada tahap ini implementasi model dibangun untuk memenuhi kebutuhan penggunaan terkait pengenalan ekspresi wajah. Pada bab ini akan dipaparkan analisis beserta hasil dari penelitian yang dilakukan. Tahapan pertama yang akan dilakukan adalah pra pemrosesan, di tahap ini metode yang digunakan adalah menambahkan *noise*, segmentasi gambar, pendeteksian wajah, dan normalisasi. Tahapan selanjutnya adalah training, pada tahap ini dataset yang ada dilatih ke sistem sehingga sistem dapat mengenali ke-7 ekspresi yang ada. Tahap terakhir adalah testing pada tahap ini sistem akan diuji apakah sudah bisa mengenali raut wajah yang berbeda dari kamera.

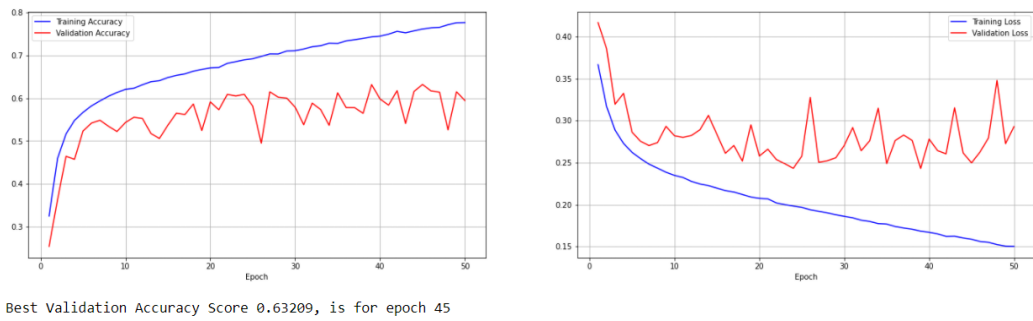
#### **4.2. Analisis Sistem**

##### **4.2.1. Tahapan Pra Pemrosesan**

Pada tahap ini, gambar akan dibaca dan di buat ukurannya sesuai dengan input yang diinginkan, pada tahap ini peneliti menggunakan ukuran  $48 \times 48$ , dimana selanjutnya penulis akan mengubah semua gambar menjadi warna hitam putih agar proses training yang selanjutnya dilakukan gambar tersebut diproses oleh *ImageDataGenerator* yang penulis lakukan beberapa penyesuaian berupa *rescale*, *width shift range*, *height shift range*, *rotation range*, *horizontal flip*. Selanjutnya dilanjutkan dengan mendefinisikan train data generator dan validasi generator, setelah ini dilakukanlah proses CNN dimana ukuran, ukuran bentuk, fungsi aktivasi, maxpooling dan droupout dilakukan.

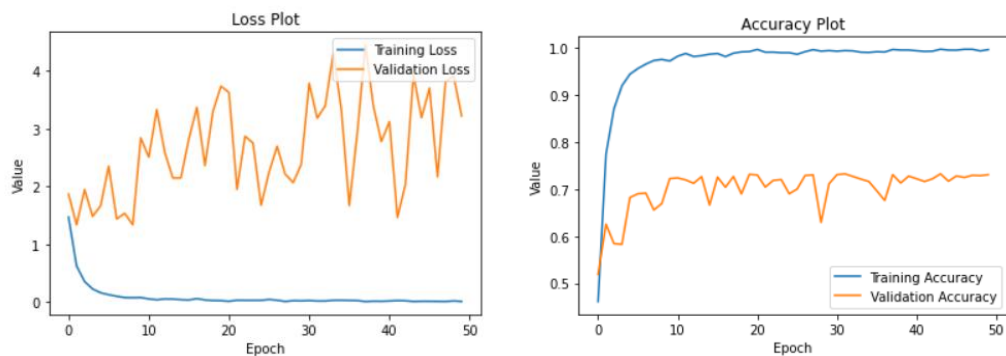
##### **4.2.2. Tahapan Training**

Pada tahap ini penulis mendapatkan hasil 60%. Dimana pada penelitian ini Penulis menggunakan dataset FER dari Kaggle.



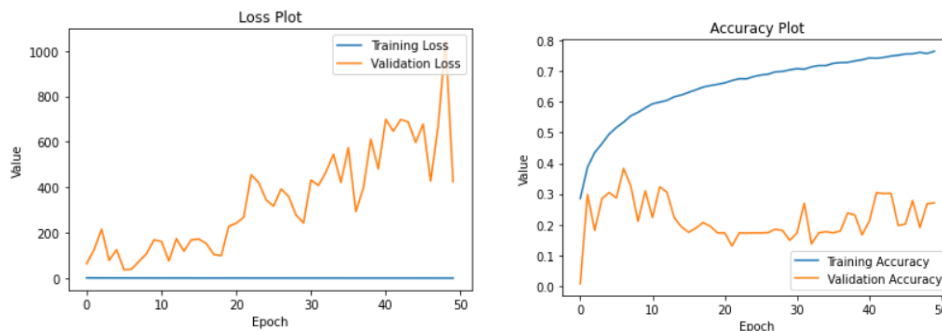
**Gambar 4. 1** Grafik Training dan Validation Dataset FER

Selanjutnya Peneliti mendapatkan validasi akurasi sebesar 73.26% untuk dataset IMED dengan jumlah kategori sebanyak 7 kategori seperti pada Gambar 4.2. Akurasi ini didapat ketika peneliti ketika loss yang dipakai adalah categorical\_crossentropy.



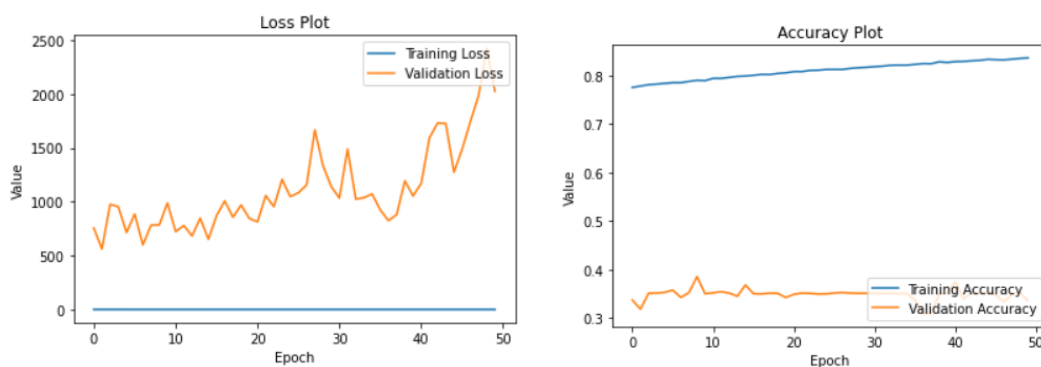
**Gambar 4. 2** Grafik Training dan Validation Dataset IMED

Selanjutnya Peneliti mendapatkan validasi akurasi sebesar 38.32% untuk dataset Face Expression+FER dengan jumlah kategori sebanyak 7 kategori seperti pada Gambar 4.3. Akurasi ini didapat ketika peneliti ketika loss yang dipakai adalah categorical\_crossentropy.



**Gambar 4. 3** Grafik Training dan Validation Dataset Face Expression + FER

Selanjutnya Peneliti mendapatkan validasi akurasi sebesar 38.32% untuk dataset FER + IMED dengan jumlah kategori sebanyak 7 kategori seperti pada Gambar 4.4. Akurasi ini didapat ketika peneliti ketika loss yang dipakai adalah categorical\_crossentropy.



**Gambar 4. 4** Grafik Training dan Validation Dataset FER + IMED

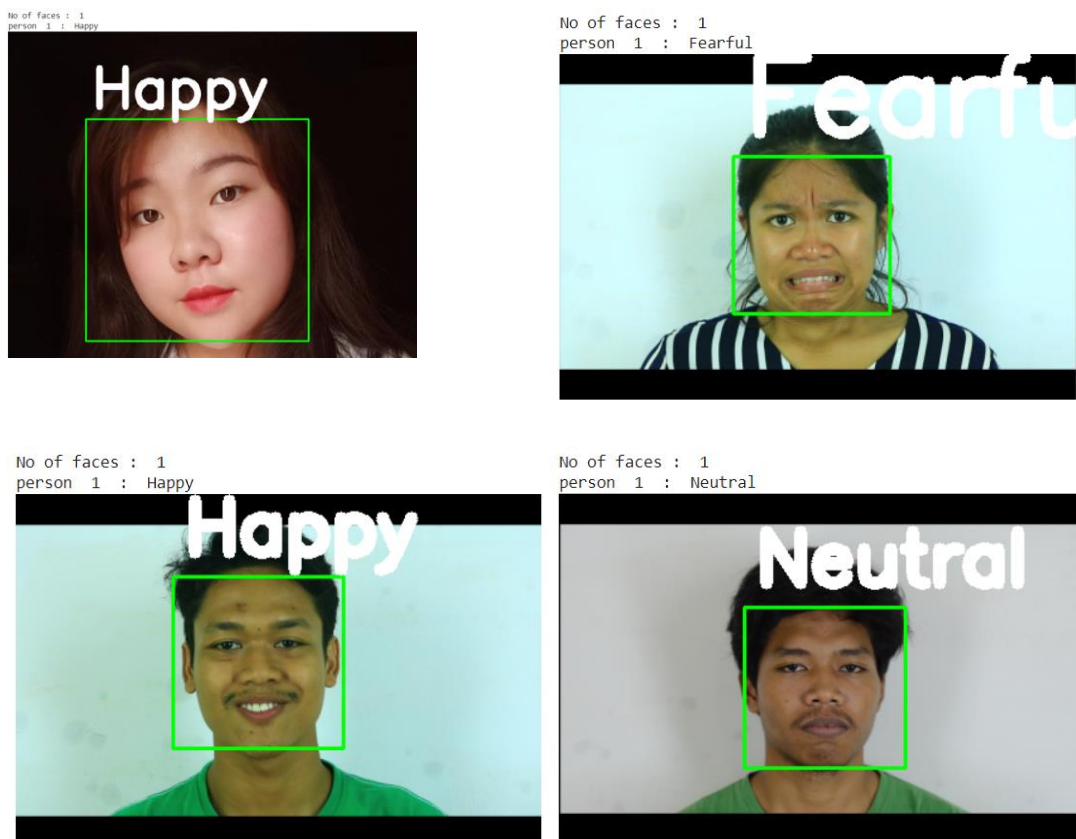
#### 4.2.3. Tahapan Pengujian

Pada tahap ini penulis menguji dataset IMED yang merupakan raut wajah orang Indonesia dan orang barat pada dataset FER. Terlihat bahwa dalam tahap pengujian, dataset IMED hasil yang didapat adalah sebesar 99.73%, sedangkan untuk dataset FER dari Kaggle didapati hasil sebesar 76,52%, dan dilanjutkan dengan dataset Face Expression dan FER dari Kaggle mendapati hasil akurasi sebesar 77,65%, yang kemudian peneliti menggabungkan kedua dataset IMED dan FER dan mendapati hasil sebesar 83,64%.

#### 4.2.4. Temuan Eksperimen




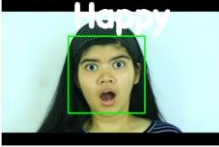
Hasil yang didapatkan pada penelitian ini ketika, peneliti menggunakan beberapa dataset, yaitu dataset FER, dataset campuran Face Expression dan FER dan dataset FER + IMED dengan nama model model\_skripV7.json adalah seperti pada Gambar 4.6 dimana *Confusion Matrix* pada test dataset memiliki nilai seperti pada gambar *plotting* yang ada.

Dari hasil temuan yang ada, didapati hasil testing sebagai berikut ini:



Namun terlepas dari adanya kesesuaian dalam tahap pengujian, terdapat pula ekspresi wajah yang salah diartikan oleh mesin, yaitu sebagai berikut ini, pada tahap ini, peneliti mengujikan hanya beberapa gambar saja untuk melihat jawaban dari model yang telah dibuat untuk melihat ketepatan sistem dalam memberikan jawaban atas input yang dilakukan, sehingga terlihat pada Tabel 4.1 Pengujian gambar, terdapat beberapa label yang masih salah dideteksi oleh sistem, sehingga peneliti selanjutnya melakukan perhitungan *Confusion Matrix* untuk melihat kalkulasi akurasi dari *testing* model yang dilakukan.

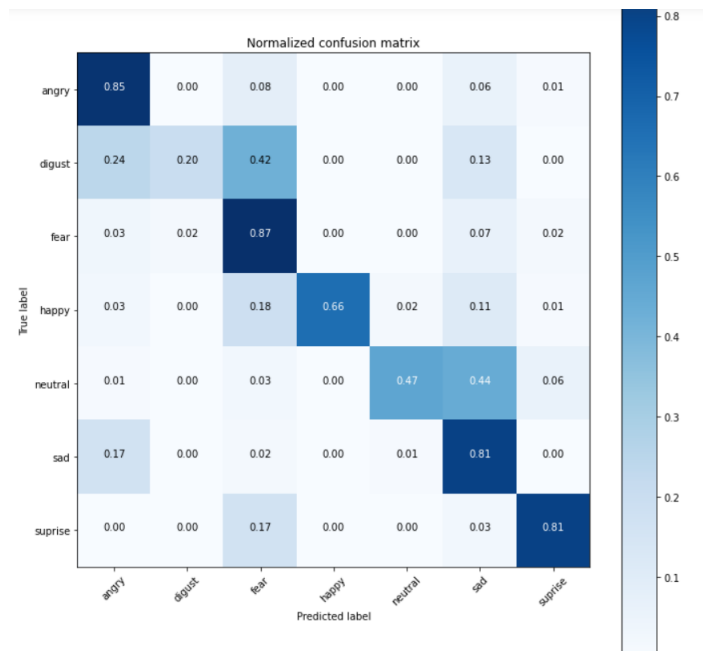
**Tabel 4. 1** Pengujian Gambar

Gambar Pengujian	Jawaban yang seharusnya dikeluarkan
	Disgusted
	Angry
	Sad
	Suprised

Dengan perolehan Nilai True Positif, True Negatif, False Positif, False Negatif, Akurasi, Presisi dan recall pada setiap label adalah seperti pada Tabel 4.2.

**Tabel 4. 2** Metrik Klassifikasi



Label	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall
Angry	102	663	18	57	0.91	0.64	0.85
Disgust	24	718	96	2	0.88	0.92	0.2
Fear	104	612	16	108	0.85	0.49	0.86
Happy	79	720	41	0	0.95	1	0.65
Neutral	56	717	64	3	0.92	0.94	0.46
Sad	97	620	23	100	0.85	0.49	0.80
Suprise	97	709	23	11	0.95	0.89	0.80







**Gambar 4. 5** *Confusion Matrix*

Seperti yang terlihat pada Gambar 4.6, terlihat bahwa label yang unggul adalah label 'Angry', 'Fear', 'Sad', dan 'Surprise', dimana label 'Disgust', 'Happy', dan 'neutral' memiliki nilai lebih rendah, hal ini akan dijelaskan oleh peneliti pada Tabel 4.2.

**Tabel 4. 3** Penelitian nilai *Confusion Matrix* rendah

Gambar 1	Gambar 2	Keterangan
 <p>Gambar Ekspresi Netral</p>	 <p>Gambar Ekspresi Sedih</p>	<p>Terlihat pada Gambar 1 dan 2 memiliki ekspresi menyerupai satu dengan lainnya, sehingga sistem kesulitan untuk melihat dan menilai.</p>

Gambar 1	Gambar 2	Keterangan
 <p data-bbox="301 842 632 875">Gambar Ekspresi Senang</p>	 <p data-bbox="657 831 979 864">Gambar Ekspresi Takut</p>	<p data-bbox="1054 376 1359 1003">Terlihat pada Gambar 1 dan 2 memiliki ekspresi menyerupai satu dengan lainnya, sehingga sistem kesulitan untuk melihat dan menilai. Dimana terlihat ketika sedang takut kedua gambar tersebut menunjukkan gigi, dan ketika ketawa/Bahagia kedua orang juga menunjukkan gigi.</p>
 <p data-bbox="301 1503 632 1536">Gambar Ekspresi Jijik</p>	 <p data-bbox="657 1503 987 1536">Gambar ekspresi takut</p>	<p data-bbox="1054 1037 1359 1832">Terlihat pada kedua gambar pada Gambar 1 dan 2 menunjukkan bahwa kedua ekspresi yaitu jijik dan takut terlihat mirip, bisa dikatakan ketika melihat sekilas orang awam akan mengatakan kedua gambar tersebut bisa dikategorikan sama, yaitu sama-sama jijik atau takut, sehingga hal ini mengakibatkan sistem susah untuk mendeteksi ekspresi wajah yang lebih akurat.</p>



## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1. Kesimpulan**

Dari hasil penelitian ini didapati kesimpulan bahwa, pencampuran antara dataset orang Indonesia dan orang barat dianggap sangat bagus untuk memperkaya pembelajaran yang dipelajari oleh komputer. Dikarenakan wajah orang Asia yang kurang ekspresif, mengakibatkan adanya kesalahan dalam tahap pembelajaran mesin, sehingga hasil yang didapatkan tidak maksimal. Untuk saat ini, penelitian beberapa label sudah berada diatas 80% akurasi sehingga dinilai sudah bagus. Dalam tahapan testing, peneliti mendapatkan hasil akurasi sebesar kurang lebih 71,2%.

#### **5.2. Saran**

Dari hasil penelitian yang ada, didapati kesimpulan bahwa dengan dataset sebanyak kurang lebih 41.000, dimana peneliti wajib untuk mengecek kembali data yang ada, dikarenakan data yang berasal dari dataset yang masih memiliki data yang masih kotor/ tidak sesuai. Oleh karena itu, peneliti wajib untuk mengecek kembali data yang ada untuk menghindari adanya bias pada saat sistem belajar. Diharapkan untuk penelitian kedepannya, mengkoleksi lebih banyak dataset khususnya untuk ekspresi jijik, bahagia dan netral. Disisi lain, peningkatan hidden layer perlu ditingkatkan/ditebalkan supaya hasil optimal bisa didapatkan.

#### **5.3. Riset Kedepannya**

Diharapkan kedepannya riset ini bisa dikembangkan lebih lagi penelitian akan dapat digunakan untuk pengenalan ekspresi menggunakan bot, ekspresi wajah secara tepat dan cepat dapat membedakan dan atau mengkombinasikan lebih dari satu ekspresi wajah dari gambar yang sama, membuat jenis ekspresi lebih dari 7 jenis agar dapat membedakan.

## **Tinjauan Pustaka**

- Ashley, V. a. (2019, February 5). Angry and Fearful Face Conflict Effects in Post-traumatic Stress Disorder. *Frontiers in Psychology*. doi:<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00136>
- Choi, I.-k. ,.-e. (2018). Facial Expression Classification Using Deep Convolutional Neural. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 13(1), 485-492. doi:<https://doi.org/10.5370/JEET.2018.13.1.485>
- Farhang, Y. (2017). Face Extraction from Image based on K-Means. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8, 9.
- Htay, M. M. (2019, September 16). COMPARISON OF PREPROCESSING METHOD USED IN FACIAL EXPRESSION RECOGNITION. *Joint International Conference on Science, Technology and Inovation, Mandalay by IEEE*. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/335928147\\_COMPARISON\\_OF\\_PREPROCESSING\\_METHOD\\_USED\\_IN\\_FACIAL\\_EXPRESSION\\_RECOGNITION](https://www.researchgate.net/publication/335928147_COMPARISON_OF_PREPROCESSING_METHOD_USED_IN_FACIAL_EXPRESSION_RECOGNITION)
- Johari, P. K., & Gupta, R. K. (2020). An Improved Image Retrieval by Using Texture. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*.
- Liu, K.-C. ,.-C.-H. (2019, July). Real-Time Facial Expression Recognition Based on CNN. *ResearchGate*. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/335642398\\_Real-Time\\_Facial\\_Expression\\_Recognition\\_Based\\_on\\_CNN](https://www.researchgate.net/publication/335642398_Real-Time_Facial_Expression_Recognition_Based_on_CNN)

- Mohammed, H. R., & Hussain, Z. M. (2021). Detection and Recognition of Moving Video Objects:. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*.
- Revina & Emmanuel, W. S. (2018, July). A Survey on Human Face Expression Recognition Techniques. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*., 33(6), 619-628. doi:10.1016/j.jksuci.2018.09.002
- Zargar, S. (2021). Introduction to Convolution Neural Network. *Research Gate*. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/350955402\\_Introduction\\_to\\_Convolutional\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/350955402_Introduction_to_Convolutional_Neural_Networks)
- Liliana, D. Y., Basaruddin, T., & Oriza, I. I. D. (2018). The Indonesian Mixed Emotion Dataset (IMED): A facial expression dataset for mixed emotion recognition. In AIVR 2018 - 2018 International Conference on Artificial Intelligence and Virtual Reality (pp. 56-60). (ACM International Conference Proceeding Series). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3293663.3293671>

### **Daftar Pustaka**

- Manaswi, N. (2018). *Deep Learning with Application Using Python*. Banglore, Karnataka, India: Springer Science+Business Media New york.
- Nelli, F. (2018). *Python Data Analytics*. Italy: Springer Science+Business Media New York.
- Raschka, S. J. (2016). *Python : Deeper Insights into Machine Learning*. Birmingham-Mumbai: Packt Publishing Ltd.
- Sultan, S. (2017). *Artificial Intelligence* (Vol. 01). United Kingdom.

## LAMPIRAN A

### KODE SUMBER PROGRAM

```
import numpy as np
import seaborn as sn
import tensorflow as tf
from keras.preprocessing.image import load_img, img_to_array, ImageDataGenerator
import os
os.environ['MPLCONFIGDIR'] = os.getcwd() + "/configs/"
import os
import keras
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.layers import Dense, Input, Dropout, GlobalAveragePooling2D, Flatten, Conv2D, BatchNormalization,
Activation, MaxPooling2D
from tensorflow.keras.models import Model, Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam, SGD, RMSprop
from keras.callbacks import ModelCheckpoint
from sklearn.model_selection import train_test_split
from tensorflow.keras.layers import Conv2D
import copy, cv2, glob, shutil
from PIL import Image
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
from matplotlib import pyplot
import pandas as pd

size = 48
path = 'img/'
for expression in os.listdir(path):
    print(str(len(os.listdir(path + expression))) + " " + expression + " images")
for expression in os.listdir(path + "train"):
    print(str(len(os.listdir(path + "train/" + expression))) + " " + expression + " images")
train_dir = path + 'train'
val_dir = path + 'validation'
```

```

batch_size = 128

datagen_train = ImageDataGenerator(rescale = 1.0/255.0,
                                   width_shift_range = 0.1,
                                   height_shift_range = 0.1,
                                   rotation_range = 20,
                                   horizontal_flip = True)
datagen_validation = ImageDataGenerator()

train_generator = datagen_train.flow_from_directory(path + "train",
                                                    target_size=(size,size),
                                                    color_mode="grayscale",
                                                    batch_size=batch_size,
                                                    class_mode='categorical',
                                                    shuffle=True)

validation_generator = datagen_validation.flow_from_directory(path + "validation",
                                                             target_size=(size,size),
                                                             color_mode="grayscale",
                                                             batch_size=batch_size,
                                                             class_mode='categorical',
                                                             shuffle=False)

nb_classes = 7
model=Sequential()
model.add(Conv2D(64,(3,3), padding = 'same', input_shape =(size,size,1)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(128,(3,3), padding = 'same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(256,(3,3), padding = 'same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(512,(3,3), padding = 'same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(512,(3,3), padding = 'same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(512))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Dense(512))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Dense(nb_classes, activation='softmax'))

model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics = ['accuracy'])

model.summary()
epochs = 50

checkpoint = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint("skripV8.h5", monitor='val_accuracy', verbose=1, save_best_only=True, mode='max')
callbacks_list = [checkpoint]
history = model.fit(train_generator,
                    steps_per_epoch=train_generator.n//train_generator.batch_size,
                    epochs=epochs,
                    validation_data = validation_generator,
                    verbose =1,
                    validation_steps = 60,
                    callbacks=callbacks_list)

```

```

plt.plot(history.history['loss'], label='Training Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Validation Loss')
plt.title('Loss Plot')
plt.ylabel('Value')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(loc="upper right")
plt.show()

plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation Accuracy')
plt.title('Accuracy Plot')
plt.ylabel('Value')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(loc="lower right")
plt.show()

test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0 / 255)
test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    path + "test",
    target_size=(48,48),
    color_mode="grayscale",
    batch_size=1024,
    class_mode='categorical',
    shuffle = False)

labels = (test_generator.class_indices)
labels = dict((v, k) for k, v in labels.items())

x_test, y_test = test_generator.__getitem__(0)
test_true = np.argmax(y_test, axis=1)
test_pred = np.argmax(model_j.predict(x_test), axis=1)
print(test_pred)
print("CNN Model Accuracy on test set: {:.4f}".format(accuracy_score(test_true, test_pred)))
preds = model_j.predict(x_test)
print(classification_report(test_true, test_pred))

def plot_confusion_matrix(cm, classes, title='Confusion matrix', cmap=plt.cm.Blues):
    cm = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]
    plt.figure(figsize=(10, 10))
    plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
    plt.title(title)
    plt.colorbar()

    labels = ['angry', 'disgust', 'fear', 'happy', 'neutral', 'sad', 'surprise']

    tick_marks = np.arange(len(classes))
    plt.xticks(tick_marks, labels, rotation=45)
    plt.yticks(tick_marks, labels)
    fmt = '.2f'
    thresh = cm.max()/2.
    for i, j in itertools.product(range(cm.shape[0]), range(cm.shape[1])):
        plt.text(j, i, format(cm[i, j], fmt),
                 horizontalalignment="center",
                 color="white" if cm[i, j] > thresh else "black")
    plt.ylabel('True label')
    plt.xlabel('Predicted label')
    plt.tight_layout()

import itertools

# compute confusion matrix
cnf_matrix = confusion_matrix(test_true, test_pred)
np.set_printoptions(precision=45)
# plot normalized confusion matrix
plot_confusion_matrix(cnf_matrix, classes=labels, title='Normalized confusion matrix')
plt.show()

```

## LAMPIRAN B

### KARTU KONSULTASI DOSEN 1



**Kartu Konsultasi Tugas Akhir**  
 Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi  
 Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta  
 Dr. Wahidin Sudirahusada 5-25 Yogyakarta, 55224. Telp. (0274)563929

NIM/NAMA : 71180384/JESSLYN SEPTIA  
 Judul : **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**  
 Dosen Pembimbing I : Aditya Wikan Mahastama, S.Kom., M.Cs.

1	Tanggal: 3 Januari 2022	Paraf:	2	Tanggal: 17 Maret 2022	Paraf:
1. Pembahasan laporan skripsi					
3	Tanggal: 23 Maret 2022	Paraf:	4	Tanggal: 20 April 2022	Paraf:
1. Konsultasi Script 2. Pembahasan laporan skripsi revisi penulisan			1. Pembahasan Kode Script		
5	Tanggal: 6 Mei 2022	Paraf:	6	Tanggal: 27 Mei 2022	Paraf:
1. Pembahasan kode script			1. Pembahasan kode script dan Laporan skripsi		
7	Tanggal:	Paraf:	8	Tanggal:	Paraf:

Dicetak pada 12 Mei 2022 09:03

## LAMPIRAN C

### KARTU KONSULTASI DOSEN 2



#### Kartu Konsultasi Tugas Akhir

Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi  
Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta  
Dr. Wahidin Sudirahusada 5-25 Yogyakarta, 55224. Telp. (0274)563929

NIM : 71180384/JESSLYN SEPTIA  
Judul : **PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH BERBASIS CNN**  
Dosen Pembimbing II : Yuan Lukito, S.Kom., M.Cs.

1	Tanggal: 18 Februari 2022	Paraf: 	2	Tanggal: 25 Februari 2022	Paraf: 
1. Konsultasi penulisan Proposal 2. Metode yang digunakan dalam penelitian			1. Konsultasi scripting dan point tambahan yang perlu ditambahkan dalam laporan skripsi		
3	Tanggal: 4 Maret 2022	Paraf: 	4	Tanggal: 18 Maret 2022	Paraf: 
1. Konsultasi scripting dan point tambahan beserta revisi laporan			1. Revisi proposal		
5	Tanggal: 8 April 2022	Paraf: 	6	Tanggal: 22 April 2022	Paraf: 
1. Revisi Proposal			1. Konsultasi script		
7	Tanggal: 13 Mei 2022	Paraf: 	8	Tanggal: 20 Mei 2022	Paraf: 
1. Konsultasi Script			1. Konsultasi Revisi Laporan Skripsi		



