

**IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN  
BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN  
RAMBUT**

**SKRIPSI**

Di ajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapatkan  
Gelar Sarjana (S.Kom) Program Studi Informatika



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR  
2025**



# FAKULTAS TEKNIK

## PENGESAHAN

Skripsi atas nama A.Muh Alief Anugrah dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11099 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0004/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 30 Agustus 2025.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST.,MT.,IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T., ASEAN, Eng.

2. Penguji

a. Ketua

Prof. Dr.Ir. Hafsaq Nirwana, M.T.

b. Sekertaris

Dr.Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.

3. Anggota

1. Muhyiddin A/M Hayat, S.Kom., M.T

2. Desi Anggreani, S.Kom., M.T

3. Chyquitha Danuputri, S.Kom., M.Kom

Pembimbing I

Makassar, 06 Rabi'ul Awal 1447 H

30 Agustus 2025 M.



Pembimbing II

Titin Wahyuni, S.Pd., M.T

Fahrim Irhamna Rahman, S.Kom.,M.T

Dekan



Ir. Muhyiddin Syaafat S. Kuba, S.T., M.T.  
NBM : 795 288



## FAKULTAS TEKNIK

### HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN RAMBUT

Nama : A.Muh Alief Anugrah  
Stambuk : 105 84 11099 20

Makassar, 18 September 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Titin Wahyuni , S.Kom..M.T

Fahrizal Irhamna Rahman, S.Kom.,M.T

Mengetahui Ketua Prodi Informatika



## ABSTRAK

**A.Muh Alief Anugrah, IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN RAMBUT** ( Dibimbing oleh Titin Wahyuni dan Fahrin Irhamna Rachman

Penampilan, khususnya gaya rambut, memiliki peranan penting dalam membentuk kepercayaan diri dan citra diri seseorang. Penelitian ini membahas implementasi algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi bentuk wajah dan memberikan rekomendasi potongan rambut pria yang sesuai. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem berbasis web yang mampu secara otomatis mendeteksi bentuk wajah pengguna dan menyarankan model rambut yang cocok.

Metode penelitian meliputi pengumpulan dataset gambar wajah, proses pra-pemrosesan citra, pelatihan model CNN, serta evaluasi kinerja model. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji, dengan teknik augmentasi digunakan untuk memperkaya variasi data. Model CNN terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected layer untuk mengklasifikasikan bentuk wajah ke dalam kategori tertentu.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu mengklasifikasikan bentuk wajah dengan akurasi tinggi serta memberikan rekomendasi potongan rambut yang relevan. Sistem ini dapat membantu pengguna memilih gaya rambut yang sesuai tanpa harus mencoba secara langsung.

Kata kunci: CNN, bentuk wajah, potongan rambut pria, klasifikasi citra, sistem rekomendasi

## ABSTRACT

**A.Muh Alief Anugrah, IMPLEMENTATION OF CNN ALGORITHM IN DETERMINING FACE SHAPE TO ADJUST HAIRCUT MODEL ( Supervised by Titin Wahyuni and Fahriz Irhamna Rachman)**

Appearance, particularly hairstyle, plays a crucial role in shaping self-confidence and self-image. This research discusses the implementation of the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to identify face shapes and provide suitable men's haircut recommendations. The objective of this study is to develop a web-based system capable of automatically detecting the user's face shape and suggesting appropriate hairstyles.

The research methodology includes collecting a facial image dataset, performing image pre-processing, training the CNN model, and evaluating its performance. The dataset is divided into training and testing sets, with data augmentation techniques applied to enhance data variation. The CNN model consists of several convolutional layers, pooling layers, and fully connected layers to classify face shapes into specific categories.

The test results show that the developed system can classify face shapes with high accuracy and provide relevant haircut recommendations. This system can help users choose suitable hairstyles without the need for direct trials.

Keywords: CNN, face shape, men's haircut, image classification, recommendation system

## KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

*Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh,*

*Alhamdulillahi rabbil 'alamin*, senantiasa penulis panjatkan rasa syukur kepada Sang Pencipta, Allah SWT, atas limpahan rahmat, ridha, hidayah, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN RAMBUT”**. Shalawat dan salam penulis panjatkan kepada Nabi Besar Muhammad SAW, sebagai *uswatan hasanah dan rahmatan lil- 'alamin*, yang telah membawa umat manusia dari zaman jahiliah menuju era modern seperti yang kita rasakan saat ini.

Selama proses penyusunan skripsi ini, penulis menerima banyak bimbingan, arahan, motivasi, dan bantuan dari berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Ir. H. Abd Rakhim Nanda, S.T., M.T IPU. sebagai Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar.
2. Bapak Ir. Muhammad Syafa'at S.Kuba. ST., M.T Sebagai Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
3. Bapak Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., M.T sebagai Ketua Prodi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
4. Ibu Titin Wahyuni, S.Kom., M.T sebagai pembimbing I yang dengan telah Ikhlas memberikan bimbingan dan arahan selama penyusunan tugas akhir ini.
5. Bapak Fahrin Irhamna Rachman, S.T., M.T sebagai pembimbing II yang dengan telah Ikhlas memberikan bimbingan dan arahan selama penyusunan tugas akhir ini.
6. Segenap Bapak – bapak dan Ibu Dosen Prodi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar yang telah memberikan bakat dan ilmu pengetahuan serta mendidik penulis selama proses belajar mengajar di Universitas Muhammadiyah Makassar.
7. Kedua orang tua yang tercinta, yaitu Ismanto dan Neruwati Arsal Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala doa, kasih sayang dan dukungan baik secara moral maupun materi.
8. Rekan-rekan mahasiswa utamanya angkatan 2020 Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar terima kasih atas dukungan dan kerjasamanya selama

menempuh Pendidikan serta penyelesaian penyususan proposal skripsi ini.

9. Terakhir, terima kasih untuk diri sendiri, karena telah mampu berusaha keras dan berjuang sampai sejauh ini.

Semoga semua pihak tersebut di atas mendapat pahala yang berlipat ganda disisi Allah SWT dan Tugas Akhir yang sederhana ini dapat bermanfaat bagi penulis, rekan-rekan, Masyarakat serta Bangsa dan Negara.

Aamiin Billahi Fisabilhaq, Fastabiqul Khairat.

Wassalamualaikum Wr. Wb.

Makassar, 25 Agustus 2025

A.Muh Alief Anugrah



## DAFTAR ISI

<b>Abstrak.....</b>	<b>i</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>ii</b>
<b>Kata Pengantar .....</b>	<b>iii</b>
<b>Daftar Isi .....</b>	<b>v</b>
<b>Daftar Gambar.....</b>	<b>vii</b>
<b>Daftar Tabel.....</b>	<b>viii</b>
<b>Daftar Istilah .....</b>	<b>ix</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
A. Latar Belakang Masalah .....	1
B. Rumusan Masalah .....	3
C. Tujuan Penelitian .....	3
D. Manfaat Penelitian .....	3
E. Ruang Lingkup Penelitian .....	4
F. Sistematika Penulisan .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>5</b>
A. Landasan Teori .....	5
1. <i>Deep Learning</i> .....	5
2. Citra Digital .....	5
3. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .....	6
4. Deteksi Wajah.....	7
5. Bentuk Wajah .....	8
6. <i>Feature Extraction Layer</i> .....	8
7. <i>Tensor Flow</i> .....	9
8. Model Gaya Rambut.....	10
B. Penelitian Terkait.....	13

C. Kerangka Berpikir .....	15
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>16</b>
A. Tempat dan Waktu Penelitian.....	16
B. Alat dan Bahan.....	16
C. Perancangan Sistem .....	16
D. Teknik Pengujian Data Sistem.....	19
E. Teknik Analisis Data.....	21
<b>BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>22</b>
A. Pembuatan Model .....	22
B. Pengamatan Sistem .....	27
C. Training Model CNN.....	30
D. Evaluasi dan Visualisasi Model .....	32
E. Tabel Pengujian .....	35
F. Implementasi Sederhana Berbasis WEB .....	36
<b>BAB V PENUTUP.....</b>	<b>45</b>
A. Kesimpulan .....	45
B. Saran .....	45
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>46</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>49</b>

## DAFTAR GAMBAR

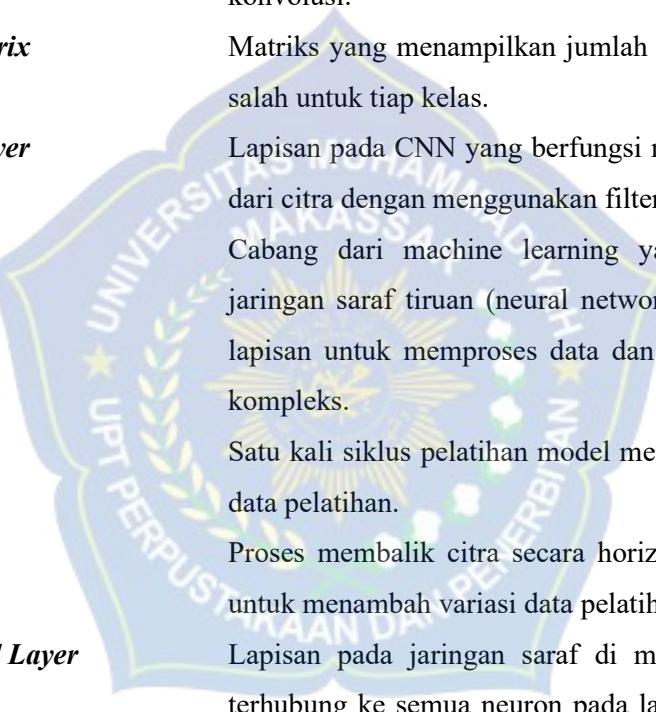
Gambar 2.1 Ilustrasi Convolution .....	9
Gambar 2.2 Kerangka Berpikir .....	15
Gambar 3.1 Perancangan Sistem.....	17
Gambar 3.2 Arsitektur CNN .....	18
Gambar 4.1 Bentuk Wajah Oval .....	22
Gambar 4.2 Bentuk Wajah Kotak .....	23
Gambar 4.3 Bentuk Wajah Bulat .....	23
Gambar 4.4 Bentuk Wajah Hati .....	24
Gambar 4.5 Upload Data .....	24
Gambar 4.6 Pembuatan Kelas Dataset .....	25
Gambar 4.7 Proses Pelabelan .....	25
Gambar 4.8 Pengolahan Gambar .....	26
Gambar 4.9 Dataset Sebelum Augmentasi.....	27
Gambar 4.10 Dataset Sesudah Augmentasi .....	27
Gambar 4.11 Arsitektur Model .....	31
Gambar 4.12 Pelatihan Model .....	32
Gambar 4.13 Grafik <i>Loss Bounding Box</i> .....	34
Gambar 4.14 Grafik Akurasi.....	34
Gambar 4.15 Hasil Deteksi (1).....	38
Gambar 4.16 Hasil Deteksi (2).....	39
Gambar 4.17 Hasil Deteksi (3).....	40
Gambar 4.18 Hasil Deteksi (4).....	41
Gambar 4.19 Hasil Deteksi (5).....	42
Gambar 4.20 Hasil Deteksi (6).....	43
Gambar 4.21 Hasil Deteksi (7).....	43
Gambar 4.22 Hasil Deteksi (8).....	44

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keputusan Pemilihan Model Rambut Berdasarkan Kriteria.....	11
Tabel 2.2 Penelitian Terkait .....	15
Tabel 4.1 Jumlah Dataset .....	22
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Model CNN Pada Data Uji.....	35
Tabel 4.3 <i>Confusion Matrix</i> Hasil Pengujian CNN .....	36



## DAFTAR ISTILAH



<b>Augmentasi Data</b>	Proses memperbanyak variasi data dengan transformasi seperti rotasi, flipping, atau zooming untuk mencegah overfitting.
<b>Batch Size</b>	Jumlah data yang diproses sekaligus dalam satu langkah pelatihan.
<b>Convolutional Neural Network</b>	Arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk pengolahan data citra dengan memanfaatkan lapisan konvolusi.
<b>Confusion Matrix</b>	Matriks yang menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk tiap kelas.
<b>Convolution layer</b>	Lapisan pada CNN yang berfungsi mengekstraksi fitur dari citra dengan menggunakan filter atau kernel.
<b>Deep Learning</b>	Cabang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan (neural network) dengan banyak lapisan untuk memproses data dan mengekstrak pola kompleks.
<b>Epoch</b>	Satu kali siklus pelatihan model menggunakan seluruh data pelatihan.
<b>Flip</b>	Proses membalik citra secara horizontal atau vertikal untuk menambah variasi data pelatihan.
<b>Full Connected Layer</b>	Lapisan pada jaringan saraf di mana setiap neuron terhubung ke semua neuron pada lapisan sebelumnya, biasanya digunakan di akhir model untuk menghasilkan output akhir.
<b>Loss Function</b>	Fungsi yang mengukur selisih antara prediksi model dan label sebenarnya, misalnya categorical crossentropy.
<b>MobileNetV2</b>	Model <i>pre-trained</i> ringan dan efisien untuk klasifikasi citra, dirancang untuk perangkat dengan sumber daya terbatas, dengan input standar $224 \times 224$ piksel.
<b>Normalisasi</b>	Mengubah nilai piksel citra ke skala tertentu (misalnya 0–1 atau -1–1) agar memudahkan proses pelatihan.

<b>Optimizer</b>	Algoritma yang mengatur pembaruan bobot model selama pelatihan, misalnya Adam.
<b>Output</b>	Hasil akhir yang diberikan oleh model setelah proses prediksi selesai, biasanya berupa probabilitas atau label kelas.
<b>Overtfitting</b>	Kondisi saat model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga performanya buruk pada data baru.
<b>Pooling Layer</b>	Lapisan pada CNN yang berfungsi untuk mengurangi dimensi citra dan jumlah parameter, misalnya dengan metode <i>max pooling</i> atau <i>average pooling</i> .
<b>Precision</b>	Proporsi prediksi positif yang benar dibandingkan seluruh prediksi positif.
<b>Preprocessing</b>	Tahap awal pemrosesan data citra sebelum masuk ke model, meliputi resizing, normalisasi, dan augmentasi
<b>Python</b>	Bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer digunakan untuk pengembangan aplikasi, termasuk pembelajaran mesin dan deep learning.
<b>Resizing</b>	Mengubah ukuran citra ke dimensi yang sesuai untuk model, misalnya $224 \times 224$ piksel pada MobileNetV2.
<b>Rotation</b>	Transformasi citra dengan memutarnya pada sudut tertentu untuk memperkaya variasi data pelatihan.
<b>Testing Data</b>	Data yang digunakan untuk menguji performa model setelah pelatihan selesai, biasanya belum pernah dilihat model sebelumnya.
<b>Training Data</b>	Data yang digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola dan melakukan prediksi yang tepat.
<b>Zoom</b>	Proses memperbesar atau memperkecil citra untuk menambah variasi data pelatihan.

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **A. Latar Belakang Masalah**

Penampilan merupakan salah satu aspek krusial dalam kehidupan modern, terutama bagi pria remaja yang sedang membentuk identitas diri dan berusaha tampil percaya diri serta menarik. Rambut, sebagai bagian tak terpisahkan dari penampilan, sering kali dianggap sebagai mahkota bagi seorang pria. Sebagaimana yang dikemukakan oleh (Pamungkas et al., n.d.) , rambut tidak hanya menjadi aspek estetika, tetapi juga mencerminkan usia, kesehatan, dan bahkan kepribadian seseorang. Rambut berperan penting dalam penampilan pria, sehingga tidak heran jika banyak pria merasa tidak percaya diri apabila gaya rambut mereka tidak sesuai dengan harapan atau tidak selaras dengan penampilan yang mereka inginkan.

Dalam konteks ini, rambut tidak hanya sekadar bagian tubuh, tetapi menjadi elemen penting yang dapat mempengaruhi persepsi orang lain terhadap diri seseorang. Menurut (Widodo et al., 2023), model rambut dapat memperkuat karakteristik seseorang, menjadikannya faktor penting dalam membentuk kepribadian dan meningkatkan kepercayaan diri. Namun, memilih gaya rambut yang tepat sering kali menjadi tantangan tersendiri, terutama bagi pria remaja. Salah satu kesulitannya adalah menentukan gaya rambut yang sesuai dengan bentuk wajah, karena setiap bentuk wajah memiliki karakteristik yang berbeda.

Pemilihan gaya rambut yang tepat sering kali membutuhkan pemahaman yang mendalam mengenai bentuk wajah. Setiap bentuk wajah memiliki karakteristik unik yang memerlukan pendekatan berbeda dalam menentukan potongan rambut yang paling cocok. Misalnya, pria dengan wajah oval memiliki kebebasan lebih dalam memilih gaya rambut karena bentuk wajahnya yang proporsional. Gaya seperti undercut, pompadour, atau quiff bisa menonjolkan simetri wajah mereka. Sebaliknya, pria dengan wajah persegi, yang memiliki rahang tegas, cocok dengan potongan seperti fade cut atau crew cut untuk melembutkan sudut wajah. Untuk wajah bulat, tujuan utama adalah menciptakan

ilusi wajah yang lebih panjang dan tirus. Gaya seperti spiky hair atau faux hawk dengan volume di bagian atas bisa membantu menciptakan ilusi wajah yang lebih panjang.(Achmad et al., 2019)

Sementara itu, pria dengan wajah segitiga, potongan rambut yang memberikan keseimbangan horizontal lebih dianjurkan memilih gaya seperti slicked back atau layered hair. Selain bentuk wajah, tekstur rambut juga penting; misalnya, pria dengan rambut tebal bisa memilih curly undercut, sementara pria berambut tipis lebih cocok dengan buzz cut atau textured crop untuk menambah dimensi. Dengan demikian, rambut bukan hanya sekadar bagian tubuh yang memberikan penampilan estetik, tetapi juga memainkan peran penting dalam mencerminkan karakter, kepribadian, serta kesehatan individu. Pemilihan gaya rambut yang tepat, yang disesuaikan dengan bentuk wajah dan kondisi rambut, dapat memberikan dampak yang signifikan terhadap penampilan dan kepercayaan diri seseorang.(Reynaldo & Maliki, 2021)

Seiring berjalannya waktu, teknologi telah mengalami perkembangan yang sangat pesat. Hal itu dapat dilihat dari kemampuannya yang dapat menyelesaikan permasalahan sehari hari. Salah satu contoh yang terlihat yaitu dibidang pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital adalah suatu pengolahan citra yang bertujuan meningkatkan kualitas citra agar lebih mudah dipahami oleh manusia dan komputer (Devi & Rosyid, 2022). Didalam pengolahan citra digital, terdapat algoritma CNN yang merupakan salah satu solusi untuk mendeteksi bentuk wajah. CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) adalah salah satu terobosan utama dalam bidang pembelajaran mendalam (deep learning) yang telah membuktikan kinerja luar biasa dalam berbagai tugas pengolahan citra dan salah satu kelebihannya yaitu mempunyai feature learning (Maulana et al., 2024).

Berbagai penelitian sudah mulai dilakukan untuk menguji beberapa metode *face recognition* untuk menemukan sebuah metode yang baik dengan akurasi pengenalan yang tinggi. Salah satunya yang dilakukan oleh A (Fasounaki et al., 2021) dalam penelitian ini hasil percobaan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 95% menggunakan deep learning dengan metode Convolutional Neural Network. Penelitian yang dilakukan oleh (Achmad et al., 2019) , dalam penelitian ini

mengusulkan klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah untuk membantu meningkatkan kualitas pengujian konsumen. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah CNN (*Convolutional Neural Network*). Hasil pengujian menunjukkan nilai learning rate tertentu dapat melatih arsitektur lebih baik dibandingkan dengan nilai learning rate lain. Nilai akurasi terbaik pada penelitian ini sebesar 86,4% dan rata-rata akurasi sebesar 80,7%. Penelitian yang dilakukan oleh (Meenakshi et al., 2019), Dalam penelitian ini mengusulkan aplikasi sistem pengenalan wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem pengenalan wajah yang diusulkan diimplementasikan dan dianalisis dalam platform MATLAB 2018. Hasil akurasi dari penelitian ini yaitu 98,75 %.

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi bentuk wajah menggunakan Algoritma CNN dalam hal menyesuaikan model potongan rambut bagi pria remaja. Oleh karena itu peneliti mengangkat penelitian dengan judul **“IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN RAMBUT”**

#### **B. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan masalah yang diangkat pada penelitian ini yaitu, bagaimana implementasi algoritma CNN dalam menentukan bentuk wajah untuk menyesuaikan model potongan rambut.

#### **C. Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah di atas dapat disimpulkan bahwa tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model CNN yang mampu mengenali bentuk wajah dan memberikan rekomendasi potongan rambut yang sesuai secara otomatis dan akurat.

#### **D. Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi penulis, memperluas pengetahuan dan pemahaman penulis tentang penerapan Algoritma CNN dan meningkatkan kemampuan critical thinking penulis dalam menganalisa dan memecah sebuah masalah.
2. Bagi universitas, meningkatkan citra baik universitas sebagai sebuah

lembaga yang memberikan dukungan kepada peneliti yang kreatif dan inovatif, serta dapat menambah refrensi bagi penelitian untuk mahasiswa serta dosen universitas.

3. Bagi pembaca, sebagai sumber informasi, pemahaman baru dan manfaat tentang Algoritma CNN dalam menentukan bentuk wajah untuk menyesuaikan model gaya rambut bagi pria remaja.

#### **E . Ruang Lingkup Penelitian**

Penelitian ini berfokus untuk menentukan bentuk wajah yang sesuai dengan model gaya rambut pria remaja, penelitian menganalisis kemampuan kegunaan dan manfaat Algoritma CNN dalam menentukan potongan rambut yang sesuai bagi pria remaja.

#### **F. Sistematika Penulisan**

Untuk memberikan gambaran umum dari seluruh penulisan ini, Adapun sistematika penulisan yaitu :

##### **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini menerangkan secara singkat dan jelas mengenai latar belakang penulisan penelitian tugas akhir, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, Batasan permasalahan, metodologi yang digunakan dan sistematika penulisan.

##### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini membahas tentang teori – teori yang melandasi penulis dalam melaksanakan skripsi.

##### **BAB III METODE PENELITIAN**

Pada bab ini membahas tentang metode penelitian dan alat yang digunakan untuk pembuatan sistem.

##### **BAB IV HASIL PENELITIAN**

Pada bab ini menjelaskan hasil dari penelitian yang sudah di lakukan sebelumnya, pada bab inilah di jelaskan hasil penelitian dan pengujian.

##### **BAB V PENUTUP**

Pada bab ini dijelaskan kesimpulan yang di hasilkan dari penelitian yang telah di lakukan dan saran yang di berikan kepada peneliti selanjutnya.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **A. Landasan Teori**

##### **1. Deep Learning**

*Deep Learning* adalah merupakan salah satu subbidang dari *Machine Learning* yang menggunakan jaringan saraf dengan banyak lapisan (jaringan saraf dalam) untuk mengatasi masalah pemrosesan data yang rumit. Prinsip dasar yang diterapkan dalam *Deep Learning* serupa dengan *Machine Learning* secara umum, di mana model dilatih dengan menggunakan data untuk melakukan prediksi atau klasifikasi. Perbedaannya terletak pada adanya lapisan-lapisan kompleks dalam jaringan saraf. Salah satu keunggulan utama *Deep Learning* adalah kemampuannya untuk menyelesaikan tugas-tugas yang rumit serta fleksibilitas arsitekturnya yang memungkinkan penyesuaian yang mudah terhadap masalah baru. Namun, ada beberapa kelemahan, seperti kebutuhan akan jumlah data yang besar, waktu pelatihan yang lama, dan risiko terjadinya *overfitting* (Maulana et al., 2024).

##### **2. Citra Digital**

Citra digital adalah representasi visual dari objek pada bidang dua dimensi yang diperoleh melalui proses penangkapan intensitas cahaya pada permukaan objek sebagai fungsi kontinu dari intensitas tersebut dalam dimensi yang diamati. Intensitas cahaya yang menerangi objek sebagian akan dipantulkan kembali, membawa informasi visual tentang karakteristik objek seperti warna, tekstur, bentuk, dan kecerahan. Pantulan cahaya ini kemudian ditangkap oleh alat optik, seperti kamera atau sensor, yang mampu menangkap dan merekam berkas cahaya tersebut menjadi gambar atau bayangan yang disebut citra. Pada dasarnya, citra digital adalah hasil konversi dari pantulan cahaya yang diubah menjadi data digital melalui proses penginderaan. Setelah sinyal cahaya ditangkap oleh alat optik, sinyal tersebut diubah menjadi nilai-nilai digital yang mewakili intensitas dan warna setiap titik atau piksel pada citra. Piksel-piksel ini tersusun dalam koordinat dua dimensi sehingga membentuk gambar utuh yang dapat disimpan, ditampilkan, atau diolah oleh sistem komputer. Dengan demikian, citra digital bukan hanya

sekadar gambar statis, tetapi juga memungkinkan untuk dimanipulasi, dianalisis, atau ditingkatkan kualitasnya untuk berbagai keperluan, baik dalam analisis visual, pengenalan objek, hingga simulasi visual dalam berbagai bidang ilmu dan teknologi (Budianto et al., 2023).

Proses digitalisasi pada citra digital dibagi menjadi dua proses yakni sampling dan kuantisasi. Proses sampling merupakan proses pengambilan nilai diskrit koordinat ruang(x,y) secara periodik dengan periode sampling T. Proses kuantisasi merupakan proses pengelompokan nilai tingkat keabuan citra kontinu kedalam beberapa level atau merupakan proses membagi skala keabuan (0,L) menjadi G buah level yang dinyatakan dengan suatu harga bilangan bulat (integer), dinyatakan sebagai  $G = 2^m$ , dengan G adalah derajat keabuan dan m adalah bilangan bulat positif. Dengan demikian citra digital dapat didefinisikan suatu matriks  $A$  berukuran  $M$  (baris) x  $N$  (kolom) dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut (Zufar, 1998).

### 3. *Convolutional Neural Network (CNN)*

CNN adalah variasi dari Multilayer Perceptron yang terinspirasi dari jaringan syaraf manusia. Penelitian awal yang mendasari penemuan ini pertama kali dilakukan oleh Hubel dan Wiesel [6] yang melakukan penelitian visual cortex pada indera penglihatan kucing. Visual cortex pada hewan sangat powerful dalam sistem pemrosesan visual yang pernah ada. Hingga banyak penelitian yang terinspirasi dari cara kerjanya dan menghasilkan model-model baru diantaranya seperti *Neocognitron* [7], HMAX [8], dan *LeNet-5* [2]. Convolutional Neural Networks merupakan suatu layer yang memiliki susunan neuron 3D (lebar, tinggi, kedalaman). Lebar dan tinggi merupakan ukuran layer sedangkan kedalaman mengacu pada jumlah layer. Secara umum jenis layer pada CNN dibedakan menjadi dua yaitu Layer ekstraksi fitur gambar, letaknya berada pada awal arsitektur tersusun atas beberapa layer dan setiap layer tersusun atas neuron yang terkoneksi pada daerah lokal (local region) layer sebelumnya. Layer jenis pertama adalah layer konvolusi dan layer kedua adalah layer pooling. Setiap layer diberlakukan fungsi aktivasi. Posisinya berselang-seling antara jenis pertama dengan jenis kedua. Layer

ini menerima input gambar secara langsung dan memprosesnya hingga menghasilkan keluaran berupa vektor untuk diolah pada layer berikutnya, Layer klasifikasi, tersusun atas beberapa layer dan setiap layer tersusun atas neuron yang terkoneksi secara penuh (*fully connected*) dengan layer lainnya. Layer ini menerima input dari hasil keluaran layer ekstrasi fitur gambar berupa vektor kemudian ditransformasikan seperti *Multi Neural Networks* dengan tambahan beberapa hidden layer. Hasil keluaran berupa skoring kelas untuk klasifikasi. Dengan demikian CNN merupakan metode untuk mentransformasikan gambar original layer per layer dari nilai piksel gambar kedalam nilai skoring kelas untuk klasifikasi (Zufar, 1998).

#### **4. Deteksi Wajah**

Deteksi wajah adalah suatu proses klasifikasi pola yang bertujuan untuk mengenali dan menentukan apakah dalam sebuah citra terdapat objek yang diidentifikasi sebagai wajah manusia atau tidak. Pada dasarnya, proses ini melibatkan pengolahan citra masukan dengan analisis visual secara mendalam, di mana input berupa gambar atau video yang berisi berbagai objek dan latar, sementara output dari proses ini adalah hasil klasifikasi berupa identifikasi apakah terdapat wajah atau tidak dalam citra tersebut. Teknik deteksi wajah bekerja dengan memanfaatkan algoritma yang mampu mengenali pola-pola spesifik yang umumnya dimiliki wajah manusia, seperti bentuk oval atau bulat dari wajah, posisi relatif mata, hidung, dan mulut, serta kontras atau intensitas cahaya pada area-area tertentu. Algoritma tersebut, misalnya, menggunakan metode Viola-Jones, jaringan saraf tiruan, atau teknik berbasis pembelajaran mesin yang lebih canggih, seperti deep learning, untuk mengenali ciri khas wajah dengan akurasi yang tinggi. Dalam implementasinya, deteksi wajah banyak digunakan pada berbagai aplikasi, mulai dari sistem keamanan berbasis pengenalan wajah, teknologi autentikasi pada perangkat pintar, hingga analisis demografi untuk bisnis dan pemasaran. Selain itu, teknik ini juga diterapkan dalam sistem pemantauan video dan aplikasi interaktif seperti media sosial yang secara otomatis mengenali wajah pengguna untuk menambahkan filter atau efek. Dengan adanya deteksi wajah yang efisien, proses identifikasi wajah di tengah lingkungan yang kompleks menjadi lebih mudah dan

cepat, memungkinkan teknologi ini diintegrasikan dalam berbagai bidang dan aplikasi yang semakin memperkaya pengalaman pengguna (Jones, 2019).

## 5. Bentuk Wajah

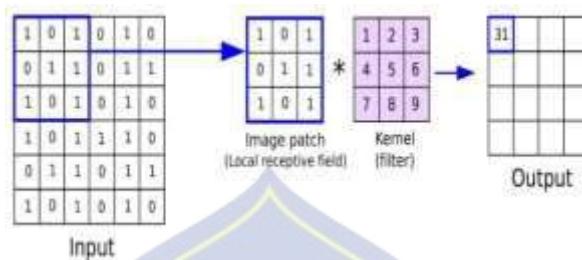
Bentuk wajah yang dimiliki manusia bermacam-macam dan setiap bentuk wajah memiliki keunikannya tersendiri. Ada empat bentuk wajah yang dapat diklasifikasikan pada penelitian ini dan setiap bentuk wajah memiliki deskripsi tersendiri. Bentuk wajah segitiga memiliki ukuran yang panjang dan lebarnya kira-kira sama, bentuk wajah ini memiliki ukuran wajah yang semakin ke bawah akan semakin lancip. Lebar pipi dan dagunya akan terlihat berbeda secara signifikan serta jika tersenyum akan membuat pipi menonjol, hal ini yang membuat perbedaan antara pipi dan dagu terlihat. Bentuk wajah oblong (kadang disebut “persegi panjang” atau “panjang”) memiliki ukuran wajah yang lebih panjang daripada lebar wajahnya. Wajah ini memiliki ukuran pipi, dahi dan rahang yang hampir sama. Bentuk wajah oval memiliki bentuk yang proporsional mirip dengan bentuk telur terbalik. Wajah ini memiliki ukuran yang lebih panjang dari pada lebarnya dan memiliki dahi yang lebih lebar dari pada rahang serta wajah ini memiliki dagu yang halus membulat. Bentuk wajah bulat memiliki ukuran yang panjang dan lebarnya kira-kira sama, namun memiliki dahi yang relatif kecil dan mempunyai garis rahang kecil yang melengkung. Bila memiliki ukuran pipi dan panjangnya sekitar 2,5 cm, ukuran dahi yang dimiliki lebih kecil daripada ukuran pipi, lalu rahangnya hampir tidak mempunyai sudut tajam (Budianto et al., 2023).

## 6. Feature Extraction Layer

*Feature Extraction Layer* merupakan bagian yang memiliki lapisan-lapisan yang memiliki fungsi untuk mentranslasikan suatu input menjadi fitur yang diambil berdasarkan ciri dari input tersebut yang memiliki bentuk angka dalam jumlah yang banyak di dalam vektor. Bagian ini terdiri atas tiga lapisan yaitu convolutional layer, pooling layer dan relu layer. Bagian pertama, *Convolutional Layer* terdiri atas neuron yang disusun sedemikian rupa yang membentuk suatu kernel konvolusi atau biasa disebut sebagai filter yang memiliki panjang dan tinggi (Reynaldo & Maliki, 2021). Lapisan ini akan menghitung output dengan persamaan (1) (Achmad et al., 2019). dari neuron yang terhubung ke daerah lokal dalam input yang masing-

masing akan menghitung produk titik antara bobot dan wilayah kecil yang terhubung ke dalam volume input.

Lapisan ini diilustrasikan pada Gambar 8 dimana citra input memiliki ukuran  $n \times n$  dan ukuran kernel convolution layer adalah  $f \times f$ , maka lapisan ini akan membentuk hasil citra dengan ukuran yang baru.



**Gambar 2.1** Ilustrasi Convolution

Layer Sumber: (Budianto et al., 2023)

Kemudian, *Rectified Linear Units* atau biasa disebut ReLU layer merupakan lapisan yang memiliki persamaan (2). Lapisan ini berfungsi untuk meningkatkan sifat non-linearitas pada fungsi keputusan dan jaringan secara menyeluruh tanpa mempengaruhi bidang-bidang yang terdapat pada *convolutional layer*.

Bagian ketiga, *Pooling layer* merupakan lapisan yang berfungsi untuk menjaga ukuran data ketika melakukan operasi konvolusi, dimana dilakukan dengan pereduksian sampel. Dengan pooling, ini akan membuat komputasi dilakukan dengan lebih cepat karena parameter data yang harus diperbarui akan semakin sedikit dan data yang direpresentasikan akan menjadi lebih kecil, mudah dikelola dan mudah mengontrol overfitting nya (Lina, 2020). *Pooling* yang biasa digunakan adalah *Max Pooling* dan *Average Pooling*, dimana *Max Pooling* akan menentukan nilai maksimum setiap melakukan pergeseran kernel konvolusi (filter), sedangkan *Average Pooling* akan menentukan nilai rata-rata yang didapatkan.

## 7. *Tensor Flow*

*TensorFlow* adalah sebuah framework yang dirancang khusus untuk mendukung pengembangan dan pelatihan model machine learning serta deep learning. Framework ini menawarkan beragam fitur dan pustaka yang sangat berguna untuk berbagai jenis tugas dalam domain machine learning, seperti

klasifikasi, regresi, pengenalan pola, segmentasi, dan masih banyak lagi. Dalam konteks deteksi wajah, TensorFlow menyediakan serangkaian alat dan fungsi yang kuat, memungkinkan pengembang untuk membangun, melatih, dan menerapkan model Convolutional Neural Network (CNN) secara efektif. Framework ini mendukung pengolahan data yang kompleks dan memungkinkan penggunaan algoritma mutakhir dalam deteksi wajah, seperti pengenalan fitur wajah secara otomatis dan pelacakan wajah dalam video. Penggunaan TensorFlow dalam deteksi wajah dengan CNN tidak hanya memberikan fleksibilitas, tetapi juga memastikan hasil yang andal dan efisien. Dengan memanfaatkan berbagai API dan sumber daya yang tersedia, pengembang dapat lebih fokus pada proses implementasi dan evaluasi model, tanpa harus terbebani oleh kerumitan teknis di tingkat rendah. Kombinasi ini menjadikan TensorFlow sebagai pilihan yang ideal untuk mengembangkan solusi deteksi wajah yang canggih dan scalabi (Maulana et al., 2024).

## **8. Model Gaya Rambut**

Sistem pemilihan model gaya rambut menggunakan struktur aturan produksi IF (Jenis (Jenis Rambut, Bentuk Wajah, Bidang Pekerjaan) THEN Model Rambut. Prinsip if-then harus diterapkan untuk memastikan fakta yang benar, dan mempertimbangkan data pendukung untuk kecocokan model rambut atau penelitian lebih lanjut.

**Tabel 2.1** Keputusan Pemilihan Model Rambut Berdasarkan Kriteria

No	Model Rambut	Bentuk Wajah	Jenis Rambut
1	Undercut	Oval	Lurus
		Hati	Bergelombang
		Persegi	Ikal
		Bulat	Keriting
2	French Crop	Oval	Lurus
		Hati	Bergelombang
		Persegi	Keriting
		Bulat	
3	Slick Back	Oval	Lurus
		Hati	Bergelombang
		Persegi	Ikal
4	Pompadour	Oval	Lurus
		Persegi	Bergelombang
5	Crew Cut	Oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hati	Ikal
		Persegi	Keriting
6	Comb Over	Oval	Lurus
		Hati	Bergelombang
			Ikal
			Keriting
7	Side Part	Oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Persegi	Ikal
			Keriting

No	Model Rambut	Bentuk Wajah	Jenis Rambut
8	Quiff	Oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hati	
9	Fade	oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
			Ikal
10	Short Sides	oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hati	Ikal
11	Buzz cut	oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hati	Ikal
12	Caesar cut	oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hati	Ikal
13	Mohawk	Oval	Lurus
		Hati	Bergelombang
		Persegi	Ikal
			Keriting
14	Textured Crop	oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Hat	Ikal
		Dia	Keriting
15	Spiky	Oval	Lurus
		Bulat	Bergelombang
		Square	Ikal

Tabel tersebut dikonversikan menjadi kaidah-kaidah dalam aturan produksi menggunakan IF..THEN (Widodo et al., 2023).

## **B. Penelitian Terkait**

Adapun penelitian yang dilakukan oleh (Dewi & Ismawan, 2021) dengan judul penelitian “Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk Sistem Pengenalan Wajah” Faktor mengenai implementasi *deep learning* menggunakan CNN untuk sistem pengenalan wajah. Dengan menggunakan *Caffe Deep Learning* untuk mendeteksi wajah dapat menghasilkan akurasi sebesar 100% sesuai kriteria sebelumnya. Sementara metode *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi mencapai akurasi 98%, dengan precision 98.4%, recall 98%, dan akurasi total 99,84%.

Penelitian oleh (Maulana et al., 2024) dengan judul “DETEKSI BENTUK WAJAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)” membahas pengembangan metode berbasis CNN untuk mengidentifikasi bentuk wajah secara otomatis. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual, menjadikannya efektif untuk tugas deteksi wajah. Penelitian ini mencakup tahap pelatihan dan evaluasi model menggunakan data wajah dengan beragam bentuk, pencahayaan, dan sudut, serta mengukur kinerjanya melalui metrik akurasi, presisi, dan *F1-score*. Hasil menunjukkan bahwa CNN mampu mendeteksi bentuk wajah dengan akurasi tinggi, membuka potensi untuk pengembangan sistem pengenalan wajah yang lebih andal.

Penelitian berikutnya oleh (Iriawan et al., 2022) dengan judul “Rancang Bangun Aplikasi Rekomendasi Model Rambut Pria Berbasis Android” berfokus pada pengembangan aplikasi Android yang memberikan rekomendasi model rambut pria sesuai dengan karakteristik wajah pengguna. Aplikasi ini dirancang untuk membantu pengguna memilih gaya rambut yang sesuai berdasarkan bentuk wajah, preferensi, atau tren saat ini. Penelitian mencakup tahap perancangan antarmuka, implementasi algoritma rekomendasi, dan pengujian aplikasi untuk memastikan keakuratan dan kemudahan penggunaan. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi solusi praktis bagi pria yang mencari gaya rambut yang ideal dan

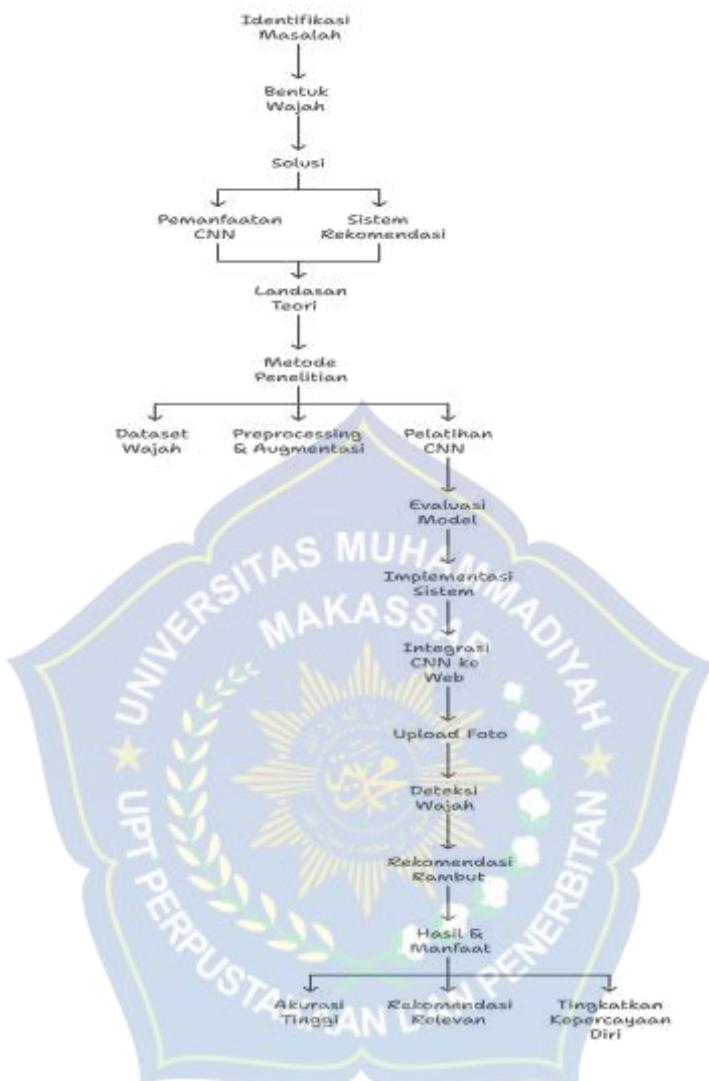
memberikan pengalaman yang lebih personal dalam memilih model rambut.

Penelitian berjudul "PENGENALAN BENTUK WAJAH DENGAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK PEMILIHAN MODEL KACAMATA SECARA ONLINE" oleh (Budianto et al., 2023) kemungkinan berfokus pada pengembangan sistem yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali bentuk wajah pengguna sebagai dasar rekomendasi model kacamata yang sesuai. Dengan memanfaatkan teknologi CNN, sistem dapat mengidentifikasi bentuk wajah dari gambar atau foto yang diunggah pengguna, seperti oval, bulat, persegi, atau hati. Berdasarkan bentuk wajah yang terdeteksi, aplikasi ini kemudian memberikan saran kacamata yang paling cocok, membantu pengguna memilih model yang sesuai dengan fitur wajah mereka saat berbelanja secara online. Metodologi penelitian mungkin mencakup proses pelatihan model CNN menggunakan data wajah dengan beragam bentuk, pengujian untuk mengukur tingkat akurasi dan keandalan, serta evaluasi efektivitas sistem dalam memberikan rekomendasi yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam memilih kacamata secara virtual, memberikan rekomendasi yang dipersonalisasi, dan memperkaya layanan *e-commerce* dengan fitur teknologi visual cerdas.

**Tabel 2.2** Penelitian Terkait

<b>Penelitian</b>	<b>Tempat</b>	<b>Metode</b>	<b>Hasil</b>
IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN DALAM MENENTUKAN BENTUK WAJAH UNTUK MENYESUAIKAN MODEL POTONGAN RAMBUT	Dilakukan di Kampus Universitas Muhammadiyah Makassar	Eksperimen menggunakan dataset wajah yang diklasifikasikan menjadi empat kategori	Model CNN mampu mengklasifikasikan bentuk wajah ke dalam empat kategori (oval, bulat, hati, persegi) dengan akurasi validasi di atas 90% dan loss yang rendah.

### C. Kerangka Berpikir



Gambar 2.2 Kerangka Berpikir

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **A. Tempat dan Waktu Penelitian**

##### **1. Tempat Penelitian**

Tempat penelitian adalah tempat di mana penelitian akan dilakukan. Peneliti melakukan penentuan lokasi karena ini merupakan langkah penting dalam proses penelitian karena memudahkan peneliti untuk melakukan penelitian. Peneliti memilih lokasi penelitian di Universitas Muhammadiyah Makassar

##### **2. Waktu Penelitian**

Adapun pelaksanaan penelitian ini dilakukan jangka waktu kurang lebih 3 bulan, yaitu dimulai pada bulan januari 2025 sampai dengan maret 2025

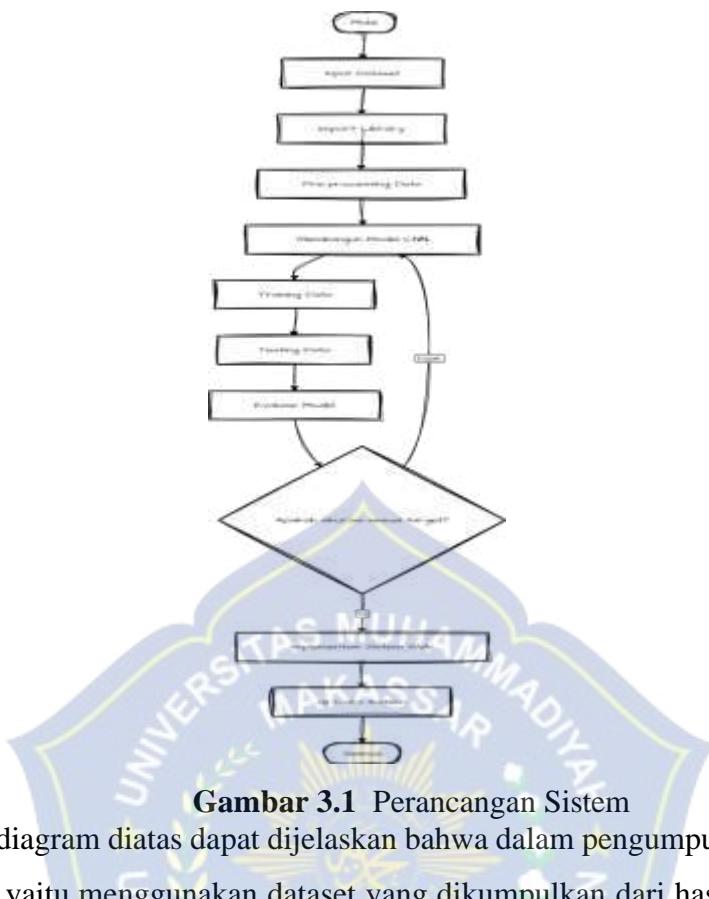
#### **B. Alat dan Bahan**

Adapun alat dan bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Kebutuhan Hardware (perangkat keras)
  - a. Laptop ASUS Vivobook Intel Core i5 - SSD 256 GB
2. Kebutuhan Software (perangkat lunak)
  - a. Windows dan MobileNetV2
  - b. MySQL database
  - c. Python sebagai bahasa programing

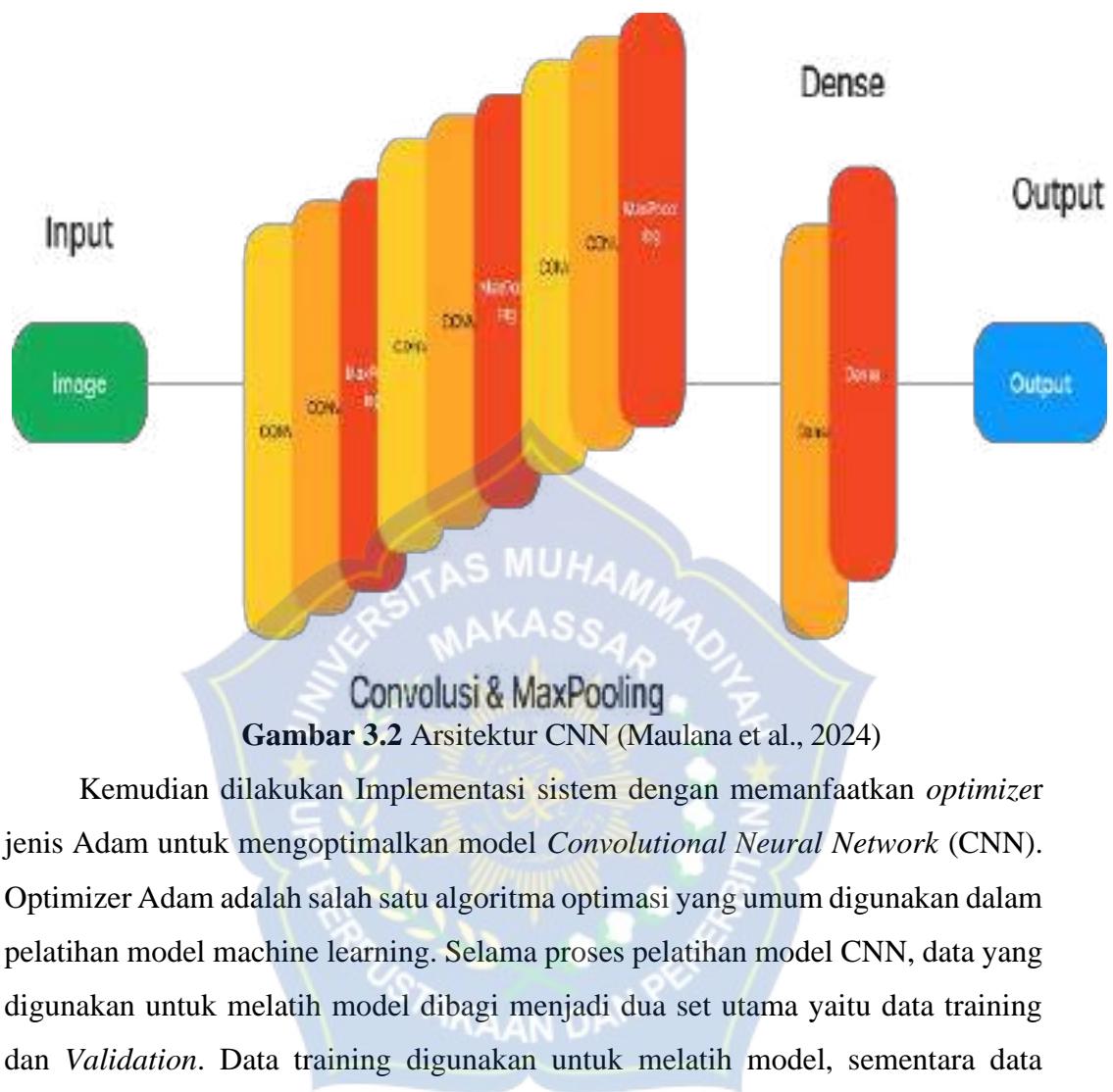
#### **C. Perancangan Sistem**

Perancang sistem merupakan langkah yang sangat penting dimana dalam point ini menggambarkan proses perancangan suatu sistem dan menjelaskan berkembangan suatu sistem hingga bisa digunakan, selain itu juga menjelaskan fungsi - fungsi pada pada setiap sistem.



**Gambar 3.1** Perancangan Sistem

Dalam diagram diatas dapat dijelaskan bahwa dalam pengumpulan data pada penelitian ini yaitu menggunakan dataset yang dikumpulkan dari hasil data survei bentuk wajah pria remaja. Didalam dataset tersebut terdapat beberapa kumpulan wajah dengan 4 kategori seperti oval, hati , bulat dan persegi. Selanjutnya pada Data *pre-processing* dalam penelitian ini antara lain melakukan cropping pada data gambar menjadi 100 x 100 pixel kemudian melakukan *Standardization Image* agar semua data mempunyai dimensi panjang dan lebar yang sama dan terakhir data yang sudah dikumpulkan dilakukan penyesuaian kecerahan untuk latar belakang dan memperjelas bagian bentuk wajah. Kemudian Merancang sistem yang dibuat dengan arsitektur CNN yang terdiri dari 6 lapisan konvolusi dengan masing-masing fungsi aktivasi *ReLU* dan max pooling pada lapisan pooling. Sementara itu terdapat 3 lapisan dense dengan fungsi aktivasi *ReLU* dan softmax. Terdapat satu output dari model ini dimana kelas ditentukan berdasarkan model ini dimana kelas ditentukan berdasarkan berdasarkan hasil dari fungsi *softmax* yang dapat dilihat pada gambar



**Gambar 3.2** Arsitektur CNN (Maulana et al., 2024)

Kemudian dilakukan Implementasi sistem dengan memanfaatkan *optimizer* jenis Adam untuk mengoptimalkan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Optimizer Adam adalah salah satu algoritma optimasi yang umum digunakan dalam pelatihan model machine learning. Selama proses pelatihan model CNN, data yang digunakan untuk melatih model dibagi menjadi dua set utama yaitu data training dan *Validation*. Data training digunakan untuk melatih model, sementara data *validation* digunakan untuk mengukur performa model secara objektif dan menghindari overfitting. Pada setiap iterasi training, yang disebut sebagai *epoch*, model diperbarui menggunakan data training. Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan data validation untuk memastikan bahwa model tidak hanya menghafal data pelatihan tetapi juga dapat menggeneralisasi dengan baik untuk data baru. Proses pelatihan dimulai dengan 10 *epoch* dan berlanjut hingga 40 *epoch*. *Epoch* adalah satu kali iterasi melalui seluruh dataset pelatihan. Dengan memulai dari 10 *epoch*, model mulai belajar dari data pelatihan, dan melalui setiap *epoch* berikutnya, diharapkan model dapat meningkatkan kemampuannya untuk mengenali pola dan fitur dalam data. Dengan pendekatan pelatihan yang berurutan

dan penggunaan optimizer Adam, implementasi sistem ini bertujuan untuk menghasilkan model CNN yang optimal dan mampu menggeneralisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### **D. Teknik Pengujian Data Sistem**

Teknik pengujian sistem yang akan digunakan dalam pengujian ini dibagi menjadi dua bagian utama yaitu training data dan validation data. Setiap model menjalani satu epoch selama proses pelatihan, training data dan validation data digunakan untuk mengukur dan memperbarui performa model. Training data yang berukuran 100 x 100 pixels dimasukkan ke dalam input layer dari model CNN. Input layer merupakan lapisan pertama dari model dan menerima citra berukuran 100 x 100 sebagai input. Proses ini merupakan tahap awal dari aliran data dalam model. Selanjutnya, dilakukan proses konvolusi pada data yang telah dimasukkan ke dalam input layer. Proses konvolusi ini melibatkan filter atau kernel yang bergerak melintasi citra input untuk mengekstrak fitur-fitur penting. Setelah proses konvolusi, hasilnya biasanya akan melalui lapisan aktivasi, seperti *ReLU* (*Rectified Linear Unit*), untuk memperkenalkan nonlinearitas ke dalam model. Dengan demikian, proses dimulai dengan memasukkan training data berukuran 100 x 100 pixels ke dalam input layer, diikuti oleh proses konvolusi untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari data tersebut. Proses ini merupakan bagian awal dari pembelajaran model CNN selama satu epoch pada proses pelatihan yaitu training, validation, dan testing. Pada tahap training, jaringan dilatih menggunakan data input untuk mempelajari pola dan fitur yang ada dalam dataset. Proses ini melibatkan penyesuaian parameter jaringan agar dapat membuat prediksi yang semakin akurat. Setelah pelatihan, jaringan diuji pada data validasi untuk mengevaluasi kinerjanya di luar data training. Evaluasi ini membantu mengidentifikasi apakah model tersebut telah memahami pola dengan baik atau justru terlalu disesuaikan dengan data training (*overfitting*). Jika hasil pada data validasi memuaskan, langkah terakhir adalah menguji jaringan pada data testing yang belum pernah dilihat sebelumnya. Performa pada tahap testing memberikan gambaran seberapa baik jaringan dapat menggeneralisasi dan klasifikasi data yang baru. Keseluruhan proses

ini memastikan bahwa CNN tidak hanya mampu mempelajari data training tetapi juga dapat menghasilkan prediksi yang akurat pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

## **E. Teknik Analisis Data**

Analisis data adalah metode yang digunakan untuk memahami cara mendeskripsikan data, hubungan antar data, semantik data, serta batasan data dalam suatu sistem informasi (Pelham, 2023). Proses analisis data dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

### **1. Reduksi Data (*Data Reduction*)**

Reduksi data adalah langkah penting dalam penanganan data lapangan yang berjumlah sangat besar. Proses ini mengharuskan peneliti mencatat setiap detail dengan cermat. Tujuan reduksi data adalah untuk memberikan gambaran yang lebih jelas dan mempermudah peneliti dalam pengumpulan dan pencarian data lebih lanjut sesuai kebutuhan penelitian. Fokus utama peneliti kualitatif adalah pada hasil, sehingga mereduksi data menjadi kunci untuk mencapai pemahaman yang mendalam. Namun, peneliti harus berhati-hati saat menghadapi outliers, data yang tidak diketahui, dan pola yang tidak teratur.

### **2. Penyajian Data (*Display Data*)**

Hasil produksi akan ditampilkan secara eksklusif untuk setiap pola, kategori, fokus, dan tema yang ingin dipahami oleh peneliti. Penggunaan display data membantu peneliti melihat gambaran keseluruhan atau bagian tertentu berdasarkan output penelitian. Dalam penelitian kualitatif, penyajian data dapat berupa uraian singkat, bagan, interaksi antar kategori, dan sejenisnya. Deskripsi tekstual sering digunakan untuk menyajikan data dalam konteks penelitian kualitatif.

### **3. Penarikan Kesimpulan (*Conclucing Drawing Verification*)**

Langkah ketiga dalam analisis data adalah penarikan kesimpulan dan verifikasi. Kesimpulan awal yang diajukan bersifat sementara dan dapat berubah jika diperlukan bukti tambahan dari pengumpulan data berikutnya. Oleh karena itu, kesimpulan dalam penelitian dapat menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan sejak awal. Hal ini disebabkan oleh sifat sementara dari perumusan masalah dalam penelitian kualitatif, yang akan berkembang setelah melakukan penelitian di lapangan.

## **BAB VI**

### **HASIL DAN PEMBAHASAN**

#### **A. Pembuatan Model**

##### **1. Pengambilan Dataset**

Pengambilan dataset berupa gambar yang diambil dari link google drive yang disebar secara online dan secara offline menggunakan HP, dataset ini berupa gambar bentuk wajah yang berjumlah 600 gambar. Gambar bentuk wajah yang terdiri dari bentuk wajah oval, persegi, bulat, dan hati.

**Tabel 4.1** Jumlah dataset

<b>Objek Data Yang di ambil</b>	<b>Jumlah Data Gambar</b>
Wajah oval	150
Wajah kotak	150
Wajah bulat	150
Wajah persegi	150

##### **a. Gambar bentuk wajah oval**



**Gambar 4.1** bentuk wajah oval

Gambar ini menampilkan contoh data latih dengan bentuk wajah oval. Bentuk wajah ini memiliki ciri proporsi panjang wajah lebih besar dibanding lebar, dengan garis rahang yang lembut dan dagu yang sedikit meruncing. Dataset bentuk wajah oval digunakan untuk melatih model dalam mengenali ciri proporsi dan kontur wajah yang khas pada tipe ini.

b. Gambar wajah kotak



**Gambar 4.2** Bentuk wajah kotak

Gambar ini menunjukkan contoh bentuk wajah kotak, yang memiliki ciri panjang dan lebar wajah hampir sama, garis rahang tegas, serta dahi yang lebar. Dataset ini membantu model CNN dalam membedakan wajah kotak dari bentuk wajah lainnya berdasarkan proporsi dan garis tegas pada rahang.

c. Gambar wajah bulat



**Gambar 4.3** Bentuk wajah bulat

Gambar ini memperlihatkan contoh bentuk wajah bulat, dengan ciri lebar dan panjang wajah yang hampir sama, pipi penuh, serta garis rahang yang halus tanpa sudut tajam. Dataset ini digunakan agar model dapat mengidentifikasi pola kontur wajah bulat dengan akurat.

d. Gambar wajah hati



**Gambar 4.4** bentuk wajah hati

Gambar ini menampilkan contoh bentuk wajah hati, yang memiliki ciri dahi lebar, tulang pipi menonjol, dan dagu yang meruncing tajam. Dataset bentuk wajah hati membantu model CNN mengenali perbedaan signifikan bentuk ini dibanding bentuk wajah lainnya.

2. Pelabelan Gambar

a. Upload Dataset

Gambar yang telah dikumpulkan sebelumnya akan diunggah ke Roboflow sebelum proses pelabelan dilakukan.



**Gambar 4.5** Upload data

b. Pembuatan Class Dataset

Classes & Tags		
Classes	Tags	
CLASS	CLASS NAME	EDIT
■	bulat	117
■	hati	118
■	oval	119
■	persegi	120

**Gambar 4.6** Pembuatan kelas dataset

Tujuan pembuatan kelas ini adalah untuk mempermudah penentuan dataset gambar yang telah diberi bounding box, sehingga secara otomatis akan muncul empat kelas yang telah dibuat. Dengan demikian, dataset akan masuk ke dalam kategori yang sesuai.

c. Proses pelabelan dan pembagian kategori gambar

Proses pelabelan gambar menggunakan alat Roboflow dilakukan dengan memberikan bounding box atau frame pada objek di dalam gambar. Setelah bounding box ditambahkan, secara otomatis akan muncul kelas dengan kategori oval, persegi, bulat, dan hati.



**Gambar 4.7** Proses pelabelan

3. Pembagian dataset

a. pengolahan gambar

Proses pengolahan gambar melibatkan pengeditan gambar menggunakan

Roboflow, termasuk penyesuaian warna, bentuk, dan ukuran, serta penggunaan teknik seperti Preprocessing dan Augmentation. Mengubah ukuran gambar (resize) menjadi 320 x 320 bertujuan untuk mengurangi beban kerja GPU saat melatih model.



**Gambar 4.8** Pengolahan gambar

Augmentasi adalah langkah dalam pengolahan gambar di mana pola, posisi, dan atribut lain dari citra asli dimodifikasi atau dimanipulasi. Tujuan utama adalah untuk melatih mesin agar dapat mengenali beragam pola citra yang berbeda serta meningkatkan jumlah data yang tersedia untuk pelatihan. Dalam konteks augmentasi bounding box, peneliti menerapkan pembalikan citra (flip) baik secara vertikal maupun horizontal.

#### b. Pembagian Data

Pada penelitian ini, pengelompokan dataset dilakukan menggunakan alat Roboflow untuk membaginya menjadi training, validasi, dan pengujian. Sebelum dilakukan augmentasi, total dataset yang terdiri dari 646 gambar akan dibagi menjadi 60% untuk data pelatihan (384 gambar), 20% untuk data validasi (127 gambar), dan 21% untuk data pengujian (132 gambar).



**Gambar 4.9** Dataset sebelum augmentasi

Setelah melakukan augmentasi dengan menggunakan bounding box dan menerapkan flip secara horizontal dan vertikal, data awal akan di manipulasi untuk memperkaya dataset pelatihan. Setelah augmentasi, dataset yang terdiri dari 938 gambar akan dibagi menjadi 72% untuk dataset pelatihan ( 679 gambar), 14% untuk dataset validasi ( 127 gambar), dan 14% untuk data set pengujian ( 132 gambar).



**Gambar 4.10** Dataset sesudah augmentasi

## B. PENGAMATAN SISTEM

Tahap pengamatan sistem bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pelatihan model sudah lengkap, memiliki format yang sesuai, dan telah dilabeli dengan benar. Proses ini juga mencakup pembacaan file gambar dan label, konversi label menjadi bentuk numerik, serta visualisasi anotasi guna memastikan bahwa bounding box sesuai dengan objek wajah di dalam gambar.

### 1. Menghubungkan Goggle Colab dengan Goggle Drive

Langkah awal yang dilakukan adalah menghubungkan Google Colab dengan Google Drive agar dataset yang disimpan secara daring dapat diakses dan digunakan secara langsung di lingkungan pemrograman. Proses ini disebut sebagai mounting, yaitu teknik yang memungkinkan Colab membaca dan menulis file dari dalam Google Drive seperti layaknya folder lokal. Setelah proses mounting berhasil dilakukan, folder dataset utama yang diberi nama "wajah\_kamu" akan muncul

dalam struktur direktori virtual Colab dan dapat dimanfaatkan dalam seluruh tahap pemrosesan data berikutnya.

## 2. Persiapan Library dan Lingkungan Kerja

Setelah memastikan akses ke dataset berhasil, sistem menyiapkan seluruh pustaka yang diperlukan dalam proses pelatihan model. Library yang digunakan antara lain TensorFlow untuk membangun dan melatih model CNN, OpenCV untuk membaca dan memproses gambar digital, NumPy untuk memanipulasi array numerik, dan ElementTree untuk membaca struktur XML dari file label. Dengan kombinasi pustaka ini, sistem memiliki kemampuan untuk menangani proses mulai dari pembacaan data mentah, konversi label, normalisasi piksel gambar, hingga pembuatan data siap latih dalam bentuk array.

## 3. Struktur dan Format Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini tersusun ke dalam tiga folder utama yaitu train, valid, dan test. Pada tahap pengamatan ini, fokus hanya diberikan pada folder train dan valid. Masing-masing folder berisi gambar wajah dengan ekstensi .jpg dan file label dalam format .xml. Setiap file gambar memiliki pasangannya berupa file XML yang berisi informasi anotasi wajah seperti ukuran gambar, nama kelas, serta koordinat bounding box yang menunjukkan posisi wajah. Struktur ini mengikuti format Pascal VOC yang umum digunakan dalam proyek deteksi objek. File label yang ditemukan akan dibaca dan diproses untuk mengidentifikasi lokasi wajah dalam gambar dan kategori bentuk wajahnya.

## 4. Proses Pembacaan Gambar dan Anotasi

Sistem membaca setiap file gambar dan mencocokkannya dengan file XML yang sesuai berdasarkan nama file. Jika file XML tidak ditemukan, maka gambar tersebut akan dilewati untuk menjaga konsistensi data. Untuk setiap gambar yang berhasil dibaca bersama file XML-nya, sistem akan mengekstrak informasi ukuran gambar, kemudian mengambil nilai koordinat bounding box berupa xmin, xmax, ymin, dan ymax. Nilai-nilai ini dinormalisasi terhadap ukuran gambar agar dapat digunakan secara proporsional dalam proses pelatihan, tanpa dipengaruhi oleh perbedaan resolusi. Selain bounding box, label atau nama kelas dari bentuk wajah juga diambil dari file XML, yang nantinya akan dikonversi ke dalam bentuk

numerik.

#### 5. Konversi Label ke Format Numerik

Setelah label dari seluruh data berhasil dikumpulkan, langkah berikutnya adalah mengubahnya dari format teks ke format numerik. Konversi ini diperlukan karena algoritma pembelajaran mesin hanya dapat memahami data dalam bentuk angka. Semua label yang ditemukan akan digabungkan dari dataset train dan valid, kemudian dibuat pemetaan atau indeks numerik untuk setiap label. Proses ini memastikan bahwa setiap bentuk wajah seperti oval, bulat, hati, dan persegi akan memiliki representasi angka yang konsisten. Selanjutnya, semua label dalam dataset akan diganti ke dalam bentuk angka sesuai indeks yang telah ditetapkan.

#### 6. Preprocessing dan Transformasi Gambar

Setelah label dikonversi, sistem melanjutkan ke tahap preprocessing gambar. Gambar yang telah dibaca sebelumnya akan diubah ukurannya menjadi 320 piksel x 320 piksel agar seluruh input ke dalam model memiliki dimensi yang seragam. Selain itu, nilai intensitas piksel dari setiap gambar dinormalisasi ke rentang 0 hingga 1 dengan membaginya terhadap nilai maksimum 255. Proses ini berguna untuk mempercepat proses pembelajaran dan mencegah bias karena skala piksel yang terlalu besar. Hasil dari preprocessing ini adalah gambar dalam bentuk array numerik yang dapat langsung digunakan oleh model sebagai input.

#### 7. Penyusunan Data Siap Latih

Data hasil preprocessing kemudian disusun menjadi tiga kelompok utama yaitu data gambar sebagai input model, data bounding box sebagai target deteksi letak wajah, dan data label bentuk wajah sebagai target klasifikasi. Ketiga kelompok data ini dibentuk dalam struktur array NumPy dan dipisahkan untuk masing-masing dataset train dan valid. Dengan demikian, setiap gambar akan memiliki pasangan berupa lokasi wajah dan jenis bentuk wajahnya. Pada akhir tahap ini, sistem telah menghasilkan data yang siap digunakan untuk pelatihan model CNN secara efisien dan sistematis.

### C. Training Model CNN

Setelah seluruh dataset berhasil dipersiapkan dan dikonversi menjadi format yang sesuai, proses selanjutnya adalah melakukan pelatihan terhadap model Convolutional Neural Network (CNN). Pada tahap ini, model dilatih agar dapat mengenali dua aspek penting dari setiap gambar, yaitu posisi wajah dalam bentuk koordinat bounding box dan kategori bentuk wajah dalam bentuk klasifikasi numerik. Dalam penelitian ini, arsitektur CNN yang digunakan adalah MobileNetV2, yang dipilih karena efisiensinya dalam pemrosesan dan kemampuannya untuk bekerja dengan baik pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

#### 1. Arsitektur Model

Model MobileNetV2 digunakan sebagai basis utama dalam pelatihan. Arsitektur ini tergolong ringan namun tetap akurat, terutama karena telah melalui proses pra-pelatihan pada dataset berskala besar. Dalam penerapannya, bagian atas dari model MobileNetV2 yang berfungsi untuk klasifikasi umum dihilangkan dan digantikan dengan lapisan-lapisan baru yang lebih sesuai dengan tujuan penelitian. Lapisan baru yang ditambahkan terdiri dari satu lapisan Global Average Pooling yang berfungsi merangkum fitur dari gambar secara menyeluruh, kemudian diikuti oleh dua cabang output. Cabang pertama digunakan untuk mendekripsi koordinat wajah berupa bounding box yang terdiri dari empat nilai, yaitu  $x_{min}$ ,  $y_{min}$ ,  $x_{max}$ , dan  $y_{max}$ . Sementara itu, cabang kedua digunakan untuk melakukan klasifikasi bentuk wajah ke dalam empat kategori, yaitu oval, bulat, hati, dan persegi. Dengan desain seperti ini, model dapat melakukan dua tugas secara bersamaan, yakni deteksi lokasi wajah dan klasifikasi bentuk wajah dalam satu proses pelatihan.

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_layer_1 (InputLayer)	(None, 320, 320, 3)	0	-
mobilenetv2_1.00_2.00 (Functional)	(None, 10, 10, 1280)	2,257,984	input_layer_1[0]...
global_average_pool (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0	mobilenetv2_1.00...
dense (Dense)	(None, 256)	327,936	global_average_p...
dropout (Dropout)	(None, 256)	0	dense[0][0]
bbox_output (Dense)	(None, 4)	1,028	dropout[0][0]
class_output (Dense)	(None, 4)	1,028	dropout[0][0]

Total params: 2,587,926 (9.87 MB)  
 Trainable params: 329,992 (1.26 MB)  
 Non-trainable params: 2,257,984 (8.61 MB)

**Gambar 4.11** Arsitektur model

## 2. Preprocessing dan Pembentukan Dataset

Sebelum model dilatih, seluruh data gambar yang telah disiapkan terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi 320 piksel x 320 piksel agar seragam. Normalisasi juga dilakukan pada nilai piksel agar berada dalam rentang antara 0 hingga 1. Selain itu, koordinat bounding box yang sebelumnya telah dinormalisasi selama tahap pengamatan sistem dipisahkan dan disesuaikan dengan struktur input model. Label bentuk wajah yang telah dikonversi ke bentuk numerik juga dipisahkan dari data gambar dan bounding box, sehingga masing-masing jenis target dapat diproses secara independen. Dengan pemisahan yang jelas antara gambar, lokasi wajah, dan label klasifikasi, model dapat dilatih untuk memahami pola visual sekaligus mengenali bentuk serta posisi wajah secara lebih akurat.

## 3. Proses Pelatihan Model

Model CNN dilatih menggunakan metode pembelajaran terarah atau supervised learning, di mana data input yang sudah diketahui labelnya digunakan untuk membentuk pemahaman model terhadap pola-pola visual yang terdapat dalam gambar wajah. Proses pelatihan dilakukan dalam 30 epoch, di mana setiap epoch mewakili satu kali perputaran penuh seluruh data pelatihan. Pada setiap epoch, model akan melakukan pembaruan bobot

internal berdasarkan hasil prediksi dan nilai kesalahan yang dihitung menggunakan fungsi loss. Data pelatihan dibagi ke dalam batch dengan ukuran 16 gambar per batch, yang bertujuan untuk mempercepat proses pelatihan sekaligus menstabilkan pembaruan bobot.

Pelatihan dilakukan dengan dua jenis loss function secara bersamaan. Untuk cabang prediksi bounding box, digunakan fungsi Mean Squared Error (MSE) yang menghitung selisih kuadrat antara koordinat prediksi dan koordinat asli. Sementara itu, untuk cabang klasifikasi bentuk wajah, digunakan fungsi Sparse Categorical Crossentropy, yang umum digunakan dalam klasifikasi multi-kelas. Agar model dapat lebih fokus dalam mempelajari letak wajah, diberikan bobot lebih tinggi pada fungsi loss untuk bounding box dibandingkan fungsi klasifikasi. Strategi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat menghasilkan prediksi lokasi wajah yang lebih presisi.

Selama proses pelatihan, model juga diawasi menggunakan data validasi yang tidak ikut dilatih. Setiap kali model menunjukkan peningkatan kinerja pada data validasi, sistem akan menyimpan bobot model terbaik secara otomatis. Dengan demikian, meskipun proses pelatihan terus berlanjut, versi model dengan performa terbaik akan tetap tersedia dan dapat digunakan pada tahap implementasi selanjutnya. Proses pelatihan ini dilakukan secara efisien di lingkungan Google Colab dengan memanfaatkan dukungan GPU, sehingga pelatihan dapat berlangsung lebih cepat dibandingkan pelatihan di perangkat lokal biasa.

**Gambar 4.12** Pelatihan model

## D. Evaluasi dan Visualisasi Model

Setelah proses pelatihan selesai, model perlu dievaluasi untuk mengetahui seberapa baik kemampuannya dalam mengenali dan mengklasifikasikan bentuk wajah berdasarkan gambar yang diberikan. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data validasi yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, sehingga hasilnya dapat mencerminkan performa model terhadap data yang benar-benar baru. Tujuan utama

dari evaluasi ini adalah untuk mengukur dua hal penting, yaitu akurasi dalam klasifikasi bentuk wajah dan ketepatan dalam mendeteksi lokasi wajah melalui bounding box.

### 1. Evaluasi Klasifikasi Bentuk Wajah

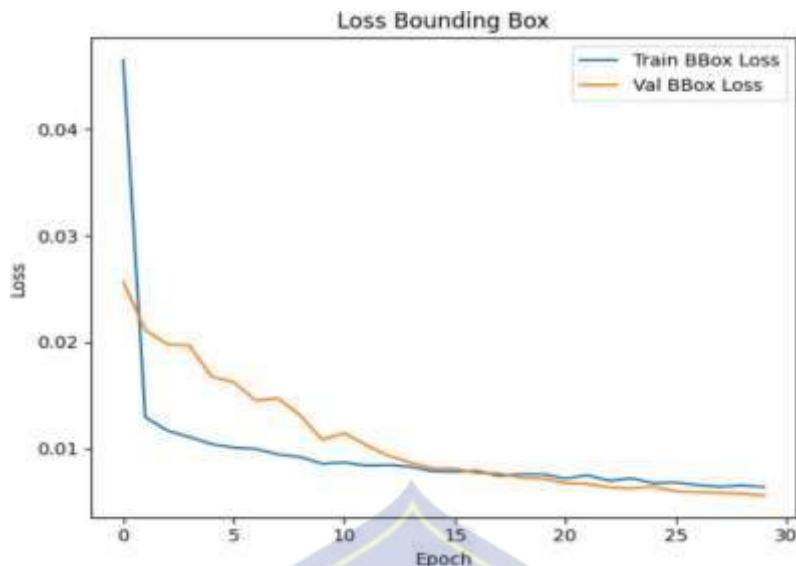
Evaluasi terhadap klasifikasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label asli dari data validasi. Model akan mengeluarkan prediksi bentuk wajah dalam format angka yang mewakili kategori tertentu, lalu hasil tersebut dibandingkan dengan label yang sudah diketahui. Akurasi klasifikasi dihitung dari jumlah prediksi yang benar dibagi dengan jumlah total data validasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa seiring bertambahnya epoch, akurasi klasifikasi meningkat secara bertahap hingga mencapai nilai di atas 90 persen. Ini menandakan bahwa model mampu membedakan bentuk wajah dengan sangat baik setelah melalui proses pembelajaran.

### 2. Evaluasi Deteksi Bounding Box

Selain klasifikasi, model juga dievaluasi berdasarkan ketepatan dalam mendeteksi letak wajah pada gambar. Deteksi ini dilakukan melalui prediksi koordinat bounding box, yaitu  $x_{\min}$ ,  $y_{\min}$ ,  $x_{\max}$ , dan  $y_{\max}$ , yang menunjukkan posisi wajah dalam gambar. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap koordinat asli dari data validasi, lalu menghitung nilai kesalahannya menggunakan fungsi loss. Nilai loss yang semakin kecil menunjukkan bahwa prediksi model semakin mendekati kebenaran. Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa nilai loss bounding box mengalami penurunan yang signifikan selama pelatihan, dari nilai awal yang tinggi hingga mencapai titik stabil yang rendah pada akhir pelatihan.

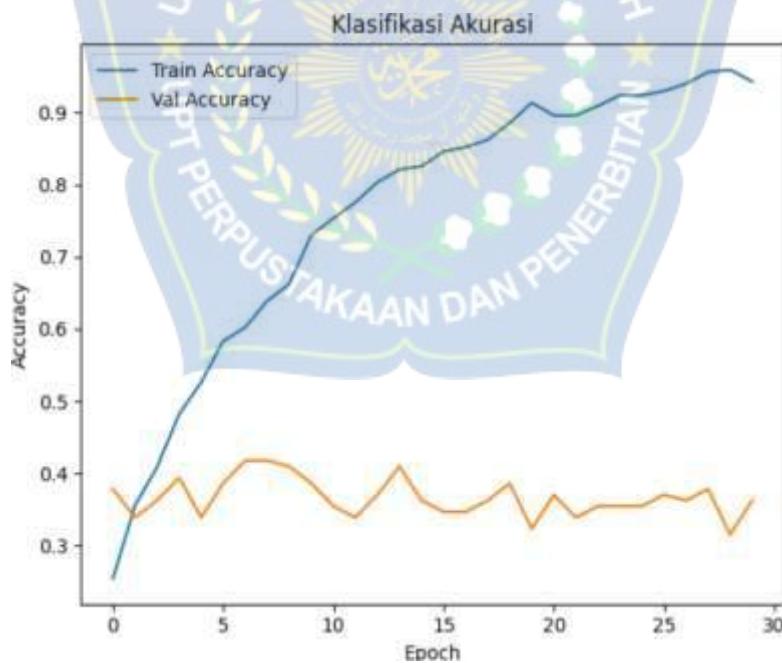
### 3. Visualisasi Hasil Evaluasi

Untuk membantu memahami hasil evaluasi, proses ini divisualisasikan dalam bentuk grafik.



**Gambar 4.13** Grafik Loss Bounding Box

Grafik pertama menunjukkan akurasi klasifikasi terhadap jumlah epoch. Pada grafik tersebut terlihat bahwa akurasi model pada data validasi terus meningkat dan akhirnya mencapai nilai yang sangat tinggi.



**Gambar 4.14** Grafik Akurasi

Grafik kedua menggambarkan nilai loss dari bounding box seiring waktu. Penurunan kurva loss secara bertahap dan konsisten menunjukkan bahwa model telah mempelajari pola lokasi wajah dengan baik. Kedua grafik tersebut

memberikan gambaran visual yang jelas mengenai perkembangan kemampuan model selama proses pelatihan.

#### 4. Analisis Overfitting dan Generalisasi

Model juga diuji untuk mengetahui apakah terjadi overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu baik dalam mengenali data pelatihan tetapi gagal menggeneralisasi ke data baru. Overfitting biasanya ditandai dengan akurasi pelatihan yang sangat tinggi namun akurasi validasi yang menurun atau tidak stabil. Dalam penelitian ini, grafik akurasi dan loss untuk data pelatihan dan validasi menunjukkan pola yang sejalan, tanpa adanya perbedaan mencolok. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik, sehingga dapat diandalkan ketika diterapkan pada data baru yang belum pernah dikenali sebelumnya.

#### E. Tabel Pengujian

Setelah proses evaluasi melalui grafik akurasi dan loss, dilakukan pengujian lebih lanjut terhadap data uji untuk mengetahui kinerja model CNN secara lebih detail. Pengujian ini bertujuan untuk melihat sejauh mana model mampu mengenali bentuk wajah sesuai dengan kategori yang telah ditentukan, yaitu oval, bulat, hati, dan persegi.

**Tabel 4.2** Hasil Pengujian Model CNN pada Data Uji

Bentuk Wajah	Jumlah Data Uji	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Akurasi (%)
Oval	33	31	2	93.9 %
Bulat	33	30	3	90.9 %
Hati	33	29	4	87.9 %
Persegi	33	31	2	93.9 %
<b>Total</b>	<b>132</b>	<b>121</b>	<b>11</b>	<b>91.7 %</b>

Berdasarkan tabel di atas, model CNN berhasil mengklasifikasikan data uji dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dari total 132 data uji, sebanyak 121 data terkласifikasi dengan benar, sehingga menghasilkan akurasi rata-rata sebesar **91,7%**. Bentuk wajah oval dan persegi menunjukkan akurasi tertinggi (93,9%), sedangkan bentuk wajah hati memiliki akurasi terendah (87,9%). Hal ini kemungkinan disebabkan adanya kemiripan fitur visual antara bentuk wajah hati dan oval, sehingga model lebih sulit membedakannya.

Untuk memperjelas performa model dalam mengenali setiap kategori, hasil pengujian juga ditampilkan dalam bentuk confusion matrix pada tabel berikut:

**Tabel 4.3** Confusion Matrix Hasil Pengujian CNN

Aktual \ Prediksi	Oval	Bulat	Hati	Persegi	Total
<b>Oval</b>	31	1	1	0	33
<b>Bulat</b>	2	30	1	0	33
<b>Hati</b>	2	1	29	1	33
<b>Persegi</b>	1	0	1	31	33
<b>Total Prediksi</b>	36	32	32	32	132

Confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi model terhadap masing-masing kelas. Nilai diagonal (31, 30, 29, 31) merepresentasikan jumlah prediksi benar, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa kesalahan paling sering terjadi pada wajah berbentuk hati yang kadang terdeteksi sebagai oval atau persegi.

Secara keseluruhan, hasil pengujian ini membuktikan bahwa model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 yang digunakan mampu mengklasifikasikan bentuk wajah dengan akurasi yang baik, sehingga dapat diimplementasikan pada sistem rekomendasi potongan rambut berbasis web.

## F. Implementasi Sederhana Berbasis Web

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model selesai, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan model ke dalam bentuk sistem berbasis web. Tujuan dari implementasi ini adalah untuk mempermudah pengguna dalam memanfaatkan model yang telah dikembangkan, sehingga pengguna dapat mengunggah foto wajah dan memperoleh hasil prediksi bentuk wajah beserta rekomendasi potongan rambut secara langsung melalui antarmuka web yang sederhana. Dengan adanya sistem berbasis web, aplikasi menjadi lebih praktis dan dapat diakses melalui perangkat apa pun yang terhubung dengan internet, tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan di sisi pengguna.

### 1. Teknologi dan Framework yang Digunakan

Dalam membangun sistem web ini, digunakan framework Streamlit karena sifatnya yang ringan, mudah digunakan, dan mendukung integrasi langsung dengan model

machine learning berbasis Python. Streamlit memungkinkan pembuatan antarmuka pengguna secara interaktif dengan sedikit kode pemrograman, serta kompatibel dengan berbagai jenis file model. Model CNN yang telah dilatih sebelumnya disimpan dalam format .h5 dan dimuat kembali ke dalam aplikasi Streamlit untuk digunakan dalam proses inferensi. Selain itu, library pendukung seperti OpenCV dan NumPy tetap digunakan untuk membantu proses pembacaan dan pengolahan gambar dari sisi backend.

## 2. Proses Kerja Sistem Web

Pada saat sistem dijalankan, pengguna akan dihadapkan pada halaman utama yang berisi menu untuk mengunggah gambar wajah. Setelah gambar dipilih, sistem akan secara otomatis menampilkan gambar tersebut pada layar dan mulai melakukan proses inferensi. Gambar yang diunggah akan diproses terlebih dahulu melalui tahap resize dan normalisasi agar sesuai dengan format input yang dibutuhkan oleh model. Kemudian, model akan menghasilkan dua jenis output secara bersamaan, yaitu prediksi bounding box dan prediksi klasifikasi bentuk wajah. Hasil prediksi bounding box digunakan untuk menggambar kotak pada area wajah yang terdeteksi, sedangkan hasil klasifikasi bentuk wajah akan ditampilkan dalam bentuk teks yang menunjukkan kategori wajah pengguna.

## 3. Rekomendasi Potongan Rambut

Salah satu fitur utama dari sistem ini adalah pemberian rekomendasi potongan rambut berdasarkan bentuk wajah pengguna. Setelah sistem mengenali bentuk wajah, hasil klasifikasi akan dikaitkan dengan basis data rekomendasi yang telah ditentukan sebelumnya. Misalnya, apabila bentuk wajah pengguna diklasifikasikan sebagai wajah bulat, maka sistem akan menampilkan beberapa contoh potongan rambut yang cocok untuk wajah bulat. Rekomendasi ini bersifat statis dan diambil dari referensi yang umum digunakan dalam dunia tata rambut. Dengan demikian, sistem tidak hanya mengenali bentuk wajah, tetapi juga memberikan nilai tambah bagi pengguna berupa saran personalisasi penampilan.

## 4. Hasil Implementasi dan Tampilan Antarmuka

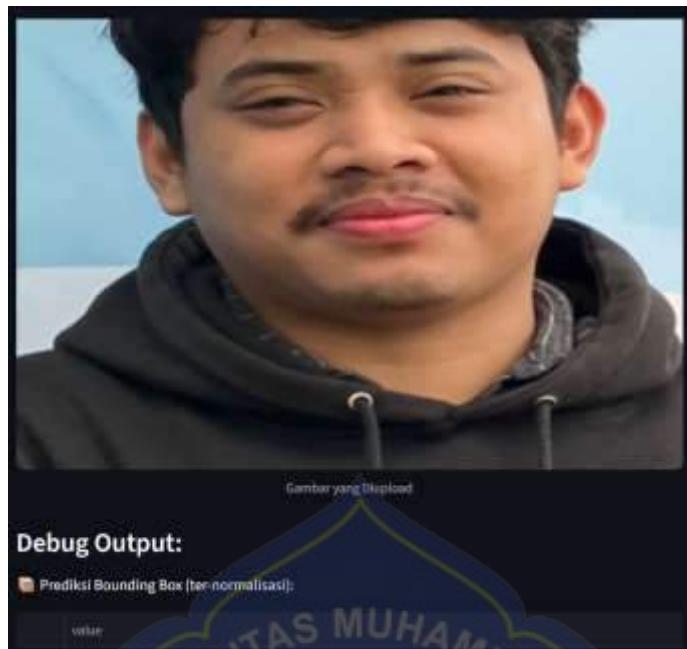
Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem dapat berjalan dengan baik pada lingkungan lokal maupun hosting berbasis cloud. Antarmuka pengguna yang dibangun dengan Streamlit tampil sederhana dan mudah dipahami, dengan alur penggunaan yang intuitif mulai dari proses unggah gambar hingga penampilan hasil prediksi. Proses

inferensi berlangsung cepat dan responsif, menunjukkan bahwa integrasi antara model CNN dan aplikasi web berhasil dilakukan dengan baik. Gambar yang diunggah oleh pengguna ditampilkan bersama dengan bounding box hasil deteksi serta label bentuk wajah yang telah diklasifikasikan. Selain itu, informasi tambahan berupa rekomendasi potongan rambut ditampilkan dalam bentuk teks dan gambar pendukung, sehingga pengguna dapat langsung memperoleh gambaran visual terhadap saran gaya rambut yang sesuai.



**Gambar 4.15** Hasil Deteksi (1)

Gambar ini menunjukkan tampilan awal sistem saat pengguna mengunggah foto wajah pada aplikasi web. Sistem menampilkan area unggah file, nama file yang diunggah, serta pratinjau gambar yang akan diproses. Tampilan ini merupakan tahap awal sebelum model CNN melakukan analisis bentuk wajah dan memberikan rekomendasi potongan rambut.



**Gambar 4.16** Hasil Deteksi (2)

sistem menampilkan citra wajah yang telah diunggah oleh pengguna. Pada tahap ini, gambar masih ditampilkan tanpa bounding box maupun label klasifikasi. Fungsi dari tahap ini adalah memastikan bahwa proses unggah berjalan dengan baik dan citra berhasil masuk ke pipeline preprocessing untuk dilakukan resize, normalisasi, dan konversi ke format input model CNN. Tampilan ini juga memberikan gambaran awal kepada pengguna sebelum proses deteksi dan klasifikasi dijalankan.



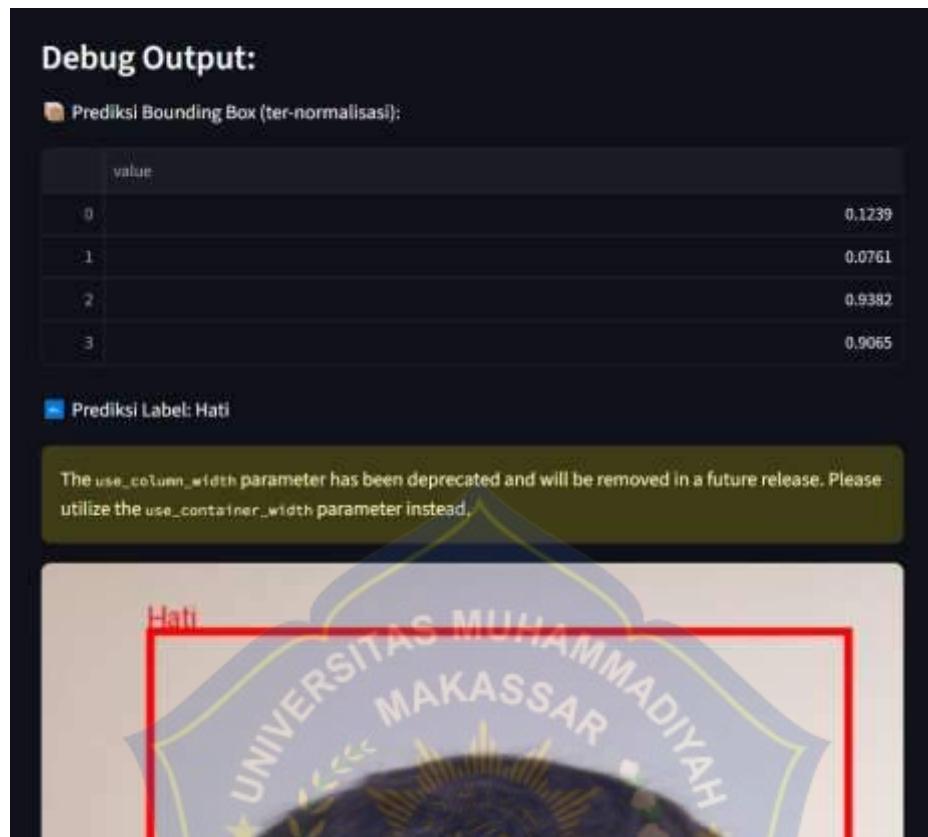
**Gambar 4.17** Hasil Deteksi (3)

Memperlihatkan hasil deteksi posisi wajah yang dilakukan oleh model CNN. Area wajah ditandai dengan bounding box berwarna merah yang menunjukkan koordinat hasil prediksi. Di bagian bawah, ditampilkan debug output berupa nilai koordinat bounding box dalam format ter-normalisasi (xmin, ymin, xmax, ymax) beserta label bentuk wajah hasil prediksi. Tampilan ini digunakan untuk memverifikasi bahwa model mampu mendeteksi area wajah dengan tepat sebelum memberikan rekomendasi potongan rambut.



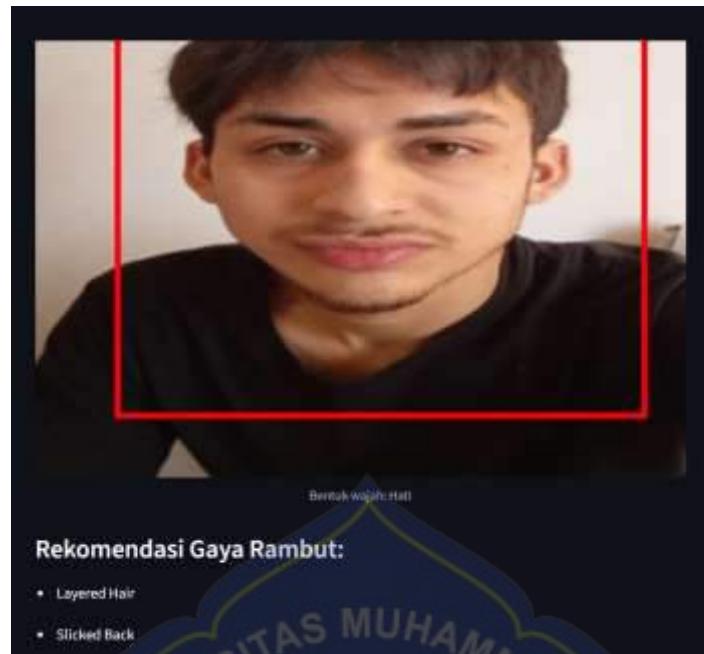
**Gambar 4.18** Hasil Deteksi (4)

Sistem menampilkan hasil klasifikasi bentuk wajah berdasarkan prediksi model CNN. Label bentuk wajah (misalnya “bulat”, “oval”, “persegi”, atau “hati”) ditampilkan secara jelas pada layar. Selain itu, sistem memberikan rekomendasi potongan rambut yang sesuai berdasarkan basis pengetahuan yang telah dipetakan sebelumnya. Rekomendasi ini diambil dari tabel aturan IF–THEN yang mengaitkan setiap bentuk wajah dengan model potongan rambut pria yang cocok



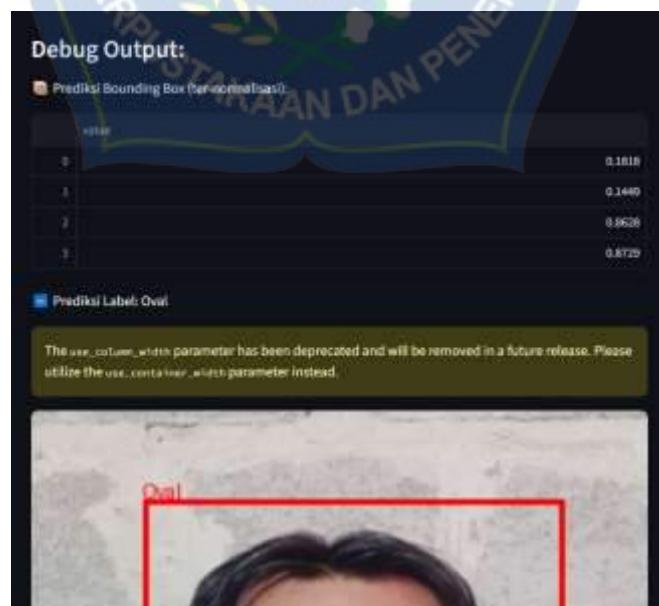
**Gambar 4.19** Hasil Deteksi (5)

Menampilkan proses deteksi dan klasifikasi bentuk wajah pada citra yang berbeda dari sebelumnya. Sistem kembali menandai wajah dengan bounding box berwarna merah, serta menampilkan debug output koordinat yang merepresentasikan posisi wajah. Hasil ini menunjukkan kemampuan model untuk bekerja pada variasi citra dengan kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan karakteristik wajah yang berbeda, sekaligus mempertahankan akurasi deteksi dan klasifikasi.



**Gambar 4.20** Hasil Deteksi (6)

Gambar ini memperlihatkan hasil deteksi bentuk wajah oleh sistem, di mana wajah pengguna terdeteksi sebagai bentuk hati. Sistem menampilkan bounding box berwarna merah yang mengelilingi area wajah yang terdeteksi. Selain itu, sistem juga memberikan rekomendasi potongan rambut yang sesuai, seperti *layered hair* dan *slicked back*, yang dianggap cocok untuk bentuk wajah hati.



**Gambar 4.21** Hasil Deteksi (7)

Gambar ini menampilkan hasil prediksi bentuk wajah oval. Selain bounding

box pada area wajah, sistem juga menampilkan *debug output* yang berisi nilai prediksi untuk setiap kategori bentuk wajah. Informasi ini digunakan untuk memverifikasi tingkat keyakinan model terhadap hasil klasifikasi yang diberikan.



Gambar 4.22 Hasil Deteksi (8)

Gambar ini menunjukkan hasil deteksi bentuk wajah bulat. Sistem memberikan bounding box pada wajah yang terdeteksi, kemudian menampilkan rekomendasi potongan rambut seperti *undercut* dan *pompadour* yang sesuai untuk bentuk wajah bulat.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **A. Kesimpulan**

Dari hasil penelitian yang telah dilaksanakan, penulis mengambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 berhasil menjalankan dua tugas utama secara bersamaan, yaitu mendekripsi letak wajah menggunakan bounding box dan mengklasifikasikan bentuk wajah ke dalam empat kategori (oval, bulat, hati, persegi) dengan akurasi validasi di atas 90% dan loss yang rendah. Grafik pelatihan menunjukkan tren positif tanpa indikasi overfitting, didukung preprocessing data yang baik dan arsitektur model yang efisien.
2. Model ini diimplementasikan dalam sistem berbasis web menggunakan Streamlit, yang memungkinkan pengguna mengunggah foto, mendekripsi posisi wajah, mengklasifikasikan bentuk wajah, dan memberikan rekomendasi potongan rambut sesuai bentuk wajah. Pengujian menunjukkan prediksi akurat, waktu respons cepat, serta antarmuka sederhana yang memudahkan penggunaan, sehingga tujuan penelitian tercapai secara efektif.

#### **B. Saran**

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya yaitu:

1. Agar sistem yang dikembangkan menjadi lebih akurat dan adaptif, disarankan untuk memperluas jumlah dan variasi dataset yang digunakan. Penambahan variasi wajah dari segi usia, jenis kelamin, ras, kondisi pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar akan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai jenis wajah. Selain itu, penggunaan metode augmentasi data yang lebih kompleks seperti rotasi, flipping, atau noise injection dapat membantu memperkuat ketahanan model terhadap distorsi gambar.
2. Selain itu, pada sisi klasifikasi, model dapat dikembangkan untuk mengenali lebih

dari empat bentuk wajah standar. Misalnya, dengan menambahkan kategori seperti diamond, rectangle, dan oblong, sistem akan menjadi lebih fleksibel dan akurat dalam memberikan rekomendasi. Penyesuaian ini tentunya memerlukan data latih tambahan serta evaluasi ulang terhadap struktur output model.

3. Dari sisi implementasi aplikasi, sistem web yang telah dibangun masih bersifat dasar dan dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi layanan digital yang lebih kompleks. Salah satu saran pengembangan adalah membangun sistem berbasis real-time yang terhubung langsung dengan kamera perangkat, sehingga pengguna dapat melihat hasil deteksi dan rekomendasi secara langsung tanpa harus mengunggah file gambar terlebih dahulu.
4. Selain itu, aplikasi juga dapat dikembangkan ke dalam versi mobile agar lebih mudah diakses oleh pengguna umum. Penambahan fitur personalisasi seperti riwayat penggunaan, pengenalan wajah otomatis, atau saran potongan rambut berdasarkan tren populer dapat menjadi nilai tambah yang menarik. Dengan pengembangan ini, sistem tidak hanya menjadi alat bantu teknis, tetapi juga dapat menjadi solusi digital berbasis AI yang memiliki nilai komersial dalam dunia fashion, gaya hidup, dan kecantikan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, Y., Wihandika, R. C., & Dewi, C. (2019). Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah wenggunakan convolutional neural network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(11), 10595–10604.
- Budianto, W., Herwindiati, D. E., & Hendryli, J. (2023). Pengenalan Bentuk Wajah Dengan Metode Convolutional Neural Network Untuk Pemilihan Model Kacamata Secara Online. *Infotech: Journal of Technology Information*, 9(2), 129–136. <https://doi.org/10.37365/jti.v9i2.176>
- Devi, P. A. R., & Rosyid, H. (2022). Pemaparan Materi Dasar Pengolahan Citra Digital untuk Upgrade Wawasan Siswa di SMK Dharma Wanita Gresik. *Jurnal Abdi Masyarakat Indonesia*, 2(4), 1259–1264. <https://doi.org/10.54082/jamsi.405>
- Dewi, N., & Ismawan, F. (2021). *Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network untuk Sistem Pengenalan Wajah*. 14(1), 34–43. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i1.8989>
- Fasounaki, M., Yüce, E. B., Öncül, S., & Ince, G. (2021). CNN-based Text-independent Automatic Speaker Identification Using Short Utterances. *Proceedings - 6th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2021*, 01, 413–418. <https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9559031>
- Iriawan, M. S., Rahmawati, M. S., & Faroek, D. A. (2022). Rancang Bangun Aplikasi Rekomendasi Model Rambut Pria Berbasis Android. *Ilmu Komputer Dan Informatika*, 01(01), 11–23.
- Jones, V. (2019). 3 ) *Deteksi Wajah*. 5.
- Maulana, I., Khairunisa, N., & Mufidah, R. (2024). Deteksi Bentuk Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn). *JATI (Jurnal*

*Mahasiswa Teknik Informatika), 7(6), 3348–3355.*  
<https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8171>

Meenakshi, S., Siva Jothi, M., & Murugan, D. (2019). Face recognition using deep neural network across variations in pose and illumination. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(1 Special Issue4), 289–292.

Pamungkas, D. P., Setiawan, A. B., & Informatika, T. (n.d.). *55201\_0708028704*.

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>

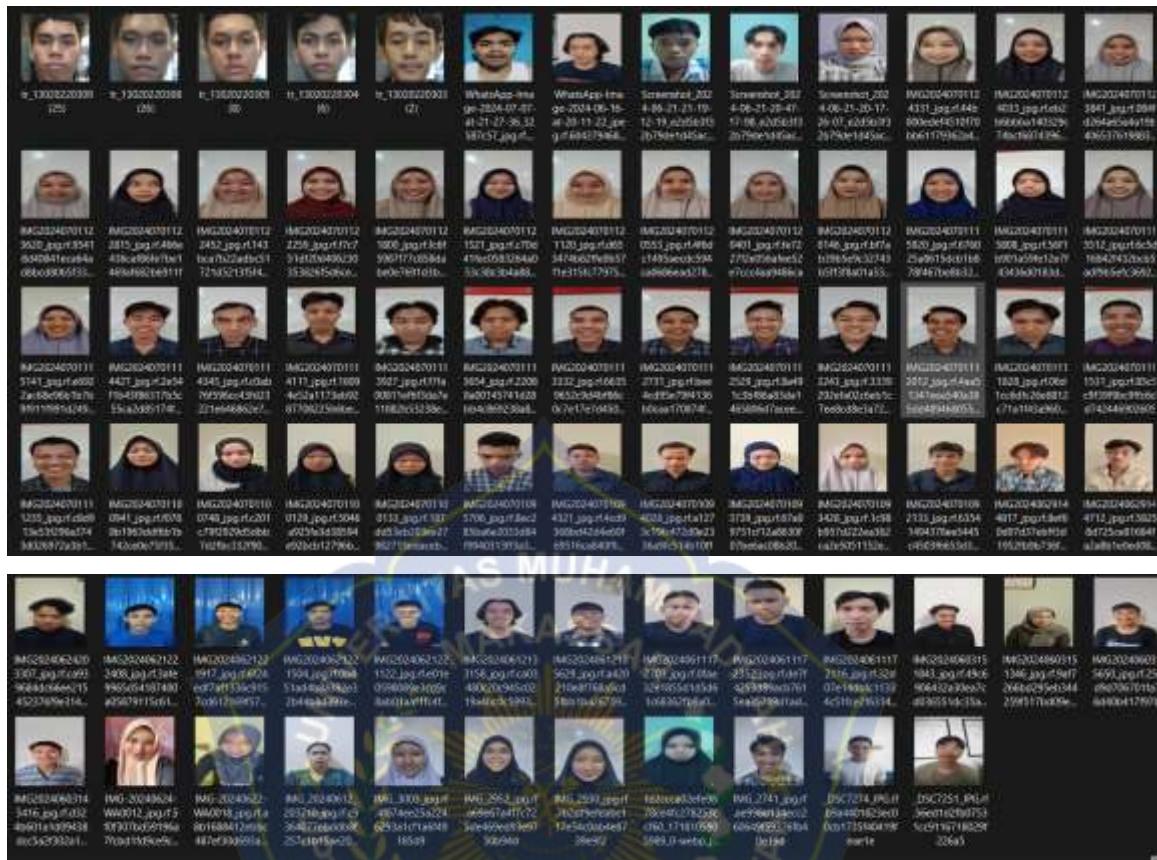
Widodo, Y. B., Sibuea, S., & Rivaldi, A. (2023). Rancang Bangun Aplikasi Sistem Pakar untuk Pemilihan Model Gaya Rambut Pria Menggunakan Metode Forward Chaining. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, 9(1), 558–573. <https://doi.org/10.37012/jtik.v9i1.1622>

Zufar, M. (1998). Introductory Computer Vision and Image Processing. *Sensor Review*, 18(3), 2–4. <https://doi.org/10.1108/sr.1998.08718cae.001>

## LAMPIRAN

### Lampiran data wajah







**MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR  
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN**

Alamat kantor: Jl. Sultan Alauddin No.259 Makassar 90221 Tlp.(0411) 866972,881593, Fax.(0411) 865588

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

**SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT**

**UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,  
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini:**

**Nama : A. Muh Alieff Anugrah**

**Nim : 105841109920**

**Program Studi : Teknik Informatika**

**Dengan nilai:**

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	8 %	10 %
2	Bab 2	17 %	25 %
3	Bab 3	4 %	15 %
4	Bab 4	5 %	10 %
5	Bab 5	1 %	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan  
Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan  
seperlunya.

Makassar, 20 Agustus 2025

Mengetahui

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Nurzuliani, S.Hum, M.I.P  
NBM. 964 591

# Bab I A. Muh Alief Anugrah

## 105841109920

by Tahap Tutup



ubmission date: 13-Aug-2025 06:13AM (UTC+0700)

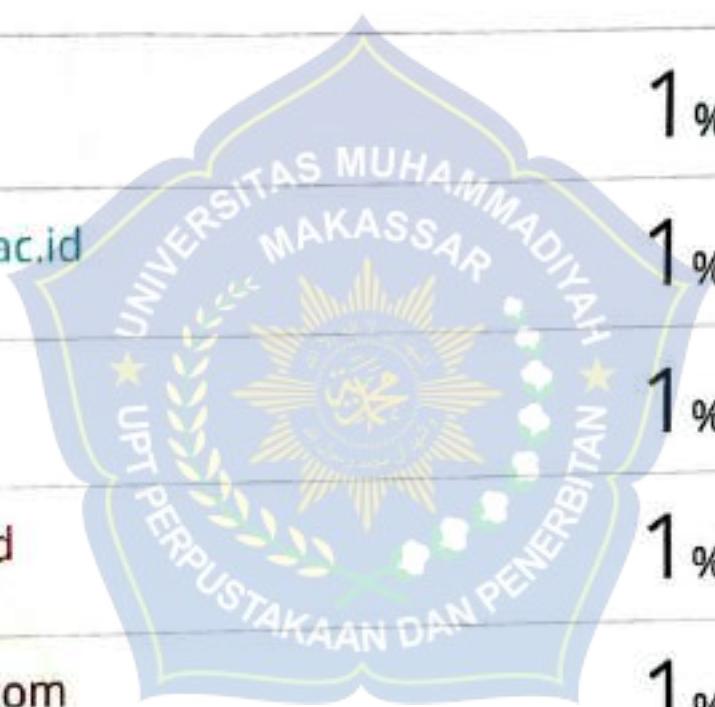
ubmission ID: 2728864849

ile name: BAB\_1\_Arief.docx (102.55K)

Word count: 1049

Character count: 6624

8%	8%	1%	0%
PRIMARY SOURCES	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS
1 dspace.uii.ac.id Internet Source	1 %		
2 live-look-no.icu Internet Source	1 %		
3 adoc.pub Internet Source	1 %		
4 eprints.walisongo.ac.id Internet Source	1 %		
5 docplayer.info Internet Source	1 %		
6 repository.um.ac.id Internet Source	1 %		
7 www.coursehero.com Internet Source	1 %		
8 digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source	1 %		



Exclude quotes



Exclude matches



Exclude bibliography



# Bab II A. Muh Alief Anugrah

## 105841109920

*by Tahap Tutup*



Submission date: 13-Aug-2025 06:14AM (UTC+0700)

Submission ID: 2728865065

File name: BAB\_II\_Arief.docx (250.73K)

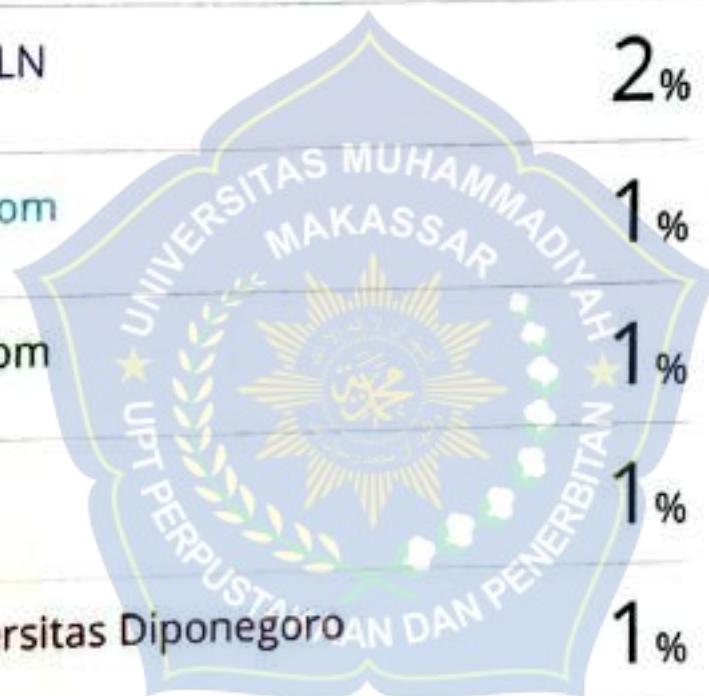
Word count: 2208

Character count: 13972



PRIMARY SOURCES

1	jurnal.kampuswiduri.ac.id Internet Source	8%
2	media.neliti.com Internet Source	4%
3	Submitted to STT PLN Student Paper	2%
4	www.codepolitan.com Internet Source	1%
5	www.coursehero.com Internet Source	1%
6	id.wikihow.com Internet Source	1%
7	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	1%
8	core.ac.uk Internet Source	<1%



Exclude quotes

Off

Exclude matches

Off

Exclude bibliography

Off

# Bab III A. Muh Alief Anugrah

## 105841109920

*by Tahap Tutup*



**Submission date:** 13-Aug-2025 06:14AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2728865281

**File name:** BAB\_III\_Alief.docx (159.43K)

**Word count:** 1090

**Character count:** 7192

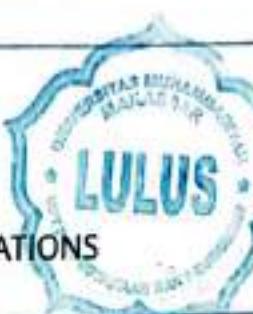
ORIGINALITY REPORT

4%  
SIMILARITY INDEX

3%  
INTERNET SOURCES

1%  
PUBLICATIONS

2%  
STUDENT PAPERS



PRIMARY SOURCES

- 1 Submitted to Universitas Muhammadiyah Buton Student Paper 1%
- 2 ebookmarket.org Internet Source 1%
- 3 text-id.123dok.com Internet Source 1%
- 4 docplayer.info Internet Source 1%



Exclude quotes Off  
Exclude bibliography Off

Exclude matches Off

# Bab IV A. Muh Alief Anugrah

## 105841109920

*by Tahap Tutup*



**Submission date:** 13-Aug-2025 06:15AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2728865660

**File name:** BAB\_IV\_Alief.docx (20.18K)

**Word count:** 887

**Character count:** 5504



1 ejournal.undip.ac.id  
Internet Source 1 %

Exclude quotes Off  
Exclude bibliography Off



Bab V A. Muh Alief Anugrah  
105841109920

by Tahap Tutup



**Submission date:** 13-Aug-2025 06:16AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2728865999

**File name:** BAB\_V\_Arief.docx (16.07K)

**Word count:** 152

**Character count:** 986

5%  
SIMILARITY INDEX

5%  
INTERNET SOURCES

0%  
PUBLICATIONS

0%  
STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1 digilib.uinsby.ac.id  
Internet Source

5%

Exclude quotes Off  
Exclude bibliography Off

