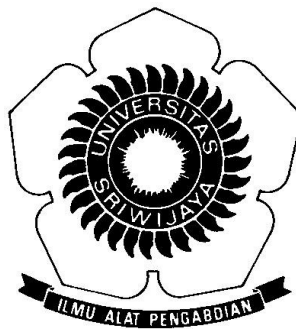


**Pengenalan Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan
Pendekatan *Angular Margin Loss***

*Diajukan Untuk Menyusun Skripsi
di Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer UNSRI*



Oleh:

Ferza Reyaldi
NIM: 09021281924060

**Jurusan Teknik Informatika
FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA
Tahun 2022**

LEMBAR PENGESAHAN PROPOSAL SKRIPSI

Pengenalan Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Pendekatan *Angular Margin Loss*

Oleh:

Ferza Reyaldi

NIM: 09021281924060

Palembang, 6 Oktober 2022

Pembimbing 1

Pembimbing 2

Dr. Muhammad Fachrurrozi, M.T.
NIP 198005222008121002

Muhammad Qurhanul Rizqie, M.T., Ph.D

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika

Alvi Syahrini Utami, M.Kom.
NIP 197812222006042003

DAFTAR ISI

Halaman

COVER.....	i
LEMBAR PENGESAHAN PROPOSAL SKRIPSI.....	ii
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR TABEL.....	v
DAFTAR GAMBAR.....	vi

BAB I PENDAHULUAN

1.1	Pendahuluan	I-1
1.2	Latar Belakang Masalah	I-1
1.3	Rumusan Masalah	I-3
1.4	Tujuan Penelitian.....	I-3
1.5	Manfaat Penelitian.....	I-4
1.6	Batasan Masalah.....	I-4
1.7	Sistematika Penulisan.....	I-4
1.8	Kesimpulan.....	I-5

BAB II KAJIAN LITERATUR

2.1	Pendahuluan	II-1
2.2	Landasan Teori	II-1
2.2.1	Citra Digital.....	II-1
2.2.2	Pengenalan Wajah	II-2
2.2.3	Facial Landmark.....	II-3
2.2.4	Deep Learning	II-4
2.2.5	Convolutional Neural Network	II-4
2.2.6	<i>Additive Angular Margin Loss</i>	II-6
2.2.7	TensorFlow.....	II-7
2.2.8	Metrik Evaluasi	II-8
2.2.9	Rational Unified Process (RUP)	II-10
2.3	Penelitian Lain yang Relevan.....	II-11

2.3.1	Mandal, B., Okeukwu, A., & Theis, Y. (2021). Masked Face Recognition using ResNet-50.....	II-12
2.3.2	Li, Y., Guo, K., Lu, Y., & Liu, L. (2021). Cropping and Attention Based Approach for Masked Face Recognition.	II-12
2.3.3	Hariri, W. (2021). Efficient Masked Face Recognition Method during The COVID-19 Pandemic.	II-13
2.4	Kesimpulan.....	II-13

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1	Pendahuluan	III-1
3.2	Pengumpulan Data	III-1
3.2.1	Jenis Data	III-1
3.2.2	Sumber Data	III-1
3.2.3	Metode Pengumpulan Data	III-2
3.3	Tahapan Penelitian	III-2
3.3.1	Akuisisi Data	III-3
3.3.2	Kerangka Kerja	III-3
3.3.3	Kriteria Pengujian	III-5
3.3.4	Format Data Pengujian.....	III-5
3.3.5	Alat yang Digunakan dalam Pengujian	III-6
3.3.6	Pengujian Penelitian	III-6
3.3.7	Analisis Hasil Pengujian	III-7
3.4	Metode Pengembangan Perangkat Lunak	III-7
3.4.1	Fase Insepsi	III-7
3.4.2	Fase Elaborasi	III-7
3.4.3	Fase Konstruksi	III-8
3.4.4	Fase Transisi.....	III-8
3.5	Manajemen Proyek Penelitian.....	III-9
3.6	Kesimpulan.....	III-12

DAFTAR PUSTAKA	vii
----------------------	-----

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel III-1. Tabel Evaluasi Model CNN dengan <i>Additive Angular Margin Loss</i>	III-6
Tabel III-2. WBS Penelitian Pengenalan Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Teknik <i>Additive Angular Margin Loss</i>	III-9

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar II-1. Representasi Elemen Citra Digital	II-2
Gambar II-2. Facial Landmark.....	II-3
Gambar II-3. Sampel wajah yang telah teranota <i>facial landmark</i>	II-3
Gambar II-4. Contoh proses kerja CNN	II-5
Gambar II-5. Arsitektur ResNet-50	II-6
Gambar II-6. Confusion matrix.....	II-8
Gambar II-7. Fase-fase RUP	II-11
Gambar III-1. Tahapan-tahapan penelitian.....	III-2
Gambar III-2. Diagram Alir Klasifikasi Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Teknik <i>Additive Angular Margin Loss</i>	III-3

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Pendahuluan

Bab I membahas latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, sistematika penulisan dan kesimpulan berdasarkan penelitian yang diajukan secara rinci.

1.2 Latar Belakang Masalah

Pengenalan wajah adalah salah satu solusi pengenalan biometrik yang lebih disukai karena tidak memerlukan kontak langsung dengan pengguna dan tingkat akurasi yang dicapai tinggi. Namun, wajib pemakaian masker wajah mulai diberlakukan di tempat-tempat umum saat Pandemi Covid-19 yang bertujuan untuk menjaga agar pandemi tetap terkendali (Boutros et al., 2021). Hal tersebut menyebabkan oklusi parsial pada wajah dikarenakan pemakaian aksesoris pakaian berupa masker tidak dapat dihindari (Montero et al., 2021). Masalah khusus ini menjadi tantangan utama di bidang pengenalan wajah dikarenakan fitur-fitur wajah yang tersedia berkurang (Hariri, 2022). Hal ini dikarenakan pengenalan wajah memainkan peran penting dalam kehidupan sehari-hari seperti pemeriksaan paspor, ATM, kartu kredit, verifikasi pemilih (*voter verification*), pintu pintar, investigasi kriminal atau teroris dan banyak tujuan lainnya (Ejaz et al., 2019).

Metode-metode seperti *Principal Component Analysis* (Ejaz et al., 2019) dan *Convolutional Neural Network* (Mandal et al., 2021) diusulkan oleh peneliti untuk melakukan ekstraksi fitur pada citra wajah.

Principal Component Analysis (PCA) adalah prosedur statistik yang juga didefinisikan sebagai transformasi linier ortogonal. Algoritma ini menekankan variasi dan memunculkan pola yang kuat dalam kumpulan data. Ini digunakan untuk meminimalkan dataset besar ke dataset kecil masih berisi hampir semua informasi sebagai dataset besar. Namun, pengenalan wajah memiliki tingkat pengenalan yang buruk dikarenakan fitur dari wajah bermasker lebih sedikit menyebabkan turunnya tingkat pengenalan (Ejaz et al., 2019).

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur *deep learning* yang tersusun atas banyak layer, seperti *input layer*, *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* (Xiong et al., 2017). Arsitektur CNN cocok digunakan untuk masalah klasifikasi karena CNN dapat melakukan ekstraksi dan mempelajari fitur - fitur pada data secara otomatis (Chandra et al., 2017). Namun arsitektur CNN membutuhkan daya komputasi yang cukup tinggi dikarenakan penggunaan filter berupa matriks 2 dimensi dalam ekstraksi fitur pada data (Nurmaini et al., 2020).

Angular Margin Loss adalah *loss function* yang memungkinkan untuk mendapatkan fitur yang sangat diskriminatif untuk pengenalan wajah. *Angular Margin Loss* memiliki interpretasi geometris yang jelas karena korespondensi yang tepat dengan jarak geodesik pada *hypersphere* (Deng et al., n.d.).

Pada penelitian ini, *Angular Margin Loss* diimplementasikan pada arsitektur CNN yang akan dilatih untuk meningkatkan tingkat diskriminatif fitur-fitur pada citra wajah bermasker yang terbatas.

1.3 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Pengenalan citra wajah bermasker lebih sulit dibandingkan pengenalan wajah tanpa masker dikarenakan sebagian besar fitur-fitur wajah tertutup oleh masker.
2. Performa model identifikasi wajah bermasker pada model CNN dengan metode yang diajukan pada penelitian sebelumnya memiliki akurasi yang rendah.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Membangun model pengenalan citra wajah bermasker menggunakan algoritma CNN dengan pendekatan *Angular Margin Loss*.
2. Mengukur dan mengetahui akurasi model pengenalan citra wajah bermasker menggunakan algoritma CNN dengan pendekatan *Angular Margin Loss*.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian yang dijalankan diharapkan memberi manfaat sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat membantu dalam pengembangan model identifikasi citra wajah bermasker yang lebih baik.
2. Penelitian ini dapat menjadi rujukan dalam penelitian lebih lanjut mengenai pengenalan wajah bermasker menggunakan algoritma CNN.

1.6 Batasan Masalah

Untuk mencegah penelitian ini terlalu meluas dan tidak terarah, peneliti membatasi lingkup masalah pada penelitian ini dengan rincian sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan untuk melatih model CNN dimensi adalah *Real-World Masked Face Dataset (RMFD)*.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

BAB I. PENDAHULUAN

Bab ini membahas secara rinci tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, sistematika penulisan, dan kesimpulan.

BAB II. KAJIAN LITERATUR

Bab ini membahas secara rinci mengenai penelitian – penelitian lain yang relevan dan landasan teori yang menjadi dasar dalam menyusun penelitian ini.

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas secara rinci mengenai kerangka kerja, instrumen penelitian, data yang digunakan dalam penelitian, dan perencanaan dari kegiatan – kegiatan penelitian.

BAB IV. PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK

Bab ini membahas secara rinci mengenai proses pengembangan perangkat lunak yang sudah direncanakan pada BAB III, dan melakukan pengujian pada perangkat lunak yang digunakan untuk penelitian.

BAB V. HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

Bab ini membahas secara rinci mengenai hasil dari perangkat lunak yang digunakan pada penelitian dan melakukan analisa pada hasil tersebut.

BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini membahas secara rinci mengenai kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran – saran yang dapat digunakan untuk mengembangkan penelitian tersebut.

1.8 Kesimpulan

Bab I menjelaskan terkait latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, Batasan masalah dan sistematika penulisan. Berdasarkan

penjelasan diatas, penelitian dalam pengenalan citra wajah bermasker menggunakan CNN dengan teknik *Angular Margin Loss* diharapkan memberikan hasil yang baik sesuai hipotesis.

BAB II

KAJIAN LITERATUR

2.1 Pendahuluan

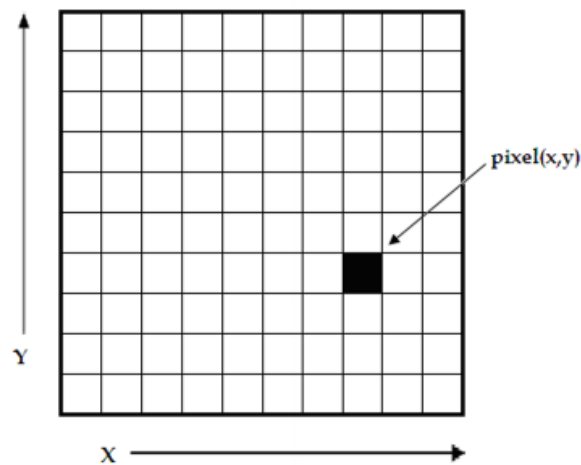
Bab ini berisi landasan teori yang berhubungan dengan masalah yang diteliti, penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian yang diajukan dalam beberapa tahun terakhir, dan hipotesis yang diajukan.

2.2 Landasan Teori

Bab ini berisi mengenai dasar-dasar teori yang berhubungan dengan pengenalan citra wajah Bermasker menggunakan CNN dan pendekatan *Angular Margin Loss*. Bab ini juga menjelaskan penelitian lain mengenai metode yang pernah digunakan dalam beberapa tahun terakhir serta membahas beberapa dasar teori yang mendukung penelitian ini.

2.2.1 Citra Digital

Citra adalah representasi visual dari suatu objek. Citra digital adalah proyeksi citra tiga dimensi ke dalam bidang dua dimensi. Citra digital direpresentasikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y mewakili lokasi elemen citra atau piksel (*pixel*) dan memiliki intensitas nilai yang diskrit. Secara matematis, citra digital digambarkan sebagai representasi matriks dari citra dua dimensi menggunakan sejumlah elemen sel titik yang terbatas yang disebut *pixel* (Tyagi, 2018).



Gambar II-1. Representasi Elemen Citra Digital

2.2.2 Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah (*face recognition*) merupakan subdivisi masalah dari pengenalan pola visual. Teknologi pengenalan wajah merupakan teknologi biometrik yang melakukan identifikasi seseorang berdasarkan fitur-fitur wajahnya (*facial features*) (L. Li et al., 2020). Teknologi ini banyak disukai dikarenakan pengenalan wajah tanpa memerlukan kontak langsung dengan pengguna dan memiliki tingkat akurasi tinggi (Boutros et al., 2021).

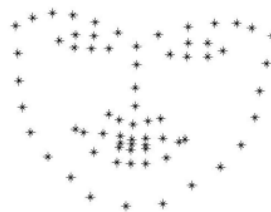
Sistem pengenalan wajah mencakup deteksi wajah (*face detection*), posisi wajah (*face position*), dan pengenalan identitas (*identity recognition*). Algoritma deteksi wajah adalah untuk mengetahui sistem koordinat semua wajah dalam satu citra. Algoritma ini melakukan pemindaian seluruh citra untuk menentukan apakah area kandidat adalah wajah. Keluaran dari deteksi wajah dapat berbentuk persegi, persegi panjang, dll. Posisi wajah adalah posisi koordinat fitur wajah dalam sistem

koordinat deteksi wajah. Dibandingkan dengan deteksi wajah, waktu perhitungan algoritma penentuan posisi wajah jauh lebih singkat (L. Li et al., 2020).

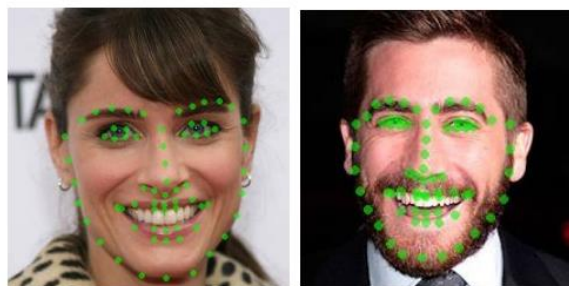
Pada penelitian ini, penulis menggunakan salah satu algoritma *deep learning* dalam membangun model klasifikasi citra wajah bermasker dengan bantuan TensorFlow sebagai *library* utama.

2.2.3 Facial Landmark

Dalam visi komputer, wajah manusia dikenali melalui tengara wajah (*facial landmark*). *Facial landmark* mendefinisikan bentuk wajah. *Facial landmark detection* biasanya dilakukan melalui proses pelokalan titik kunci wajah *fiducial* (fidusia) (Wu & Ji, 2019). Titik kunci wajah tersebut antara lain sudut mata, ujung hidung, bibir, dll (Zhang et al., 2018).



Gambar II-2. Facial Landmark



Gambar II-3. Sampel wajah yang telah teranota *facial landmark*

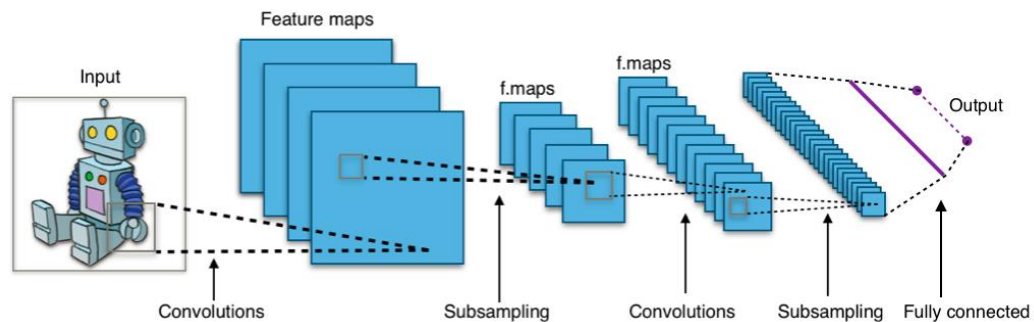
2.2.4 Deep Learning

Pembelajaran mendalam (*deep learning*) adalah cabang ilmu dari pembelajaran mesin (*machine learning*). *Deep learning* dapat mengetahui fitur-fitur data melalui pembelajaran untuk permasalahan klasifikasi secara otomatis tanpa perlu melalui tahap ekstraksi fitur secara spesifik (L. Li et al., 2020).

Deep learning telah menunjukkan tingkat akurasi superior pada sistem pengenalan wajah (Anwar & Raychowdhury, 2020), sehingga *deep learning* disebut algoritma *state-of-the-art* (termutakhir) dari sistem pengenalan wajah. *Deep learning* ini belajar untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari citra wajah dan menanamkannya ke dalam vektor n-dimensi dengan jarak antar kelas yang kecil dan jarak antar kelas yang besar (Montero et al., 2021).

2.2.5 Convolutional Neural Network

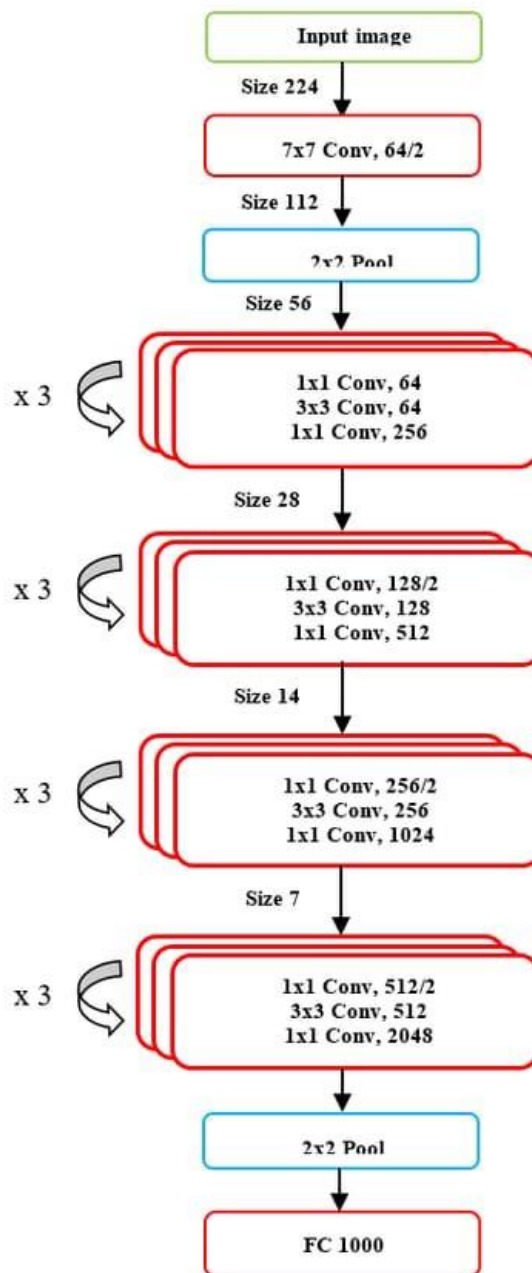
Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang paling efektif. CNN telah banyak menunjukkan keunggulannya dalam berbagai aplikasi seperti klasifikasi gambar (*image classification*), pengenalan objek (*object recognition*), pengambilan objek (*object retrieval*), dan deteksi objek (*object detection*). CNN bisa terdiri atas banyak lapisan berjenjang (*cascaded layer*). Lapisan-lapisan berjenjang tersebut berfungsi untuk mengontrol tingkat pergeseran, skala, dan distorsi. Jenis lapisan-lapisan berjenjang tersebut antara lain *input layer*, *convolutional layer*, *subsampling layer*, *full-connected layer*, dan *output layer* (Alzu'bi et al., 2021). Berikut pada Gambar II-4 merupakan contoh proses kerja dari CNN.



Gambar II-4. Contoh proses kerja CNN

Pada penerapannya, terdapat banyak model pra-latih CNN yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi. *AlexNet*, *AlexNetOWTbn*, *GooLeNet*, *Overfeat*, *VGG* merupakan sekian contoh arsitektur model CNN yang umum digunakan. Arsitektur-arsitektur tersebut menggunakan banyak lapisan konvolusi. Namun, hal tersebut menyebabkan muncul masalah baru, seperti sulitnya optimasi jaringan, masalah gradien menghilang, dan masalah degradasi (Mukti & Biswas, 2019).

Ide baru yang dapat ditawarkan untuk permasalahan tersebut adalah *Residual Network* (ResNet). ResNet memiliki kelebihan untuk menyelesaikan tugas-tugas rumit dan juga meningkatkan akurasi deteksi. ResNet mencoba mengatasi kesulitan dalam proses pelatihan CNN yang dalam, kejenuhan dan penurunan akurasi. Dalam penelitian, penulis menggunakan arsitektur ResNet-50. Sesuai dengan namanya, ResNet-50 menggunakan 50 lapisan residual (*residual layer*). Pada Gambar II-5 menunjukkan arsitektur model CNN ResNet-50 (Mukti & Biswas, 2019).



Gambar II-5. Arsitektur ResNet-50

2.2.6 Additive Angular Margin Loss

Additive Angular Margin Loss atau yang disebut juga dengan ArcFace, adalah salah satu jenis *loss function* yang dapat digunakan dalam membangun model *Deep*

Convolutional Neural Network (DCNN). Keuntungan-keuntungan penggunaan ArcFace sebagai *loss function* dapat dirangkum atas empat hal, yaitu *engaging*, *effective*, *easy*, dan *efficient* (Deng et al., n.d.).

- *Engaging*, ArcFace secara langsung mengoptimalkan jarak batas geodesik (*geodesic distance margin*)
- *Effective*, ArcFace mencapai kinerja mutakhir pada sepuluh tolok ukur pengenalan wajah termasuk set data gambar dan video skala besar.
- *Easy*, ArcFace hanya membutuhkan beberapa baris dan mudah diimplementasikan pada *deep learning* berbasis grafik komputasi.
- *Efficient*, ArcFace hanya menambahkan kompleksitas komputasi yang dapat diabaikan selama pelatihan.

Secara matematis, ArcFace dapat dirumuskan seperti rumus II-1.

$$L_3 = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \frac{e^{s(\cos(\theta_{y_i} + m))}}{e^{s(\cos(\theta_{y_i} + m))} + \sum_{j=1, j \neq y_i}^n e^{s \cos \theta_j}}. \quad (\text{II-1})$$

Keterangan:

L_3 : Additive Angular Margin Loss

N : batch siz

m : angular margin penalty

y_i : kelas ke- y_i

2.2.7 TensorFlow

TensorFlow merupakan *open-source library* pengembangan model jaringan syaraf tiruan yang dikembangkan oleh Google. TensorFlow bersifat fleksibel dan

scalable untuk komputasi numerik menggunakan grafik aliran data. Pustaka ini memungkinkan pengguna memprogram dan melatih jaringan saraf dan model pembelajaran mesin lainnya secara efisien dan men-*deploy*-nya ke tahap produksi (Pang et al., 2020).

TensorFlow memungkinkan membangun model dalam tiga cara, yaitu model sekuensial (*sequential model*), *functional API*, dan model pra-latih (*pre-trained model*) (Sanchez et al., 2020).

2.2.8 Metrik Evaluasi

Evaluasi model klasifikasi dapat dilakukan menggunakan *Confusion matrix*. *Confusion matrix* digunakan sebagai alat visualisasi evaluasi model pada permasalahan *supervised learning*. Kolom matriks mewakili kelas prediksi (*predicted class*) dan baris mewakili kelas sebenarnya (*actual class*) (Novandya, 2017).

Pada Gambar II-6 menunjukkan bentuk dari *confusion matrix*.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar II-6. Confusion matrix

Confusion matrix terdiri dari 4 kategori nilai, yaitu:

- *True Positive* (TP)

Model memprediksi kelas dengan benar, prediksi positif dan nilai sebenarnya positif.

- *True Negative* (TN)

Model memprediksi kelas dengan benar, prediksi negatif dan nilai sebenarnya negatif.

- *False Positive* (FP)

Model salah prediksi kelas, prediksi positif dan nilai sebenarnya negatif.

- *False Negative* (FN)

Model salah prediksi kelas, prediksi negatif dan nilai sebenarnya positif.

Perhitungan *confusion matrix* menghasilkan empat keluaran yang dapat dijadikan tolak ukur mengukur performa model, yaitu *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F-1 Score* (Saputro & Sari, 2020). Pada penelitian yang dilakukan, penulis menggunakan keempat metrik tersebut.

- *Accuracy*

Accuracy merupakan jumlah model benar memprediksi kelas (*true positive* dan *true negative*) dibagi dengan total semua hasil prediksi.

Secara matematis, *Accuracy* dirumuskan seperti pada rumus II-2.

$$acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (II-2)$$

- *Recall*

Recall merupakan perhitungan dari kondisi ketika kelas aktualnya positif, seberapa sering model memprediksi positif. Secara matematis, *recall* dirumuskan seperti pada rumus II-3.

$$r = \frac{TP}{FN+TP} \times 100\% \quad (\text{II-3})$$

- *Precision*

Precision merupakan hasil perhitungan dari ketika model memprediksi positif, seberapa sering prediksi tersebut bernilai benar. Secara matematis, *precision* dirumuskan seperti pada rumus II-4.

$$p = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (\text{II-4})$$

- *F-1 Score*

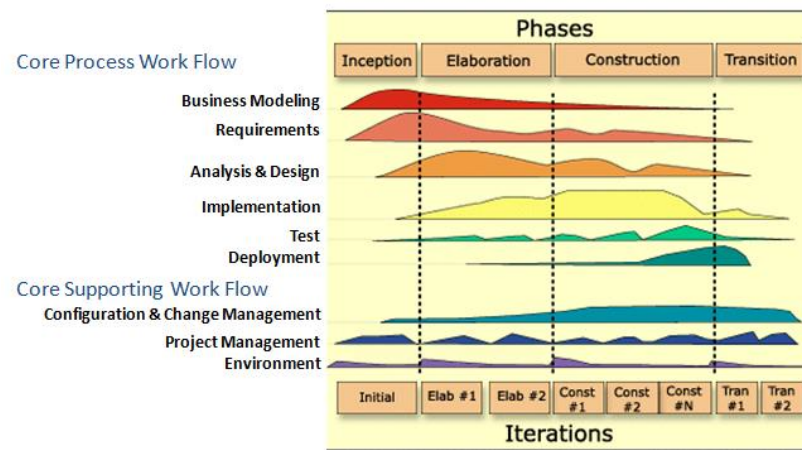
F-1 Score merupakan nilai rata-rata harmonic dari *precision* dan *recall*. Secara matematis, *F-1 Score* dirumuskan seperti pada rumus II-5.

$$FM = 2 \times \frac{p \times r}{p + r} \times 100\% \quad (\text{II-5})$$

2.2.9 Rational Unified Process (RUP)

Rational Unified Process (RUP) adalah metode pengembangan perangkat lunak yang digunakan dalam proses pengembangan sistem pengenalan citra wajah bermasker. RUP adalah metode pengembangan perangkat lunak yang bersifat *architecture-centric* dan berorientasi *use case driven*. RUP dilakukan secara berulang-ulang (*iterative*). Dalam penerapannya, setiap iterasi RUP terbagi atas 4

fase pengembangan sistem, yaitu fase inepsi, fase elaborasi, fase konstruksi, dan fase transisi (Hakim & Rizky, 2020). Visualisasi fase-fase dalam RUP dapat dilihat pada Gambar II-7.



Gambar II-7. Fase-fase RUP

Dalam setiap iterasi, serangkaian aktivitas dilaksanakan. Aktivitas-aktivitas tersebut disebut disiplin (*disciplines*). Disiplin tersebut dibagi atas dua jenis, yaitu disiplin utama dan disiplin pendukung. Disiplin utama antara lain *business modelling*, *requirements*, *analysis and design*, *implementation*, dan *testing and deployment*. Sedangkan disiplin pendukung adalah manajemen konfigurasi dan perubahan, manajemen proyek, serta lingkungan. Secara umum, mayoritas aktivitas hanya dilakukan pada satu fase (Shafiee et al., 2020).

2.3 Penelitian Lain yang Relevan

Dalam proses penyusunan skripsi, terdapat beberapa-beberapa referensi penelitian-penelitian sebelumnya yang digunakan penulis sebagai pendukung dan penunjang proses penelitian, diantaranya:

2.3.1 Mandal, B., Okeukwu, A., & Theis, Y. (2021). Masked Face Recognition using ResNet-50.

Penelitian pengenalan wajah bermasker pernah dilakukan oleh (Mandal et al., 2021) menggunakan salah satu arsitektur model pra-latih CNN, yaitu ResNet-50. Penelitian dilakukan bertujuan untuk menjawab tantangan ditengah Pandemi Covid-19 untuk membangun sistem pengenalan wajah yang dapat mengenali citra wajah bermasker. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah RMFD. Pengujian hasil penelitian menggunakan metrik akurasi dengan melakukan perbandingan terhadap model pengenalan wajah bermasker dan model pengenalan wajah tidak bermasker. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi dari model pengenalan wajah bermasker adalah 47,9%, sedangkan tingkat akurasi dari model pengenalan wajah tidak bermasker adalah 89,7%.

2.3.2 Li, Y., Guo, K., Lu, Y., & Liu, L. (2021). Cropping and Attention Based Approach for Masked Face Recognition.

Topik pengenalan wajah bermasker pernah diteliti oleh (Y. Li et al., 2021) dengan menggunakan pendekatan *cropping-based* yang diintegrasikan dengan *Convolutional Block Attention Module* (CBAM). Pendekatan *cropping-based* digunakan penulis bertujuan untuk mencari titik pemotongan optimal (*optimal cropping*) dari masing-masing studi kasus yang diteliti. Penulis menggunakan 4 dataset untuk membangun model pengenalan wajah, yaitu *Simulated Masked Face Recognition Dataset* (SMFRD), *Webface*, *AR*, dan *Extend Yela B*. Pengujian pendekatan diajukan menggunakan metrik akurasi yang dibagi atas 4 studi kasus berbeda, yaitu *case 1*, *case 2*, *case 3*, *case 4*. Kemudian, hasil penelitian

dibandingkan dengan tingkat akurasi penelitian-penelitian terdahulu. Tingkat akurasi dari metode yang diajukan penulis pada masing-masing studi kasus antara lain 91,5%, 86,9%, 81,4%, dan 92,6%.

2.3.3 Hariri, W. (2021). Efficient Masked Face Recognition Method during The COVID-19 Pandemic.

Penelitian (Hariri, 2022) menggunakan CNN dengan paradigma *Bag-of-Features* (BoF) untuk membangun model pengenalan wajah bermasker yang efisien. Penulis melaksanakan penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah tingginya penggunaan memori dan kapasitas pemrosesan. Dalam proses penelitian, 3 arsitektur model CNN pra-latih digunakan, yaitu VGG-16, AlexNet, dan ResNet-50. Dua dataset digunakan pada penelitian, antara lain *Real-world Masked Face Recognition Dataset* (RMFRD) dan *Simulated Masked Face Recognition Dataset* (SMFRD). Pengujian hasil penelitian dilakukan menggunakan metrik akurasi pada masing-masing dataset. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi dari metode yang diajukan 91,3% pada dataset RMFRD dan 88,9% pada dataset SMFRD.

2.4 Kesimpulan

Bab kajian literatur telah menjabarkan secara rinci terkait dasar-dasar teori dan penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan untuk mendukung proses penelitian.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendahuluan

Bab ini menguraikan setiap tahapan penelitian yang dilakukan dalam proses pengembangan perangkat lunak, mulai dari tahap pengumpulan data hingga manajemen proyek penelitian. Tahapan penelitian ini dijadikan acuan pada setiap tahap pengembangan perangkat lunak pengenalan citra wajah bermasker menggunakan CNN dengan teknik *Additive Angular Margin Loss*.

3.2 Pengumpulan Data

3.2.1 Jenis Data

Jenis dataset yang digunakan pada penelitian model klasifikasi citra wajah bermasker adalah data sekunder. Dataset tersebut adalah *Real-World Masked Face Dataset* (RMFD). RMFD terdiri dari 525 subjek (kelas) yang mencakup 90.000 citra wajah tanpa masker dan 5.000 citra wajah bermasker. Selain itu, Ukuran citra gambar yang tersedia pada dataset yang digunakan bervariasi.

3.2.2 Sumber Data

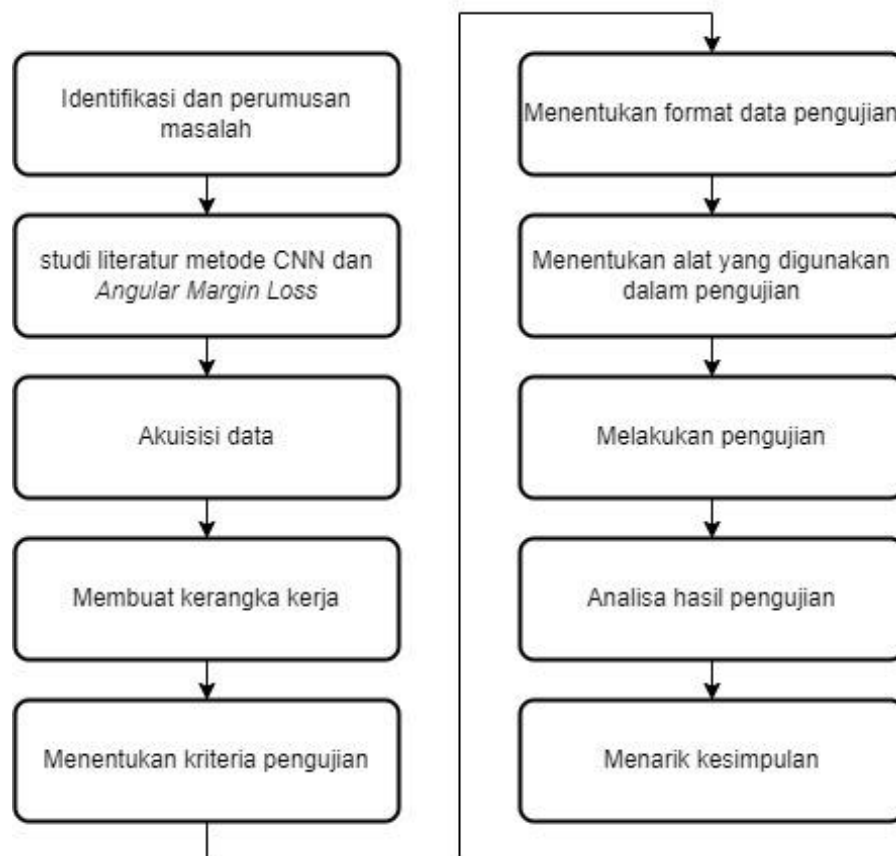
RMFD digunakan pada penelitian model klasifikasi citra wajah bermasker bersumber dari *National Engineering Research Center for Multimedia Software* (NERCMS), *School of Computer Science, Wuhan University*. Dataset tersebut dapat diakses langsung secara publik melalui laman Kaggle, yaitu <https://www.kaggle.com/datasets/muhammeddalkran/masked-facerecognition>.

3.2.3 Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan dengan cara mengunduh langsung dataset dari sumber data.

3.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan berdasarkan tahapan-tahapan penelitian. Adapun tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar III-1.



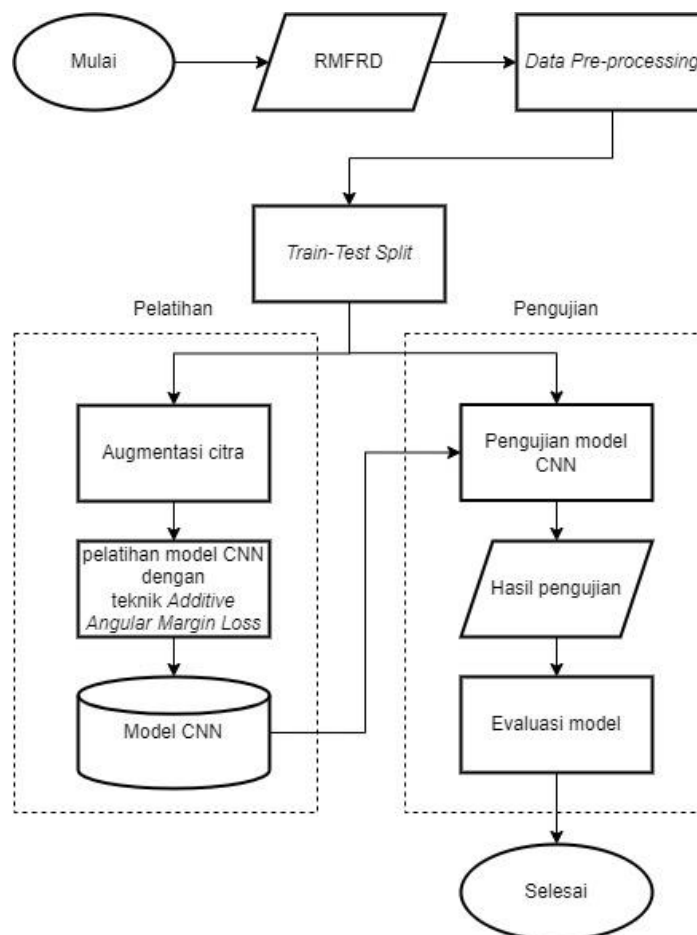
Gambar III-1. Tahapan-tahapan penelitian

3.3.1 Akuisisi Data

Pada tahapan akuisisi data, penulis mengambil dataset yang diperlukan sesuai dengan yang dijelaskan pada subbab 3.2. Dataset tersebut disimpan penulis di komputer dan penyimpanan awan, yaitu *Google Drive* pada akun pribadi pengguna.

3.3.2 Kerangka Kerja

Kerangka kerja penelitian model klasifikasi pengenalan citra wajah bermasker menggunakan CNN dengan teknik *Additive Angular Margin Loss* mengacu pada Gambar III-2.



Gambar III-2. Diagram Alir Klasifikasi Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Teknik *Additive Angular Margin Loss*

3.3.1.1 Data Pre-Processing

Data pre-processing merupakan suatu proses mengolah data menjadi lebih efektif dan sesuai dengan kebutuhan pengembangan model pembelajaran. Pada proses ini, dilakukan *resizing image*, *grayscale*, dan *rescale* terhadap dataset citra wajah yang digunakan pada penelitian. Hal ini dilakukan bertujuan untuk mempercepat pemrosesan citra pada tahapan selanjutnya dan mengurangi sumber daya perangkat keras yang dipakai.

3.3.1.2 Train-Test Split

Pada proses *Train-test split*, dataset dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Perbandingan banyak data latih dan data uji sebesar 3:1, 75% untuk data latih dan 25% untuk data uji. 2 bagian data tersebut masing-masing secara berurutan digunakan untuk proses pelatihan model dan pengujian model.

3.3.1.3 Augmentasi Citra Wajah Data Latih

Pada data latih yang telah dipisahkan dengan data uji, diterapkan augmentasi data. Hal ini dilakukan bertujuan untuk memperbanyak data latih dan meningkatkan variasi data latih. Augmentasi data yang diterapkan antara lain: *rotation*, *horizontal flipping*, *shifting*, dan *zooming*.

3.3.1.4 Pelatihan Model Pengenalan Wajah Bermasker

Dataset yang telah dibagi digunakan untuk proses pelatihan model klasifikasi citra wajah bermasker. Bagian dataset yang digunakan untuk pelatihan adalah data latih. Pelatihan model pengenalan wajah bermasker menggunakan CNN arsitektur ResNet-50 dengan teknik *Additive Angular Margin Loss*.

3.3.1.5 Pengujian dan Evaluasi Model

Setelah melakukan pelatihan model, model tersebut diuji performanya menggunakan data uji. Kemudian hasil prediksi dari pengujian dibandingkan dengan hasil sebenarnya dari data uji. Perbandingan tersebut diukur menggunakan *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F-1 Score* yang dijadikan acuan dalam evaluasi model.

3.3.3 Kriteria Pengujian

Tahap kriteria pengujian dilakukan pengujian terhadap performa model klasifikasi citra wajah bermasker menggunakan CNN dan *Angular Margin Loss*. Kriteria pengujian yang digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap model adalah *confusion matrix* terhadap data latih dan data uji.

3.3.4 Format Data Pengujian

Proses pelatihan model menghasilkan nilai akurasi pelatihan, akurasi validasi, *loss*, dan *validation loss* dari *epoch* pertama sampai *epoch* terakhir. Keempat nilai tersebut dibandingkan dan divisualisasikan dalam bentuk plot garis menggunakan Matplotlib. Kemudian, model yang dihasilkan akan diuji dengan data uji. Data hasil pengujian tersebut disajikan dalam format tabel yang terdiri dari nilai evaluasi berdasarkan kriteria pengujian. Format tabel tersebut akan disajikan sesuai dengan Tabel III-1.

Tabel III-1. Tabel Evaluasi Model CNN dengan *Additive Angular Margin Loss*

<i>Jenis Data</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F-1 Score</i>
Data Latih				
Data Validasi				
Data Uji				

3.3.5 Alat yang Digunakan dalam Pengujian

Perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut:

- Prosesor : AMD Ryzen 7 2700U with Radeon Vega Mobile Gfx 2.20 GHz
- VGA : AMD Radeon(TM) RX Vega 10 Graphics
- Memori (RAM) : 8 GB
- Sistem Operasi : Windows 10 (64 bit)
- Bahasa Pemrograman: Python
- IDE : Google Colabs, Visual Studio Code

3.3.6 Pengujian Penelitian

Pengujian pada penelitian dilakukan menggunakan arsitektur dan *hyperparameter* CNN serta *loss function* yang diajukan. Pengujian tersebut dilakukan menggunakan data uji berupa citra wajah yang bermasker. Hasil pengujian tersebut disajikan seperti pada Tabel III-1.

3.3.7 Analisis Hasil Pengujian

Analisis hasil pengujian dilakukan dengan berdasarkan data hasil yang disajikan menggunakan Tabel III-1. Model terbaik ditentukan berdasarkan hasil analisis tersebut. Setelah model terbaik ditentukan, penulis melakukan analisis terhadap visualisasi plot garis dari akurasi dan *loss* pada data latih dan data uji. Hal ini dilakukan untuk mengetahui model yang dihasilkan *good fitting*, *overfitting* atau *underfitting*.

3.4 Metode Pengembangan Perangkat Lunak

Metode pengembangan perangkat lunak yang digunakan pada penelitian adalah *Rational Unified Process* (RUP). Langkah-langkah yang dilakukan dalam pengembangan perangkat lunak pada penelitian ini dijelaskan secara detail pada sub bab 3.4.1 sampai sub bab 3.4.4.

3.4.1 Fase Insepsi

Fase insepsi berfokus tahapan *business modelling* dan *requirements*. Pada tahap *business modelling*, penulis memahami dan mengeksplorasi terkait ruang lingkup masalah yang diteliti. Pada tahap *requirements*, penulis menyusun *user requirements* dan *functional requirements* dari perangkat lunak yang dikembangkan.

3.4.2 Fase Elaborasi

Fase elaborasi berfokus pada tahap *requirements*, *analysis and design*, dan *implementation*. Pada tahap *requirements*, penulis menganalisa *requirements* dan *use case diagram* sederhana yang telah dibuat. Setelah itu, penulis menentukan arsitektur perangkat lunak, desain basis data, dan desain antarmuka yang

berdasarkan pada *requirements*. Kemudian pada tahap *analysis and design*, penulis membuat *activity diagram*, *sequence diagram*, dan *class diagram*. Pada tahap *implementation*, penulis mendokumentasikan arsitektur perangkat lunak, desain basis data, desain antarmuka, *activity diagram*, *sequence diagram*, dan *class diagram*.

3.4.3 Fase Konstruksi

Fase konstruksi berfokus pada tahap *analysis and design*, *implementation*, dan *testing and deployment*. Pada tahap *analysis and design*, penulis membangun arsitektur CNN dengan model pra-latih ResNet-50 dengan teknik *additive angular margin loss*. Kemudian dilanjutkan tahap *implementation*, penulis melakukan pra-pengolahan terhadap dataset, membagi dataset menjadi data latih dan data uji, melakukan augmentasi citra terhadap data latih. Setelah itu, penulis melakukan pembelajaran model CNN dan membangun perangkat lunak sistem pengenalan wajah. Pada tahap *testing and deployment*, penulis menguji model CNN dengan data uji dan men-*deploy* model yang telah dibuat ke perangkat lunak yang telah dikembangkan.

3.4.4 Fase Transisi

Pada fase transisi hanya berfokus di tahapan *testing and deployment*. Pada tahap tersebut, penulis menyusun beberapa kenario pengujian. Setelah itu, penulis melakukan pengujian berdasarkan scenario tersebut. Hasil pengujian tersebut, didokumentasikan secara rapi oleh penulis untuk keperluan keberlanjutan pengembangan perangkat lunak.

3.5 Manajemen Proyek Penelitian

Manajemen proyek penelitian merupakan perencanaan kegiatan yang menjadi acuan penulis dalam menjalani proses penelitian. Adapun penjadwalan kegiatan-kegiatan yang dilakukan selama proses penelitian dirincikan menggunakan *Work Breakdown Structure* (WBS) yang dapat dilihat pada tabel III-2.

Tabel III-2. WBS Penelitian Pengenalan Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Teknik *Additive Angular Margin Loss*

ID	Nama Kegiatan	Durasi	Mulai	Selesai
	Klasifikasi Citra Wajah Bermasker Menggunakan CNN dengan Teknik <i>Additive Angular Margin Loss</i>	108 hari	09/08/22	23/11/22
	Menetapkan ruang lingkup penelitian	23 hari	09/08/22	05/09/22
T01	Menentukan masalah penelitian	3 hari	09/08/22	11/08/22
T02	Mengumpulkan literatur dan melakukan studi literatur untuk penyusunan latar belakang masalah	7 hari	12/08/22	18/08/22
T03	Menyusun latar belakang, rumusan masalah, tujuan, dan manfaat penelitian	7 hari	19/08/22	25/08/22
T04	Menentukan batasan masalah	2 hari	26/08/22	27/08/22

T05	Membuat sistematika penulisan dan kesimpulan	1 hari	28/08/22	28/08/22
T06	Revisi	3 hari	29/08/22	31/08/22
	Membuat kajian literature	9 hari	01/09/22	09/09/22
T07	Menyusun dan menganalisis dasar-dasar teori yang mendukung penelitian	3 hari	01/09/22	03/09/22
T08	Menganalisis penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian	3 hari	04/09/22	06/09/22
T09	Revisi	3 hari	07/09/22	09/09/22
	Menentukan Metodologi Penelitian	10 hari	10/09/22	19/09/22
T10	Menentukan tahapan pengujian	4 hari	10/09/22	13/09/22
T11	Menentukan metode dan kriteria penelitian	3 hari	14/09/22	16/09/22
	Pengembangan Perangkat Lunak menggunakan RUP	3 hari	17/09/22	19/09/22
	Insepsi	4 hari	20/09/22	23/09/22
T12	Memahami masalah yang diteliti	1 hari	20/09/22	20/09/22
T13	Membuat <i>business modelling</i>	2 hari	21/09/22	22/09/22
T14	Menentukan <i>user requirements</i> dan <i>functional requirements</i>	1 hari	23/09/22	23/09/22

	Elaborasi	5 hari	24/09/22	28/09/22
T15	Melakukan analisa pada <i>requirements</i>	1 hari	24/09/22	24/09/22
T16	Membuat <i>usecase, activity diagram, sequence diagram, class diagram.</i>	2 hari	25/09/22	26/09/22
T17	Membuat desain tampilan antarmuka perangkat lunak	2 hari	27/09/22	28/09/22
	Konstruksi	31 hari	29/09/22	29/10/22
T18	Melakukan pra-pengolahan data	7 hari	29/09/22	05/10/22
T19	Membangun arsitektur CNN model pra-latih ResNet-50 dengan teknik <i>Additive Angular Margin Loss</i>	14 hari	06/10/22	19/10/22
T20	Membangun perangkat lunak pengenalan wajah bermasker.	7 hari	20/10/22	26/10/22
T21	Melakukan <i>deployment</i> model pembelajaran ke perangkat lunak	3 hari	27/10/22	29/10/22
	Transisi	8 hari	30/10/22	06/11/22
T22	Menyusun beberapa skenario pengujian	2 hari	30/10/22	31/10/22
T23	Melakukan pengujian terhadap pengguna.	3 hari	01/11/22	03/11/22
T24	Menyusun hasil pengujian	3 hari	04/11/22	06/11/22

	Evaluasi dan Analisa Hasil Pengujian	18 hari	06/11/22	23/11/22
T25	Evaluasi dan Analisis Hasil Pengujian	3 hari	06/11/22	08/11/22
T26	Menarik kesimpulan	1 hari	09/11/22	09/11/22
T27	Menyusun laporan	14 hari	10/11/22	23/11/22

3.6 Kesimpulan

Bab ini telah menjabarkan secara rinci tahapan-tahapan yang dilakukan penulis selama penelitian. Selain itu, bab ini juga menjelaskan juga metode pengembangan perangkat lunak yang digunakan oleh penulis untuk membangun perangkat lunak sistem pengenalan citra wajah bermasker.

DAFTAR PUSTAKA

- Alzu'bi, A., Albalas, F., Al-Hadhrami, T., Younis, L. B., & Bashayreh, A. (2021). Masked face recognition using deep learning: A review. In *Electronics (Switzerland)* (Vol. 10, Issue 21). MDPI. <https://doi.org/10.3390/electronics10212666>
- Anwar, A., & Raychowdhury, A. (2020). *Masked Face Recognition for Secure Authentication*. <http://arxiv.org/abs/2008.11104>
- Boutros, F., Damer, N., Kirchbuchner, F., & Kuijper, A. (2021). *Self-restrained Triplet Loss for Accurate Masked Face Recognition*. <http://arxiv.org/abs/2103.01716>
- Chandra, B. S., Sastry, C. S., Jana, S., & Patidar, S. (2017). Atrial fibrillation detection using convolutional neural networks. *Computing in Cardiology*, 44, 1–4. <https://doi.org/10.22489/CinC.2017.163-226>
- Deng, J., Guo, J., Xue, N., & Zafeiriou, S. (n.d.). *ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition*. <https://github.com/>
- Ejaz, M. S., Islam, M. R., Sifatullah, M., & Sarker, A. (2019, May 1). Implementation of Principal Component Analysis on Masked and Non-masked Face Recognition. *1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology 2019, ICASERT 2019*. <https://doi.org/10.1109/ICASERT.2019.8934543>
- Hakim, Z., & Rizky, R. (2020). Analisis Perancangan Sistem Informasi Pembuatan Paspor Di Kantor Imigrasi Bumi Serpong Damai Tangerang Banten Menggunakan Metode Rational Unified Process. *Jutis (Jurnal Teknik Informatika)*, 6(2), 103–112. <http://ejournal.unis.ac.id/index.php/jutis/article/view/135>
- Hariri, W. (2022). Efficient masked face recognition method during the COVID-19 pandemic. *Signal, Image and Video Processing*, 16(3), 605–612. <https://doi.org/10.1007/s11760-021-02050-w>
- Li, L., Mu, X., Li, S., & Peng, H. (2020). A Review of Face Recognition Technology. *IEEE Access*, 8, 139110–139120. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3011028>
- Li, Y., Guo, K., Lu, Y., & Liu, L. (2021). Cropping and attention based approach for masked face recognition. *Applied Intelligence*, 51(5), 3012–3025. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-02100-9>
- Mandal, B., Okeukwu, A., & Theis, Y. (2021). *Masked Face Recognition using ResNet-50*. <http://arxiv.org/abs/2104.08997>
- Montero, D., Nieto, M., Leskovsky, P., & Aginako, N. (2021). *Boosting Masked Face Recognition with Multi-Task ArcFace*. <http://arxiv.org/abs/2104.09874>
- Mukti, I. Z., & Biswas, D. (2019). Transfer Learning Based Plant Diseases

- Detection Using ResNet50. *2019 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology, EICT 2019, December*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/EICT48899.2019.9068805>
- Novandya, A. (2017). Penerapan Algoritma Klasifikasi Data Mining C4.5 pada Dataset Cuaca Wilayah Bekasi. *KNiST*, 368–372.
- Nurmaini, S., Tondas, A. E., Darmawahyuni, A., Rachmatullah, M. N., Umi Partan, R., Firdaus, F., Tutuko, B., Pratiwi, F., Julianio, A. H., & Khoirani, R. (2020). Robust detection of atrial fibrillation from short-term electrocardiogram using convolutional neural networks. *Future Generation Computer Systems*, 113, 304–317. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.07.021>
- Pang, B., Nijkamp, E., & Wu, Y. N. (2020). Deep Learning With TensorFlow: A Review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 45(2), 227–248. <https://doi.org/10.3102/1076998619872761>
- Sanchez, S. A., Romero, H. J., & Morales, A. D. (2020). A review: Comparison of performance metrics of pretrained models for object detection using the TensorFlow framework. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 844(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/844/1/012024>
- Saputro, I. W., & Sari, B. W. (2020). Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa. *Creative Information Technology Journal*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.24076/citec.2019v6i1.178>
- Shafiee, S., Wautelet, Y., Hvam, L., Sandrin, E., & Forza, C. (2020). Scrum versus Rational Unified Process in facing the main challenges of product configuration systems development. *Journal of Systems and Software*, 170, 110732. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2020.110732>
- Tyagi, V. (2018). Understanding Digital Image Processing. *Understanding Digital Image Processing, November*. <https://doi.org/10.1201/9781315123905>
- Wu, Y., & Ji, Q. (2019). Facial Landmark Detection: A Literature Survey. *International Journal of Computer Vision*, 127(2), 115–142. <https://doi.org/10.1007/s11263-018-1097-z>
- Xiong, Z., Stiles, M. K., & Zhao, J. (2017). Robust ECG signal classification for detection of atrial fibrillation using a novel neural network. *Computing in Cardiology*, 44(Figure 1), 1–4. <https://doi.org/10.22489/CinC.2017.066-138>
- Zhang, H., Li, Q., Sun, Z., & Liu, Y. (2018). Combining Data-Driven and Model-Driven Methods for Robust Facial Landmark Detection. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 13(10), 2409–2422. <https://doi.org/10.1109/TIFS.2018.2800901>

