



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



**IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY
BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM**

SKRIPSI

Naufal Fayyaz Abdullah

2207412003

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER
POLITEKNIK NEGERI JAKARTA**

2026

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM

SKRIPSI:

Dibuat untuk Melengkapi Syarat-syarat yang Diperlukan
untuk Memperoleh Diploma Empat Politeknik

Naufal Fayyaz Abdullah
2207412003

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER
POLITEKNIK NEGERI JAKARTA
2026**

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Saya yang

Nama
NIM
Jurusan/Pro
Judul Skrip

Menyataka
karya saya
pendapat d
ilmiah yang

Apabila di
terkandung
melanggar



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Naufal Fayyaz Abdullah
NIM : 2207412003
Jurusan/Program Studi : Teknik Informatika dan Komputer / Teknik Informatika
Judul Skripsi : IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bebas dari peniruan terhadap karya dari orang lain. Kutipan pendapat dan tulisan orang lain ditunjuk sesuai dengan cara-cara penulisan karya ilmiah yang berlaku.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa dalam skripsi ini terkandung ciri-ciri plagiat dan bentuk-bentuk peniruan lain yang dianggap melanggar peraturan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Depok, 08 Juni 2026

Yang membuat pernyataan,



Naufal Fayyaz Abdullah
NIM 2207412003



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi diajukan oleh:

Nama : Naufal Fayyaz Abdullah
NIM : 2207412003
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Implementasi Deteksi Tuberkolosis Paru Pada Citra X-ray Berbasis CNN Self-Supervised dan GRAD-CAM

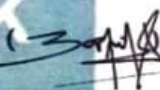
Pada hari ini Senin Tanggal 29, bulan Juni tahun 2026, telah diadakan Sidang Skripsi untuk saudara Naufal Fayyaz Abdullah dan dinyatakan **LULUS**

Disahkan oleh

Pembimbing I : Chandra Wirawan, S.Kom., M.Kom. ()

Penguji I : Euis Oktavianti, S.Si., M.T.I. ()

Penguji II : Anggi Mardiyono, S.Kom., M.Kom. ()

Penguji III : Bambang Warsuta, S.Kom., M.T.I. ()

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Mengetahui:
Jurusan Teknik Informatika dan Komputer
Ketua



Dr. Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19790832003122003



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Terapan pada Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Negeri Jakarta.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak/Ibu Direktur Politeknik Negeri Jakarta, yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk menempuh pendidikan.
2. Ibu Dr. Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika dan Komputer Politeknik Negeri Jakarta
3. Ibu Euis Oktavianti, S.Si., M.T.I., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
4. Bapak Chandra Wirawan, S.Kom, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, masukan, serta dukungan selama proses penyusunan skripsi ini Politeknik Negeri Jakarta.
5. Expert/ahli medis bapak dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad, Subspes RI (K).,M.Kes., M.H yang telah memberikan masukan terhadap data dan interpretasi hasil Grad-CAM.
6. Kedua orang tua dan keluarga yang senantiasa memberikan doa, dukungan dan uang kepada penulis.
7. Rivani Maharani yang membantu dalam memberikan dukungan kesehatan mental dan canda tawa selama penyusunan skripsi.
8. Feast yang mengisi keheningan saat menyusun skripsi dengan lagu Nina, “*Aku Tahu Aku Hebat*”.
9. Pemain Manchester United atas hiburan pertandingan-pertandingan menjadi kesenangan pribadi hingga menemani menyusun skripsi di dini hari, *Glory Glory Man United!*.

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

10. Teman-teman mahasiswa angkatan 2022 yang telah memberikan bantuan dukungan dan kesenangan selama proses penyusunan skripsi.
11. Teman-teman MHS_TEAM yang selalu membantu membenarkan motor untuk mobilisasi dan menghibur selama penyusunan skripsi.
12. Teman-teman NOJ Coffee yang membantu menyediakan tempat dan menghibur selama proses penyusunan skripsi.
13. Seluruh teman-teman grup Pemabaran Pakcik (Original) yang selalu menghibur saat mengajak bermain *Mobile Legend* khusus nya bane *jungler* dan *gord*.
14. Teman-teman grup LuniXtalis menghibur gosip F1 dan bermain Valo serta memberikan informasi terhadap skripsi.
15. Benedict Jeferson yang menjadi teman online jarak jauh yang menambah relasi dan menghibur lewat instagram.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan pihak yang membutuhkan

Depok, 08 Juni 2026

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA

Naufal Fayyaz Abdullah
NIM 2207412003



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

**SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Politeknik Negeri Jakarta, saya bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Naufal Fayyaz Abdulllah
NIM : 2207412003
Jurusan/Program Studi : Teknik Informatika dan Komputer / Teknik Informatika

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Politeknik Negeri Jakarta Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-
RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Politeknik Negeri Jakarta berhak menyimpan, mengalihmediakan/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Depok, 08 Juni 2026

Yang membuat pernyataan,



Naufal Fayyaz Abdulllah
NIM 2207412003



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM

Abstrak

Tuberkulosis paru merupakan penyakit infeksi yang membutuhkan deteksi dini secara cepat dan akurat. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi tuberkulosis paru pada citra chest X-ray menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan pendekatan Self-Supervised Learning (SSL) pretraining dan visualisasi Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM). Model CNN yang digunakan adalah ResNet18 dengan perbandingan metode SSL SimCLR dan reconstruction-based SSL. Penelitian ini juga melakukan pengujian terhadap beberapa skenario split dataset, penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting, serta komparasi skenario resize dan non-resize. Dataset yang digunakan merupakan dataset daring publik yang terdiri dari dua kelas, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Hasil pengujian menunjukkan bahwa konfigurasi ResNet18 dengan reconstruction-based SSL pada split 80:5:15, pra-pemrosesan resize, dan tanpa class weighting menghasilkan performa terbaik berdasarkan akurasi data uji, yaitu akurasi sebesar 98,73%, presisi Tuberkulosis sebesar 100,00%, recall Tuberkulosis sebesar 92,38%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 96,04%. Sistem juga diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web sederhana yang menampilkan prediksi, confidence, distribusi probabilitas, citra asli, serta Grad-CAM overlay. Validasi interpretabilitas dilakukan secara kualitatif oleh expert untuk menilai kesesuaian area fokus Grad-CAM dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya menghasilkan klasifikasi citra, tetapi juga menyediakan interpretasi visual untuk mendukung transparansi keputusan model.

Kata kunci: *chest X-ray, CNN, Grad-CAM, Self-Supervised Learning, tuberkulosis*



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	x
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG MASALAH	1
1.2 PERUMUSAN MASALAH	2
1.3 BATASAN MASALAH	3
1.4 TUJUAN DAN MANFAAT	3
1.4.1 Tujuan Penelitian	3
1.4.2 Manfaat Penelitian	4
1.5 SISTEMATIKA PENULISAN	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 TUBERKULOSIS PARU	6
2.2 CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DALAM KLASIFIKASI CITRA MEDIS	7
2.3 DEEP LEARNING UNTUK DETEKSI TUBERKULOSIS PARU	8
2.4 PENANGANAN IMBALANCE DATASET PADA KLASIFIKASI CITRA	9
2.5 INTERPRETABILITAS MODEL DENGAN GRAD-CAM	10
2.6 GRAD-CAM PADA DETEKSI TUBERKULOSIS PARU	11
2.7 KETERKAITAN PENELITIAN DENGAN PENELITIAN SEBELUMNYA	12
BAB III METODE PENELITIAN	14
3.1 RANCANGAN PENELITIAN	14
3.1.1 Perancangan Alur Sistem	23
3.1.2 Rancangan Perangkat Lunak	24
3.1.3 Flow Diagram Sistem	26
3.1.4 Rancangan Antarmuka Sistem	27
3.2 SUMBER DATA PENELITIAN	28
3.3 TEKNIK PENGUMPULAN DATA	29
3.4 TEKNIK ANALISIS DATA	32
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1 ANALISIS KEBUTUHAN	33
4.2 PERANCANGAN SISTEM	34



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4.2.1	Rancangan Skenario Eksperimen dan Sistem.....	35
4.3	IMPLEMENTASI SISTEM.....	38
4.3.1	Implementasi Pembagian Dataset dan Dataset SSL.....	42
4.3.2	Implementasi Pretraining Self-Supervised Learning	47
4.3.3	Implementasi Fine-tuning Model.....	50
4.3.4	Implementasi Penanganan Imbalance Dataset.....	52
4.3.5	Implementasi Skenario Resize dan Non-resize.....	54
4.3.6	Implementasi Grad-CAM dan Antarmuka Web.....	57
4.4	PENGUJIAN	61
4.4.1	Deskripsi Pengujian	61
4.4.2	Prosedur Pengujian	61
4.4.3	Data Hasil Pengujian.....	63
4.4.4	Analisis Data / Evaluasi Pengujian	72
4.4.4.1	Analisis Komparasi Metode Self-Supervised Learning.....	72
4.4.4.2	Analisis Penanganan Imbalance Dataset.....	72
4.4.4.3	Analisis Resize dan Non-resize.....	73
4.4.4.4	Analisis Model Akhir	73
4.4.4.5	Analisis Interpretabilitas Grad-CAM.....	73
4.4.4.6	Analisis Pengujian Black-box.....	73
BAB V	PENUTUP.....	73
5.1	SIMPULAN	73
5.2	SARAN.....	74
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	PENULIS	79
LAMPIRAN.....		80



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1.1 Diagram Tahapan Penelitian	18
Gambar 3.1.2 Diagram Arsitektur Sistem	21
Gambar 3.1.3 Diagram alur sistem	23
Gambar 3.1.4 Flow diagram	26
Gambar 3.1.5 Mock up antarmuka sistem	27
Gambar 4.2.1 Use Case Diagram Sistem Deteksi Tuberkulosis Paru	36
Gambar 4.2.2 Activity Diagram Sistem Deteksi Tuberkulosis Paru	36
Gambar 4.3.1 Kode Pembentukan Grad-CAM pada Layer Terakhir ResNet18	58
Gambar 4.3.2 Halaman Unggah Citra Chest X-ray	59
Gambar 4.3.3 Halaman Hasil Prediksi dan Visualisasi Grad-CAM	60

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1.1 Rancangan perangkat lunak	25
Tabel 4.1.1 Analisis Kebutuhan Sistem	33



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.2.1 Rancangan Skenario Eksperimen dan Sistem	37
Tabel 4.3.1 Hasil Perbandingan Skenario Split Dataset pada SimCLR	42
Tabel 4.3.2 Hasil Perbandingan Skenario Split Dataset pada Reconstruction-based SSL	44
Tabel 4.3.3 Pembagian Subset Dataset pada Skenario 80:5:15	45
Tabel 4.3.4 Ringkasan Split Terbaik Setiap Metode SSL	46
Tabel 4.3.5 Hasil Loss Pretraining SimCLR dan Reconstruction-based SSL	48
Tabel 4.3.6 Hasil Fine-tuning Model	51
Tabel 4.3.7 Hasil Pengaruh Class Weighting pada Model Terpilih	54
Tabel 4.3.8 Hasil Komparasi Resize dan Non-resize pada Model Terpilih	56
Tabel 4.4.1 Hasil Evaluasi Model Akhir	64
Tabel 4.4.2 Confusion Matrix Model Akhir Reconstruction-based SSL pada Data Uji	64
Tabel 4.4.3 Classification Report Model Akhir Reconstruction-based SSL pada Data Uji	65
Tabel 4.4.4 Pengujian Black-box Aplikasi Web	65
Tabel 4.4.5 Validasi Interpretabilitas Grad-CAM oleh Expert	67

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tuberkulosis paru masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan utama di dunia dan di Indonesia. Berdasarkan Global Tuberculosis Report 2025, pada tahun 2024 diperkirakan terdapat 10,7 juta orang yang mengalami tuberkulosis dan sekitar 1,23 juta kematian akibat penyakit tersebut. Indonesia termasuk dalam kelompok negara dengan beban tuberkulosis tertinggi dan berkontribusi sekitar 10% terhadap total kasus tuberkulosis global. Di tingkat nasional, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia mencatat 889 ribu notifikasi kasus TBC pada tahun 2024. Data tersebut menunjukkan bahwa tuberkulosis masih menjadi masalah kesehatan yang membutuhkan peningkatan upaya deteksi dan penanganan.

Pemeriksaan chest X-ray merupakan salah satu pemeriksaan pendukung yang banyak digunakan untuk membantu identifikasi kelainan paru. Namun, interpretasi citra chest X-ray tetap membutuhkan keahlian tenaga medis dan dapat dipengaruhi oleh pengalaman pemeriksa, kualitas citra, serta variasi karakteristik visual penyakit. Oleh karena itu, pendekatan berbasis deep learning dapat dimanfaatkan sebagai sistem pendukung untuk membantu mengenali pola visual pada citra chest X-ray secara lebih konsisten.

Meskipun CNN telah banyak digunakan dalam klasifikasi citra medis, pengembangan model deep learning pada citra medis masih menghadapi beberapa tantangan, terutama keterbatasan data berlabel, ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, serta rendahnya interpretabilitas model. Self-Supervised Learning dapat digunakan sebagai strategi pretraining untuk mempelajari representasi fitur dari data citra sebelum model dilatih secara supervised. Selain itu, Grad-CAM digunakan untuk menampilkan area citra yang berkontribusi terhadap keputusan model, sehingga hasil prediksi tidak hanya

Commented [NF1]: Revisi sesuai masukan Bapak Anggi (revisi latar belakang/sempro): latar belakang telah diperkuat dengan data statistik tuberkulosis dunia dan Indonesia untuk memperjelas urgensi penelitian.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

berupa label klasifikasi, tetapi juga memiliki interpretasi visual yang dapat dianalisis lebih lanjut.

Oleh karena itu, diperlukan sistem berbasis aplikasi web yang dapat mengintegrasikan proses unggah citra chest X-ray, prediksi model, dan visualisasi interpretabilitas dalam satu alur penggunaan. Aplikasi web pada penelitian ini dikembangkan sebagai prototipe sistem pendukung yang menampilkan hasil deteksi Tuberkulosis paru, confidence model, distribusi probabilitas, serta Grad-CAM overlay. Sistem ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan diagnosis klinis tenaga medis, tetapi sebagai implementasi penelitian yang membantu menampilkan hasil prediksi model secara lebih transparan dan mudah dipahami.

1.2 Perumusan Masalah

1. Bagaimana hasil komparasi penerapan metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL, pada tahap pretraining terhadap kinerja model CNN dalam mendeteksi tuberkulosis paru berdasarkan citra chest X-ray?
2. Bagaimana performa model CNN yang menggunakan pretraining SSL dalam mendeteksi tuberkulosis paru berdasarkan citra chest X-ray?
3. Bagaimana Grad-CAM dapat digunakan untuk memvisualisasikan area penting pada citra chest X-ray yang menjadi dasar pengambilan keputusan model CNN dalam mendeteksi tuberkulosis paru?
4. Sejauh mana hasil visualisasi Grad-CAM mampu meningkatkan interpretabilitas dan kepercayaan terhadap hasil prediksi model dalam sistem deteksi tuberkulosis paru berbasis deep learning?

Commented [NF2]: Revisi sesuai masukan Bapak Anggi (revisi latar belakang/sempro): gap penelitian diperjelas melalui keterbatasan data berlabel, ketidakseimbangan kelas, dan rendahnya interpretabilitas. Penjelasan CNN, Self-Supervised Learning, dan Grad-CAM juga diringkas agar tidak berulang.

Commented [NF3]: Revisi sesuai masukan Bapak Anggi: penjelasan aplikasi web telah ditambahkan pada latar belakang sebagai media yang mengintegrasikan unggah citra, prediksi, confidence, distribusi probabilitas, dan visualisasi Grad-CAM.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

1.3 Batasan Masalah

1. Penelitian ini dibatasi pada deteksi tuberkulosis paru menggunakan citra chest X-ray (rontgen dada) dan tidak mencakup penyakit paru lainnya seperti pneumonia, COVID-19, atau kanker paru.
2. Model deep learning yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada Convolutional Neural Network (CNN) dengan penerapan Self-Supervised Learning sebagai tahap pretraining
3. Data citra chest X-ray yang digunakan dibatasi pada dataset sekunder yang tersedia secara publik. Validasi expert dilakukan secara kualitatif terhadap pemahaman karakteristik citra dan interpretasi visual Grad-CAM, bukan sebagai validasi diagnosis klinis terhadap seluruh dataset. Evaluasi kinerja model dibatasi pada metrik evaluasi klasifikasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi hasil interpretabilitas Grad-CAM divalidasi secara kualitatif oleh expert sebagai penilaian pendukung terhadap area fokus model.
4. Interpretabilitas model dibatasi pada penggunaan metode Grad-CAM untuk memvisualisasikan area penting pada citra chest X-ray.

Formatted: Ligatures: Standard + Contextual

Formatted: Ligatures: Standard + Contextual

1.4 Tujuan dan Manfaat

1.4.1 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk membandingkan pengaruh metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL, pada tahap pretraining terhadap kinerja model Convolutional Neural Network dalam mendeteksi tuberkulosis paru berdasarkan citra chest X-ray.
2. Untuk melihat performa model CNN yang menggunakan pretraining Self-Supervised Learning dalam klasifikasi tuberkulosis paru.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3. Untuk menerapkan metode Grad-CAM sebagai sarana visualisasi dalam menginterpretasikan area citra chest X-ray yang menjadi dasar pengambilan keputusan model CNN dalam mendeteksi tuberkulosis paru.
4. Untuk meningkatkan interpretabilitas dan kepercayaan terhadap hasil prediksi model deteksi tuberkulosis paru berbasis deep learning melalui visualisasi Grad-CAM.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

Manfaat Teoritis

- Memberikan kontribusi keilmuan dalam bidang kecerdasan buatan, khususnya pada penerapan Self-Supervised Learning dan interpretabilitas model deep learning dalam analisis citra medis.
- Menjadi referensi akademik bagi penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan deteksi penyakit paru menggunakan CNN
- Membantu meningkatkan efektivitas dan akurasi sistem deteksi tuberkulosis paru berbasis citra chest X-ray
- Menyediakan visualisasi hasil prediksi model yang dapat membantu pengguna memahami area citra yang berpengaruh terhadap keputusan model.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini disusun untuk memberikan gambaran yang jelas dan terstruktur mengenai tahapan penelitian yang dilakukan. Penulisan skripsi ini terdiri dari lima bab dengan uraian sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

Bab ini berisi latar belakang penelitian, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini bertujuan untuk memberikan gambaran umum mengenai alasan dan arah penelitian yang dilakukan.

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2. Bab II Tinjauan Pustaka

Bab ini membahas landasan teori yang berkaitan dengan penelitian, meliputi tuberkulosis paru, citra chest X-ray, deep learning, Convolutional Neural Network (CNN), Self-Supervised Learning, serta Grad-CAM sebagai metode interpretabilitas model. Selain itu, bab ini juga memuat penelitian terdahulu yang relevan sebagai dasar pendukung penelitian.

3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan, meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan citra chest X-ray, arsitektur model CNN, penerapan Self-Supervised Learning pada tahap pretraining, proses pelatihan dan pengujian model, serta metode evaluasi kinerja dan visualisasi Grad-CAM.

4. Bab IV Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan hasil pengujian model deteksi tuberkulosis paru yang telah dikembangkan. Hasil evaluasi kinerja model disajikan dalam bentuk tabel dan grafik, disertai dengan analisis visualisasi Grad-CAM serta pembahasan mengenai pengaruh penerapan Self-Supervised Learning terhadap performa dan interpretabilitas model.

5. Bab V Penutup

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

Dengan sistematika penulisan yang terstruktur seperti ini, diharapkan pembaca dapat memahami setiap tahapan penelitian dengan lebih mudah. Setiap bab dirancang untuk saling melengkapi, sehingga membentuk satu kesatuan laporan yang menyeluruh.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tuberkulosis Paru

Tuberkulosis (TB) paru merupakan penyakit infeksi menular yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis* dan umumnya menyerang organ paru-paru. Penyakit ini masih menjadi permasalahan kesehatan global karena memiliki tingkat penularan yang tinggi dan membutuhkan proses deteksi yang cepat serta akurat. Pemeriksaan chest X-ray merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk membantu proses identifikasi kelainan pada paru-paru karena mampu menampilkan gambaran visual struktur paru, seperti infiltrat, konsolidasi, maupun kelainan lain yang dapat berkaitan dengan tuberkulosis paru (Jaeger et al., 2014)

Di Indonesia, tuberkulosis masih menjadi perhatian penting dalam bidang kesehatan masyarakat. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia menempatkan pengendalian TB sebagai salah satu agenda kesehatan yang perlu diperkuat melalui peningkatan deteksi, pengobatan, dan pencegahan penularan (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2025). Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pengembangan teknologi pendukung deteksi TB paru masih relevan untuk dilakukan, terutama teknologi yang dapat membantu proses analisis citra chest X-ray secara lebih cepat, objektif, dan konsisten.

Meskipun chest X-ray banyak digunakan dalam pemeriksaan paru, interpretasi citra X-ray tetap membutuhkan keahlian tenaga medis. Hasil analisis citra dapat dipengaruhi oleh pengalaman pemeriksa, kualitas citra, dan variasi karakteristik visual penyakit. Oleh karena itu, pendekatan berbasis kecerdasan buatan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu untuk mengenali pola visual pada citra chest X-ray, khususnya dalam membedakan citra Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.2 Convolutional Neural Network (CNN) dalam Klasifikasi Citra Medis

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur deep learning yang banyak digunakan dalam pengolahan citra karena mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui lapisan konvolusi. CNN bekerja dengan mempelajari pola lokal pada citra, seperti tepi, tekstur, bentuk, dan struktur visual tertentu, kemudian menggunakan fitur tersebut untuk melakukan klasifikasi. Dalam konteks citra medis, kemampuan CNN dalam mengenali pola visual menjadikannya sesuai untuk tugas klasifikasi penyakit berbasis gambar, termasuk citra chest X-ray.

Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah Residual Network atau ResNet. ResNet memperkenalkan konsep residual learning yang memungkinkan model mempelajari representasi fitur secara lebih efektif pada jaringan yang lebih dalam. Melalui mekanisme shortcut connection, ResNet dapat mengurangi masalah penurunan performa saat jumlah layer bertambah, sehingga pelatihan jaringan menjadi lebih stabil (Rahman et al. (2020)) Pada penelitian ini, ResNet18 digunakan sebagai backbone karena arsitekturnya relatif ringan untuk eksperimen komputasional, tetapi tetap mampu mempelajari representasi fitur citra melalui blok residual.

Dalam penerapan klasifikasi citra medis, performa CNN tidak hanya dipengaruhi oleh arsitektur model, tetapi juga oleh kualitas data, strategi pra-pemrosesan, distribusi kelas, dan metode pelatihan. Penelitian Risma dan Utami (2025) menunjukkan bahwa penggunaan CNN pada citra X-ray dapat dikombinasikan dengan teknik peningkatan kualitas citra untuk meningkatkan performa klasifikasi tuberkulosis. Hal ini menunjukkan bahwa rancangan eksperimen model perlu memperhatikan aspek data dan strategi pelatihan, bukan hanya pemilihan arsitektur CNN.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.3 Deep Learning untuk Deteksi Tuberkulosis Paru

Pendekatan deep learning telah banyak digunakan dalam deteksi tuberkulosis paru berbasis citra chest X-ray. (Rahman et al. (2020)) mengembangkan pendekatan deep learning untuk mendeteksi tuberkulosis menggunakan citra chest X-ray, serta melibatkan proses segmentasi dan visualisasi untuk mendukung interpretasi hasil. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa deep learning memiliki potensi dalam membantu proses deteksi TB paru berbasis citra, khususnya karena model dapat mempelajari pola visual yang membedakan citra Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.

(Risma & Utami, 2025) melakukan penelitian deteksi tuberkulosis dari citra X-ray menggunakan deep learning dan teknik peningkatan kontras. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pra-pemrosesan citra dapat membantu meningkatkan kualitas fitur yang diekstraksi oleh model. Model DenseNet201 yang digunakan pada penelitian tersebut memperoleh akurasi sebesar 94,84%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kualitas input citra dan strategi pra-pemrosesan memiliki pengaruh terhadap performa deep learning dalam klasifikasi TB paru.

(Showkatian et al., 2022) membandingkan pendekatan CNN yang dilatih dari awal dengan beberapa model transfer learning untuk deteksi tuberkulosis pada citra chest X-ray. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan transfer learning dapat meningkatkan performa dibandingkan CNN yang dilatih dari awal, terutama ketika data berlabel yang tersedia terbatas. Temuan ini memperkuat bahwa kualitas representasi fitur menjadi faktor penting dalam pengembangan model deteksi TB berbasis deep learning.

Selain transfer learning, pendekatan Self-Supervised Learning (SSL) juga dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas representasi fitur. SSL memungkinkan model mempelajari representasi awal dari data tanpa bergantung sepenuhnya pada label kelas. (Chen et al., 2020) memperkenalkan SimCLR sebagai kerangka contrastive learning yang melatih model dengan membandingkan dua augmentasi dari citra yang sama.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Pendekatan ini bertujuan membuat representasi citra yang berasal dari gambar sama menjadi lebih dekat, sedangkan representasi dari citra berbeda menjadi lebih terpisah.

Pada bidang citra medis, (Sowrirajan et al., 2021) menunjukkan bahwa pretraining berbasis self-supervised learning dapat meningkatkan kemampuan representasi model chest X-ray dan mendukung transferabilitas model pada tugas klasifikasi medis. Hal ini relevan dengan penelitian ini karena data medis berlabel sering kali terbatas dan membutuhkan keterlibatan ahli dalam proses pelabelan. Dengan demikian, penggunaan SSL dapat menjadi strategi untuk membantu model memperoleh representasi fitur yang lebih baik sebelum dilakukan fine-tuning menggunakan data berlabel.

2.4 Penanganan Imbalance Dataset pada Klasifikasi Citra

Imbalance dataset merupakan kondisi ketika jumlah data pada setiap kelas tidak seimbang. Pada klasifikasi citra medis, kondisi ini dapat memengaruhi proses pelatihan model karena model cenderung lebih banyak mempelajari pola dari kelas mayoritas. Akibatnya, performa pada kelas minoritas dapat menurun, terutama pada metrik recall dan F1-score. Dalam penelitian ini, dataset memiliki jumlah citra Tidak Tuberkulosis yang lebih banyak dibandingkan citra Tuberkulosis, sehingga diperlukan strategi untuk mengurangi pengaruh ketidakseimbangan kelas.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menangani imbalance dataset adalah class weighting. Class weighting memberikan bobot kesalahan yang lebih besar pada kelas minoritas sehingga model memberikan perhatian lebih besar terhadap kelas tersebut selama proses pelatihan. Cui et al. (2019) menjelaskan bahwa pembobotan kelas dapat digunakan untuk menyeimbangkan kontribusi kelas berdasarkan jumlah sampel yang tersedia. Dengan pendekatan ini, kelas minoritas tidak sepenuhnya tertutupi oleh dominasi kelas mayoritas dalam proses optimasi model.

Pada penelitian ini, class weighting digunakan untuk menangani ketidakseimbangan jumlah data antara kelas Tidak Tuberkulosis dan Tuberkulosis. Kelas Tuberkulosis memiliki jumlah data yang lebih sedikit dibandingkan kelas Tidak Tuberkulosis,



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

sehingga bobot kelas Tuberkulosis dibuat lebih besar pada fungsi loss. Sementara itu, partial unfreezing tidak digunakan sebagai metode penanganan imbalance dataset, melainkan sebagai strategi fine-tuning agar bagian akhir backbone dapat menyesuaikan fitur hasil pretraining terhadap tugas klasifikasi Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.

2.5 Interpretabilitas Model dengan Grad-CAM

Model deep learning sering dianggap sebagai black box karena sulit menjelaskan dasar pengambilan keputusannya secara langsung. Dalam bidang medis, interpretabilitas menjadi aspek penting karena hasil prediksi model perlu dapat dipahami dan dianalisis lebih lanjut. Model yang hanya menampilkan label prediksi tanpa penjelasan visual dapat menyulitkan pengguna untuk mengetahui area citra mana yang berkontribusi terhadap keputusan model.

Gradient-weighted Class Activation Mapping atau Grad-CAM merupakan metode interpretabilitas yang digunakan untuk menghasilkan visualisasi area penting pada citra berdasarkan gradien kelas target terhadap feature map pada layer konvolusi terakhir. (Selvaraju et al. (2017)) menjelaskan bahwa Grad-CAM dapat menghasilkan heatmap yang menunjukkan wilayah citra yang paling berkontribusi terhadap prediksi model. Dengan demikian, Grad-CAM dapat digunakan untuk membantu memahami bagian citra yang menjadi fokus model saat membuat keputusan klasifikasi.

Pada citra chest X-ray, Grad-CAM dapat digunakan untuk melihat apakah model berfokus pada area paru yang relevan atau justru pada bagian yang tidak berkaitan dengan penyakit. Visualisasi ini tidak dimaksudkan sebagai diagnosis klinis atau segmentasi lesi secara langsung, tetapi sebagai alat bantu interpretasi keputusan model. Oleh karena itu, penggunaan Grad-CAM pada penelitian ini diarahkan untuk meningkatkan transparansi hasil prediksi CNN dalam mendeteksi Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.6 Grad-CAM pada Deteksi Tuberkulosis Paru

Penggunaan Grad-CAM dalam deteksi tuberkulosis paru telah dibahas pada beberapa penelitian terdahulu. (Rahman et al. (2020)) tidak hanya mengembangkan model deep learning untuk deteksi tuberkulosis berbasis chest X-ray, tetapi juga melibatkan proses visualisasi untuk membantu memahami hasil prediksi model. Hal ini menunjukkan bahwa interpretabilitas visual menjadi aspek penting dalam pengembangan sistem deteksi penyakit berbasis citra medis.

(Showkatian et al., 2022) menerapkan pendekatan deep learning untuk deteksi tuberkulosis pada citra chest X-ray dan menggunakan visualisasi untuk memahami perhatian model terhadap area tertentu pada citra. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa model deep learning dapat digunakan dalam deteksi TB, tetapi interpretasi hasil tetap diperlukan agar keputusan model lebih mudah dianalisis. Dengan adanya visualisasi, pengguna dapat memperoleh gambaran mengenai area citra yang memengaruhi hasil prediksi.

(Sharma et al., 2024) mengembangkan model deep learning untuk deteksi tuberkulosis sekaligus visualisasi area infeksi pada citra chest X-ray menggunakan Grad-CAM. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa Grad-CAM dapat membantu memperlihatkan area abnormalitas paru yang berkontribusi terhadap keputusan model. Hal ini memperkuat bahwa kombinasi deep learning dan Grad-CAM tidak hanya berfokus pada akurasi klasifikasi, tetapi juga pada aspek kejelasan dan keterpercayaan hasil prediksi.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, Grad-CAM memiliki peran penting sebagai metode interpretabilitas pada sistem deteksi tuberkulosis paru berbasis CNN. Pada penelitian ini, Grad-CAM digunakan untuk menampilkan heatmap area fokus model pada citra chest X-ray. Hasil visualisasi tersebut kemudian divalidasi secara kualitatif oleh expert untuk menilai apakah area yang disorot model sesuai dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.7 Keterkaitan Penelitian dengan Penelitian Sebelumnya

Berdasarkan penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa CNN memiliki potensi besar dalam mendeteksi tuberkulosis paru dari citra chest X-ray(Rahman et al. (2020)) menunjukkan bahwa deep learning dapat digunakan untuk deteksi TB dengan dukungan visualisasi(Risma & Utami, 2025) menunjukkan bahwa pra-pemrosesan citra dapat membantu meningkatkan performa model dalam klasifikasi TB. (Showkatian et al., 2022) menunjukkan bahwa strategi transfer learning dapat meningkatkan performa dibandingkan CNN yang dilatih dari awal. Sementara itu, (Selvaraju et al. (2017)) dan (Sharma et al., 2024) memperkuat pentingnya interpretabilitas melalui Grad-CAM dalam memahami keputusan model.

Meskipun penelitian terdahulu telah menunjukkan potensi deep learning dalam deteksi tuberkulosis, masih terdapat peluang pengembangan pada aspek strategi pelatihan dan interpretabilitas. Sebagian penelitian masih bergantung pada data berlabel dan belum sepenuhnya menekankan perbandingan pendekatan Self-Supervised Learning untuk menentukan representasi fitur terbaik. Selain itu, interpretabilitas model tetap perlu diperkuat agar hasil prediksi tidak hanya berupa label klasifikasi, tetapi juga disertai visualisasi area yang berkontribusi terhadap keputusan model.

Pada penelitian ini, tahap pretraining dilakukan menggunakan pendekatan Self-Supervised Learning dengan dua metode, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL. SimCLR digunakan sebagai metode contrastive learning yang membentuk dua augmentasi dari citra yang sama sebagai pasangan positif, kemudian melatih model agar representasi citra yang berasal dari gambar sama menjadi lebih dekat dan representasi dari gambar berbeda menjadi lebih jauh. Metode ini mengacu pada Chen et al. (2020) yang memperkenalkan SimCLR sebagai framework sederhana untuk contrastive learning pada representasi visual.

Metode kedua yang digunakan adalah reconstruction-based SSL. Pada metode ini, model dilatih menggunakan pendekatan autoencoder, yaitu encoder mempelajari

Commented [NF4]: Revisi sempro sesuai masukan Bapak Anggi: tinjauan pustaka diperluas dengan referensi terbaru dan ditambahkan analisis kritis yang membandingkan transfer learning, Self-Supervised Learning, pra-pemrosesan, dan Grad-CAM serta menunjukkan posisi penelitian ini. Pembahasan penelitian terdahulu pada versi akhir disajikan secara naratif pada Subbab 2.7.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

representasi laten dari citra, sedangkan decoder berusaha merekonstruksi kembali citra masukan. Pendekatan ini digunakan sebagai pembanding karena berbeda dengan SimCLR. SimCLR berfokus pada pembedaan representasi antar citra, sedangkan reconstruction-based SSL berfokus pada kemampuan model menangkap struktur visual umum citra melalui proses rekonstruksi.





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan kuantitatif-komparatif. Metode eksperimen digunakan karena penelitian dilakukan dengan membangun, melatih, dan menguji beberapa konfigurasi model CNN berbasis Self-Supervised Learning untuk mendeteksi tuberkulosis paru pada citra chest X-ray. Pendekatan kuantitatif digunakan karena hasil penelitian dianalisis berdasarkan metrik evaluasi numerik, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix.

Pendekatan komparatif digunakan karena penelitian ini membandingkan beberapa skenario eksperimen, yaitu perbandingan metode Self-Supervised Learning antara SimCLR dan reconstruction-based SSL, pengaruh penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting, strategi fine-tuning menggunakan partial unfreezing, serta perbandingan skenario resize dan non-resize. Hasil dari setiap skenario dibandingkan untuk menentukan konfigurasi model yang paling sesuai dalam melakukan klasifikasi citra chest X-ray menjadi kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Selain pengujian kuantitatif terhadap performa model, penelitian ini juga menggunakan analisis kualitatif pada hasil visualisasi Grad-CAM. Analisis kualitatif dilakukan untuk menilai apakah area fokus model yang ditampilkan melalui Grad-CAM sesuai dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru. Validasi ini dilakukan melalui masukan expert sebagai bentuk penilaian pendukung terhadap interpretabilitas model.

Variabel penelitian pada penelitian ini terdiri dari variabel bebas, variabel terikat, dan variabel kontrol. Variabel bebas adalah faktor yang diubah atau dibandingkan dalam eksperimen, yaitu metode Self-Supervised Learning yang terdiri dari SimCLR dan reconstruction-based SSL, skenario split dataset, penggunaan class weighting, serta

Commented [NF5]: Revisi sempro sesuai masukan Bapak Anggi (penulisan): kesalahan ejaan seperti “Penelitian” telah diperbaiki menjadi “Penelitian”. Penulisan “Self-Supervised”, “chest X-ray”, “pretraining”, “fine-tuning”, “augmentasi data”, dan “pra-pemrosesan” telah disesuaikan pada bagian yang direvisi, termasuk penggunaan kata “maupun” pada kalimat pengambilan data.

Commented [NF6]: Revisi sempro sesuai masukan Bapak Anggi: rencana validasi diperjelas melalui penggunaan data validasi dan data uji, metrik klasifikasi, analisis Grad-CAM, serta konsultasi kualitatif dengan expert radiologi.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

skenario pra-pemrosesan resize dan non-resize. Variabel bebas tersebut digunakan untuk mengetahui pengaruh setiap skenario terhadap performa model.

Variabel terikat adalah hasil yang diukur dari setiap eksperimen. Variabel terikat pada penelitian ini meliputi akurasi, precision kelas Tuberkulosis, recall kelas Tuberkulosis, F1-score kelas Tuberkulosis, validation loss, test loss, dan confusion matrix. Metrik tersebut digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan citra chest X-ray menjadi kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.

Variabel kontrol adalah faktor yang dijaga tetap agar hasil eksperimen dapat dibandingkan secara lebih adil. Variabel kontrol pada penelitian ini meliputi arsitektur backbone ResNet18, dataset yang digunakan, jumlah kelas keluaran, tahapan normalisasi citra, ukuran input model setelah center crop, jumlah epoch pada skenario yang dibandingkan, serta metrik evaluasi yang digunakan. Dengan menjaga variabel kontrol tersebut, perbedaan hasil eksperimen lebih dapat dikaitkan dengan perbedaan metode SSL, skenario split, class weighting, dan resize/non-resize.

Pada sisi pengembangan aplikasi, penelitian ini menggunakan model pengembangan perangkat lunak Waterfall. Model Waterfall digunakan karena pengembangan aplikasi web dilakukan secara bertahap dan berurutan, mulai dari analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, hingga evaluasi. Model ini sesuai digunakan karena kebutuhan sistem telah ditentukan sejak awal, yaitu sistem harus mampu menerima unggahan citra chest X-ray, menjalankan inferensi model CNN, menampilkan hasil prediksi, menampilkan confidence model, menghasilkan visualisasi Grad-CAM, dan menampilkan distribusi probabilitas.

Tahapan Waterfall pada pengembangan sistem ini terdiri atas analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, dan pengujian. Pada tahap analisis kebutuhan, ditentukan fungsi utama sistem berdasarkan kebutuhan pengguna dan tujuan penelitian. Pada tahap perancangan sistem, dibuat rancangan alur sistem, rancangan perangkat lunak, flow diagram, dan rancangan antarmuka. Pada tahap implementasi, model CNN

Commented [NF7]: Revisi sempro sesuai masukan Bapak Anggi: variabel bebas, variabel terikat, dan variabel kontrol telah dijelaskan secara eksplisit. Detail backbone ResNet18, SimCLR, reconstruction-based SSL, class weighting, partial unfreezing, resize/non-resize, dan metrik evaluasi diperinci pada bagian metode serta implementasi.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

hasil fine-tuning diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Flask sehingga pengguna dapat mengunggah citra dan memperoleh hasil prediksi. Pada tahap pengujian, sistem diuji menggunakan pengujian black-box untuk memastikan bahwa setiap fungsi aplikasi berjalan sesuai kebutuhan.

Dengan demikian, metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metode eksperimen kuantitatif-komparatif untuk mengevaluasi performa model, sedangkan pengembangan aplikasi web dilakukan menggunakan model Waterfall agar proses pembangunan sistem berjalan secara terstruktur.

Pada penelitian ini, pendekatan Self-Supervised Learning tidak hanya diterapkan sebagai tahap pretraining, tetapi juga dibandingkan untuk menentukan metode yang paling sesuai terhadap karakteristik dataset citra chest X-ray. Dua metode SSL yang digunakan adalah SimCLR dan reconstruction-based SSL. SimCLR mewakili pendekatan contrastive learning, yaitu model belajar membedakan representasi citra berdasarkan pasangan augmentasi dari citra yang sama. Sementara itu, reconstruction-based SSL mewakili pendekatan rekonstruksi, yaitu model belajar membentuk kembali citra masukan sehingga encoder dapat menangkap pola visual umum pada citra chest X-ray.

Penentuan metode SSL terbaik dilakukan melalui proses fine-tuning menggunakan data berlabel yang sama, arsitektur backbone yang sama, serta pembagian dataset yang sama. Hal ini dilakukan agar hasil komparasi tidak dipengaruhi oleh perbedaan data atau arsitektur, melainkan oleh kualitas representasi fitur yang dihasilkan dari tahap pretraining. Metrik yang digunakan untuk menilai metode terbaik meliputi akurasi, presisi kelas Tuberkulosis, recall kelas Tuberkulosis, F1-score kelas Tuberkulosis, serta kestabilan performa selama proses validasi.

Dalam konteks deteksi tuberkulosis paru, recall kelas Tuberkulosis menjadi metrik penting karena menunjukkan kemampuan model dalam mengenali citra yang benar-benar termasuk kelas Tuberkulosis. Namun, recall tidak dapat dijadikan satu-satunya



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dasar pemilihan model karena model dengan recall tinggi tetapi presisi rendah dapat menghasilkan banyak prediksi positif yang keliru. Oleh karena itu, F1-score digunakan untuk melihat keseimbangan antara presisi dan recall, sedangkan confusion matrix digunakan untuk mengetahui jumlah false positive dan false negative. Penentuan metode SSL terbaik dilakukan melalui proses fine-tuning dan evaluasi data uji. Metrik yang digunakan meliputi akurasi, presisi kelas Tuberkulosis, recall kelas Tuberkulosis, F1-score kelas Tuberkulosis, dan confusion matrix. Pada penelitian ini, pemilihan model akhir difokuskan pada konfigurasi dengan akurasi data uji tertinggi. Metrik lain tetap dianalisis untuk melihat karakteristik performa model, terutama pada kelas Tuberkulosis.

Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan metrik evaluasi klasifikasi, dan hasil prediksi dianalisis menggunakan metode Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) untuk memberikan interpretasi visual terhadap area citra yang menjadi dasar pengambilan keputusan model. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model Convolutional Neural Network dengan pendekatan Self-Supervised Learning dalam mendeteksi tuberkulosis paru dari citra chest X-ray serta memanfaatkan Grad-CAM sebagai metode interpretabilitas untuk menjelaskan dasar pengambilan keputusan model. Tahapan penelitian dijelaskan sebagai berikut.

Objek penelitian dalam penelitian ini adalah citra chest X-ray paru-paru manusia yang digunakan untuk mendeteksi tuberkulosis paru. Fokus penelitian diarahkan pada klasifikasi citra X-ray menjadi kelas tuberkulosis paru dan Tidak Tuberkulosis berdasarkan pola visual yang dipelajari oleh model CNN.

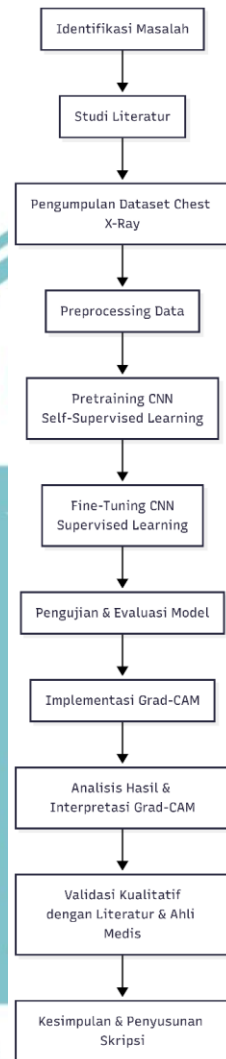
Selain itu, objek penelitian juga mencakup model Convolutional Neural Network yang dikembangkan dan dievaluasi, termasuk hasil visualisasi Grad-CAM sebagai representasi area penting dalam citra chest X-ray. Penelitian ini tidak melibatkan subjek manusia secara langsung, melainkan menggunakan data sekunder yang bersifat anonim.

Formatted: Ligatures: Standard + Contextual



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 3.1.1 Diagram Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam Gambar 3.1.1 penelitian ini disusun secara sistematis agar proses penelitian dapat dilakukan secara terstruktur dan terukur. Tahapan penelitian meliputi:

Commented [NF8]: Revisi sempro sesuai masukan Bapak Anggi: setiap tahapan penelitian telah diberi penjelasan tujuan dan alurnya, termasuk keterkaitan pengumpulan data, pra-pemrosesan, pretraining, fine-tuning, evaluasi, Grad-CAM, dan validasi expert.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

1. Identifikasi Masalah
2. Studi Literatur
Tahap ini dilakukan dengan mempelajari teori dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan tuberkulosis paru, chest X-ray, Convolutional Neural Network, Self-Supervised Learning, dan Grad-CAM.
3. Pengumpulan Dataset
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra chest X-ray yang diperoleh dari dataset sekunder publik. Dataset memiliki label kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Pada tahap pretraining Self-Supervised Learning, label kelas tidak digunakan karena model mempelajari representasi fitur citra tanpa pengawasan label. Label kelas digunakan pada tahap fine-tuning dan evaluasi untuk melatih serta menguji kemampuan model dalam membedakan citra Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.
4. Pra-pemrosesan Data
Tahap ini meliputi penyesuaian ukuran citra, normalisasi, serta augmentasi data untuk meningkatkan kualitas data dan mengurangi overfitting.
5. Pretraining dengan Self-Supervised Learning
Model CNN dilakukan pretraining menggunakan pendekatan Self-Supervised Learning untuk mempelajari representasi fitur dari citra chest X-ray tanpa label.
6. Fine-tuning dan Pelatihan Model CNN
Model hasil pretraining kemudian dilatih menggunakan data berlabel untuk melakukan klasifikasi tuberkulosis paru.
7. Evaluasi Model
Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai kinerja model.
8. Implementasi Model dengan Grad-CAM
Grad-CAM digunakan untuk memvisualisasikan area citra chest X-ray yang berkontribusi terhadap hasil prediksi model.
9. Analisis Interpretasi Grad-CAM



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hasil visualisasi Grad-CAM dianalisis dengan membandingkan area atensi model terhadap karakteristik radiologis tuberkulosis paru yang dijelaskan dalam literatur medis dan jurnal radiologi.

10. Validasi Kualitatif

Hasil visualisasi dikonsultasikan secara kualitatif dengan expert untuk menilai kesesuaian area fokus model, hasil visualisasi juga akan dikonsultasikan secara konseptual dengan tenaga medis untuk memastikan kesesuaian area yang disorot model dengan temuan radiologis TB paru.

11. Analisis dan Kesimpulan

Hasil evaluasi dan visualisasi dianalisis untuk menarik kesimpulan sesuai tujuan penelitian.

Arsitektur sistem dalam penelitian ini dirancang untuk mendeteksi tuberkulosis paru menggunakan citra chest X-ray berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan pendekatan Self-Supervised Learning (SSL) dan dilengkapi dengan metode Gradient-Weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) untuk meningkatkan interpretabilitas keputusan model. Sistem disusun secara modular dan bekerja melalui beberapa tahapan utama yang saling terintegrasi.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

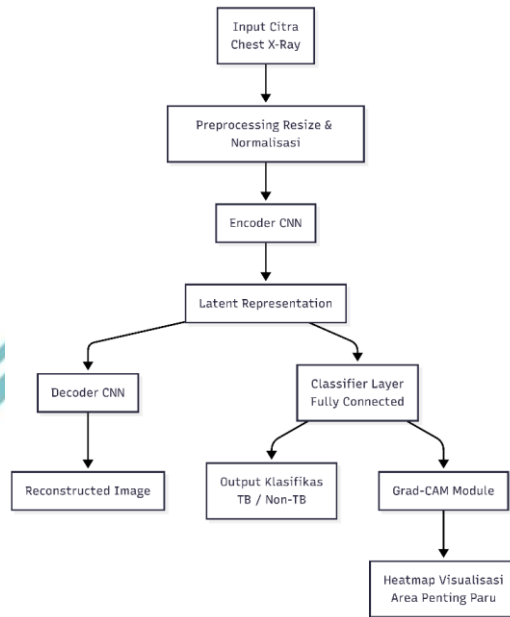
Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 3.1.2 Diagram Arsitektur Sistem

Gambar 3.1.2 tahap awal sistem dimulai dari input citra chest X-ray, yang merupakan data utama penelitian. Citra X-ray tersebut kemudian melalui proses preprocessing, meliputi penyesuaian ukuran citra (resizing) dan normalisasi nilai piksel. Preprocessing bertujuan untuk menyeragamkan format data sehingga sesuai dengan kebutuhan input model CNN serta mengurangi variasi yang tidak relevan pada citra. Setelah tahap preprocessing, citra diteruskan ke encoder CNN yang berfungsi sebagai pengekstraksi fitur. Encoder CNN terdiri dari lapisan konvolusi dan pooling yang bertugas menangkap karakteristik visual penting pada paru-paru, seperti pola tekstur dan struktur anatomi. Pada tahap ini, encoder CNN tidak langsung digunakan untuk klasifikasi, melainkan terlebih dahulu dilatih menggunakan pendekatan Self-Supervised Learning.

Pendekatan SSL diterapkan dengan membentuk arsitektur autoencoder CNN, yang terdiri dari encoder dan decoder. Encoder menghasilkan representasi laten (latent



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

representation) dari citra input, sementara decoder bertugas merekonstruksi kembali citra X-ray dari representasi tersebut. Proses pretraining ini dilakukan tanpa menggunakan label kelas, sehingga model dapat mempelajari struktur umum citra paru secara mandiri. Hasil dari tahap ini adalah encoder CNN yang memiliki representasi fitur yang lebih kaya dan stabil. Setelah proses pretraining selesai, decoder tidak lagi digunakan. Encoder CNN yang telah dipelajari kemudian dilanjutkan ke tahap fine-tuning dengan menambahkan classifier layer berupa lapisan fully connected. Pada tahap ini, model dilatih secara supervised menggunakan label tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis untuk menghasilkan output klasifikasi. Output yang dihasilkan berupa prediksi kelas beserta nilai probabilitas sebagai tingkat keyakinan model. Untuk meningkatkan transparansi dan interpretabilitas keputusan model, sistem dilengkapi dengan Grad-CAM. Metode Grad-CAM menghasilkan peta panas (heatmap) berdasarkan gradien pada lapisan konvolusi terakhir, yang menunjukkan area citra paru yang paling berkontribusi terhadap hasil klasifikasi. Heatmap ini kemudian ditumpangkan pada citra chest X-ray asli sehingga dapat dianalisis secara visual. Secara keseluruhan, arsitektur sistem ini mengintegrasikan CNN dengan pretraining berbasis self-supervised learning dan Grad-CAM untuk menghasilkan sistem deteksi tuberkulosis paru yang tidak hanya berfokus pada akurasi klasifikasi, tetapi juga pada aspek interpretabilitas, sehingga hasil prediksi model dapat dipahami dan dianalisis secara lebih mendalam.



Hak Cipta :

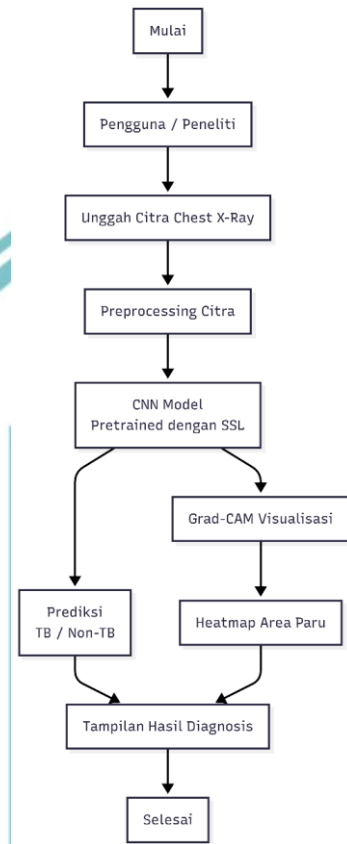
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3.1.1 Perancangan Alur Sistem



Gambar 3.1.3 Diagram alur sistem

Sistem deteksi tuberkulosis paru pada Gambar 3.13 penelitian ini diawali dengan proses input citra chest X-ray yang diperoleh dari sumber data penelitian. Citra yang masuk terlebih dahulu melalui tahap preprocessing, yang meliputi penyesuaian ukuran citra (resizing) dan normalisasi nilai piksel. Tahap ini bertujuan untuk menyamakan format citra sehingga sesuai dengan spesifikasi input model Convolutional Neural Network (CNN), serta untuk mengurangi variasi intensitas yang dapat memengaruhi kinerja model dalam mengekstraksi fitur visual.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Setelah preprocessing, citra diteruskan ke model CNN yang telah melalui tahap pretraining menggunakan pendekatan Self-Supervised Learning (SSL). Pada tahap ini, CNN memanfaatkan representasi fitur yang telah dipelajari sebelumnya untuk mengenali pola visual pada paru-paru. Model kemudian melakukan proses klasifikasi dengan menghasilkan prediksi kelas, yaitu Tuberkulosis atau Tidak Tuberkulosis, berdasarkan karakteristik citra yang dianalisis. Hasil klasifikasi ini disertai dengan nilai probabilitas sebagai tingkat keyakinan model terhadap prediksi yang dihasilkan. Untuk meningkatkan transparansi dan kepercayaan terhadap hasil prediksi, sistem dilengkapi dengan metode Gradient-Weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM). Grad-CAM menghasilkan peta panas (heatmap) yang menunjukkan area-area pada citra paru yang paling berkontribusi terhadap keputusan klasifikasi model. Heatmap tersebut kemudian ditumpangkan pada citra chest X-ray asli sehingga dapat memberikan gambaran visual mengenai fokus perhatian model. Dengan demikian, sistem tidak hanya menghasilkan prediksi kelas, tetapi juga menyediakan interpretasi visual yang dapat membantu analisis lebih lanjut terhadap hasil klasifikasi.

3.1.2 Rancangan Perangkat Lunak

Perangkat lunak ini memiliki fungsi utama untuk menerima input berupa citra chest X-ray, melakukan proses inferensi menggunakan model CNN hasil fine-tuning berbasis reconstruction-based SSL, menghasilkan visualisasi Grad-CAM, dan menampilkan hasil prediksi kepada pengguna. Sistem dirancang sebagai aplikasi berbasis web agar pengguna dapat mengunggah citra X-ray secara langsung melalui antarmuka yang disediakan.

Secara umum, sistem terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu antarmuka pengguna, modul unggah citra, modul pre-processing, modul prediksi, modul Grad-CAM, dan modul tampilan hasil. Antarmuka pengguna digunakan sebagai media interaksi antara pengguna dan sistem. Modul unggah citra berfungsi untuk menerima file gambar yang dimasukkan oleh pengguna. Modul pre-processing digunakan untuk



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

menyesuaikan citra agar sesuai dengan kebutuhan input model. Selanjutnya, modul prediksi melakukan klasifikasi citra menggunakan model CNN yang telah melalui proses fine-tuning. Setelah prediksi diperoleh, modul Grad-CAM menghasilkan visualisasi area fokus model sebagai bentuk interpretasi terhadap hasil prediksi. Hasil akhir kemudian ditampilkan pada halaman hasil dalam bentuk prediksi kelas, confidence model, citra asli, visualisasi Grad-CAM, dan distribusi probabilitas.

Rancangan ini dibuat agar sistem memiliki alur kerja yang jelas, mulai dari input citra hingga penyajian hasil analisis. Dengan adanya rancangan perangkat lunak, proses pengembangan sistem dapat dilakukan secara lebih terarah karena setiap komponen memiliki fungsi yang spesifik. Selain itu, rancangan ini juga membantu memastikan bahwa sistem tidak hanya memberikan hasil prediksi, tetapi juga menyediakan visualisasi Grad-CAM sebagai pendukung interpretasi hasil model.

Tabel 3.1.1 Rancangan perangkat lunak

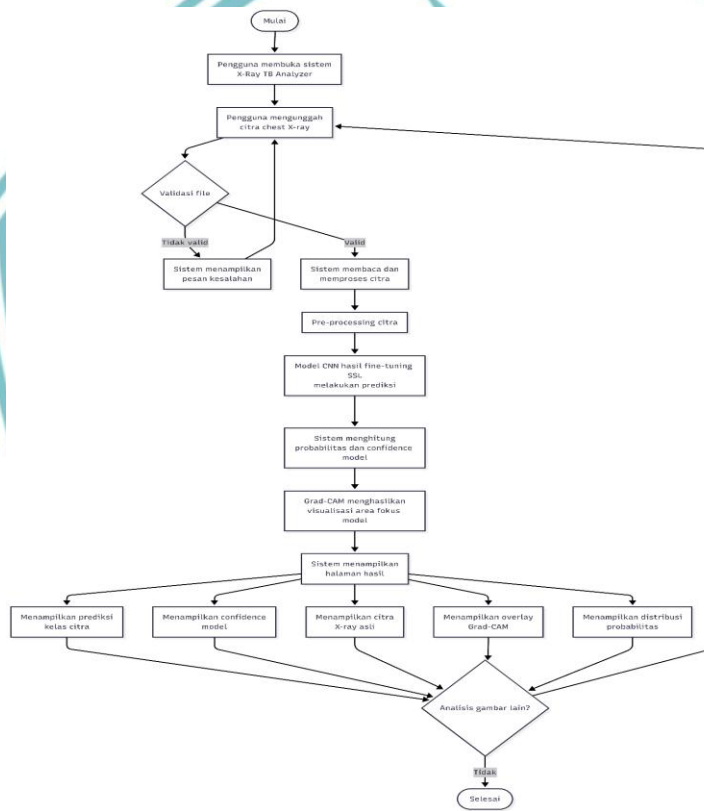
Komponen	Fungsi
Antarmuka Pengguna	Menyediakan halaman untuk mengunggah citra X-ray dan menampilkan hasil analisis.
Modul Upload Citra	Menerima file citra chest X-ray dari pengguna serta memastikan file dapat diproses oleh sistem.
Modul Validasi File	Memeriksa kesesuaian format dan ukuran file sebelum citra diproses lebih lanjut.
Modul Pre-processing	Menyesuaikan citra agar sesuai dengan format input model CNN.
Modul Prediksi	Melakukan klasifikasi citra menggunakan model CNN hasil fine-tuning berbasis reconstruction-based SSL.
Modul Grad-CAM	Menghasilkan visualisasi area fokus model pada citra X-ray.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Berdasarkan tabel 3.1.1 tersebut, setiap komponen perangkat lunak memiliki peran yang saling berhubungan. Antarmuka pengguna menjadi titik awal interaksi sistem, sedangkan proses utama dilakukan pada modul pre-processing, prediksi, dan Grad-CAM. Hasil dari proses tersebut kemudian dikirimkan kembali ke antarmuka hasil agar pengguna dapat melihat keluaran sistem secara lengkap dalam satu halaman.

3.1.3 Flow Diagram Sistem



Gambar 3.1.4 Flow diagram

Gambar 3.1.4 menunjukkan alur kerja sistem X-Ray TB Analyzer. Proses dimulai ketika pengguna membuka sistem dan mengunggah citra chest X-ray yang akan dianalisis. Sistem kemudian melakukan validasi terhadap file yang diunggah, meliputi



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

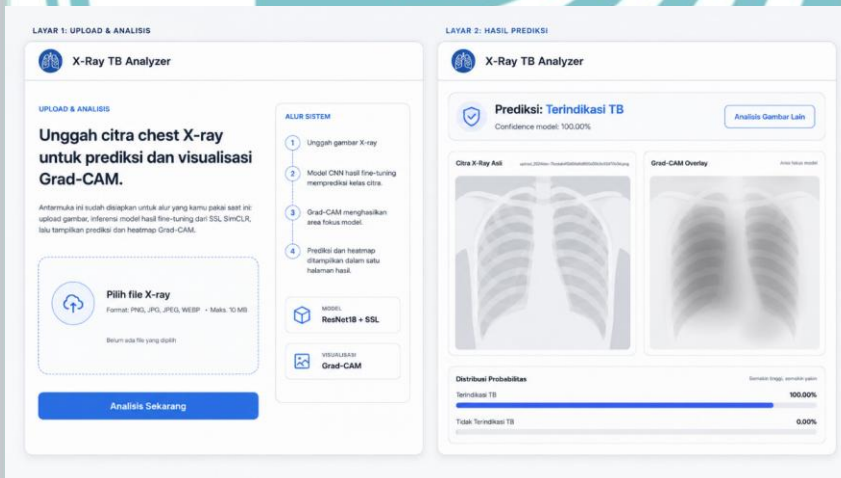
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

format dan ukuran file. Apabila file tidak sesuai, sistem menampilkan pesan kesalahan dan pengguna diminta mengunggah file kembali. Apabila file valid, sistem membaca citra dan melakukan tahap pre-processing agar citra dapat digunakan sebagai input model.

Setelah citra diproses, model CNN hasil fine-tuning berbasis reconstruction-based SSL melakukan prediksi terhadap citra X-ray. Hasil prediksi kemudian digunakan untuk menentukan kelas citra dan nilai confidence model. Selain itu, sistem juga menghasilkan visualisasi Grad-CAM untuk menampilkan area fokus model pada citra X-ray. Seluruh hasil analisis ditampilkan pada halaman hasil yang memuat prediksi kelas, confidence model, citra asli, overlay Grad-CAM, serta distribusi probabilitas. Setelah hasil ditampilkan, pengguna dapat memilih untuk melakukan analisis gambar lain atau mengakhiri penggunaan sistem.

3.1.4 Rancangan Antarmuka Sistem



Gambar 3.1.5 Mock up antarmuka sistem



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3.2 Sumber Data Penelitian

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa citra chest X-ray paru yang diperoleh dari dataset daring publik. Dataset yang digunakan adalah Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset ini disusun oleh Rahman et al. (2020) dan digunakan dalam penelitian deteksi Tuberkulosis berbasis citra chest X-ray. Penggunaan dataset publik pada penelitian citra medis juga didukung oleh Jaeger et al. (2014), yang menjelaskan bahwa dataset chest X-ray publik dapat digunakan untuk mendukung pengembangan dan evaluasi sistem computer-aided screening penyakit paru.

Dataset tersebut berisi citra chest X-ray untuk kasus Tuberkulosis dan citra chest X-ray non-Tuberkulosis yang pada sumber dataset ditulis sebagai kelas Normal. Pada penelitian ini, istilah Normal tidak digunakan secara langsung dalam laporan karena dapat menimbulkan kerancuan. Berdasarkan masukan expert, kelas tersebut ditulis sebagai Tidak Tuberkulosis, karena citra yang tidak termasuk Tuberkulosis belum tentu dapat dinyatakan benar-benar normal secara klinis.

Jenis data yang digunakan adalah data citra digital chest X-ray dalam format gambar. Data ini digunakan sebagai input untuk proses pra-pemrosesan, pretraining Self-Supervised Learning, fine-tuning model CNN, pengujian model, serta visualisasi Grad-CAM. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.500 citra Tidak Tuberkulosis dan 700 citra Tuberkulosis, sehingga total dataset berjumlah 4.200 citra. Kelas Tuberkulosis didefinisikan sebagai citra chest X-ray yang pada sumber dataset termasuk kategori TB positif, sedangkan kelas Tidak Tuberkulosis didefinisikan sebagai citra chest X-ray yang pada sumber dataset tidak termasuk kategori TB.

Dataset publik dipilih karena penelitian tidak melakukan pengambilan data primer maupun pemeriksaan pasien secara langsung. Penggunaan data medis dari rumah sakit memerlukan proses perizinan yang ketat karena berkaitan dengan kerahasiaan identitas pasien, nomor rekam medis, dan riwayat penyakit. Oleh karena itu, dataset publik

Commented [NF9]: Revisi sesuai masukan Bapak Anggi: sumber dataset diperjelas berasal dari Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database pada platform Kaggle yang disusun oleh Rahman et al. (2020).

Commented [NF10]: Revisi sesuai masukan Bapak Anggi: jenis data, jumlah data, pembagian kelas, serta definisi citra Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis telah dijelaskan.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

digunakan sebagai sumber data penelitian karena telah tersedia secara terbuka, memiliki dokumentasi sumber, dan telah digunakan pada penelitian terdahulu. Beberapa penelitian deteksi Tuberkulosis berbasis citra chest X-ray juga menggunakan dataset publik untuk pengembangan model deep learning, seperti penelitian Rahman et al. (2020), Showkatian et al. (2022), serta Risma dan Utami (2025). Dengan demikian, penggunaan dataset publik pada penelitian ini tetap memiliki dasar akademik, selama sumber dataset dijelaskan dengan jelas dan batasan penggunaannya dinyatakan secara eksplisit.

Label kelas pada dataset tetap mengacu pada label yang tersedia pada sumber dataset. Penelitian ini tidak melakukan pelabelan ulang terhadap seluruh citra secara klinis. Validasi expert dilakukan secara kualitatif untuk memperkuat pemahaman terhadap karakteristik citra Tuberkulosis, batasan penggunaan label, serta interpretasi area fokus Grad-CAM.

Dataset yang digunakan merupakan dataset sekunder publik sehingga label kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis mengacu pada label yang telah tersedia pada sumber dataset. Penelitian ini tidak melakukan pelabelan ulang terhadap seluruh citra secara klinis dan tidak melakukan diagnosis langsung terhadap pasien. Namun, untuk memperkuat pemahaman terhadap karakteristik visual citra chest X-ray tuberkulosis, dilakukan konsultasi kualitatif dengan expert radiologi. Konsultasi tersebut bertujuan untuk memperoleh masukan mengenai kesesuaian karakteristik citra dan area fokus visualisasi Grad-CAM dengan gambaran radiologis tuberkulosis paru. Dengan demikian, validasi expert pada penelitian ini berperan sebagai validasi kualitatif pendukung, bukan sebagai pengganti label dataset atau diagnosis klinis terhadap seluruh citra.

3.3 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa metode yang saling melengkapi, baik dari sisi teknis maupun konseptual. Metode pertama

Commented [NF11]: Revisi sesuai masukan Bapak Bambang: ditambahkan penjelasan alasan penggunaan dataset publik. Dataset digunakan karena merupakan data sekunder yang tersedia secara terbuka, memiliki dokumentasi serta label dari sumber, dan telah digunakan dalam penelitian terdahulu. Pengambilan citra dari rumah sakit juga memerlukan perizinan serta perlindungan kerahasiaan data pasien.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

adalah studi literatur, yaitu pengumpulan referensi dari jurnal ilmiah nasional dan internasional, buku teks, serta publikasi ilmiah yang berkaitan dengan tuberkulosis paru, radiologi chest X-ray, Convolutional Neural Network, Self-Supervised Learning, dan metode interpretabilitas Grad-CAM. Metode kedua adalah observasi data, yaitu pengamatan terhadap dataset citra chest X-ray yang digunakan untuk memahami karakteristik data, seperti resolusi citra, variasi kondisi paru, serta perbedaan visual antara kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Proses observasi juga mencakup pra-pemrosesan data, seperti normalisasi, resizing, dan augmentasi citra untuk meningkatkan kualitas data dan kinerja model. Metode ketiga adalah konsultasi kualitatif dengan expert, yaitu dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad, Subspes RI (K), M.Kes., M.H.. Konsultasi ini dilakukan untuk memperoleh masukan mengenai gambaran radiologis tuberkulosis paru pada citra chest X-ray serta memvalidasi kesesuaian hasil visualisasi Grad-CAM dengan karakteristik medis yang dijelaskan dalam literatur radiologi. Konsultasi ini tidak bertujuan untuk mendiagnosis pasien, melainkan sebagai bentuk validasi kualitatif terhadap hasil penelitian dari sudut pandang ahli.

Selain studi literatur dan observasi dataset, penelitian ini juga menggunakan wawancara/konsultasi kualitatif dengan expert radiologi. Wawancara dilakukan dalam beberapa pertemuan untuk memperoleh masukan mengenai rancangan sistem, karakteristik dataset, batasan label klasifikasi, kendala penggunaan dataset lokal Indonesia, serta interpretasi hasil visualisasi Grad-CAM.

Pada pertemuan pertama, wawancara diarahkan pada pengenalan sistem yang akan dibuat dan penentuan batasan klasifikasi. Expert memberikan masukan bahwa sistem sebaiknya difokuskan pada klasifikasi biner, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis, bukan pada klasifikasi jenis atau variasi spesifik tuberkulosis. Expert juga memberikan masukan mengenai penggunaan label dataset. Label “Normal” dinilai dapat menimbulkan kerancuan karena citra yang tidak termasuk Tuberkulosis belum tentu benar-benar normal atau bebas dari kelainan paru lain. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan istilah “Tidak Tuberkulosis” untuk kelas non-TB.

Formatted: Ligatures: Standard + Contextual



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Pertemuan kedua, wawancara membahas hasil implementasi sistem berupa aplikasi web yang telah menampilkan prediksi dan visualisasi Grad-CAM. Selain itu, dilakukan pembahasan mengenai kendala penggunaan dataset lokal atau dataset dari rumah sakit di Indonesia. Expert menjelaskan bahwa penggunaan citra medis dari rumah sakit memerlukan proses perizinan yang ketat karena citra medis berkaitan dengan identitas pasien, nomor pasien, dan riwayat penyakit. Expert juga menjelaskan bahwa rumah sakit tidak berfungsi sebagai bank data penelitian yang dapat menyediakan dataset citra secara langsung. Oleh karena itu, penggunaan dataset lokal dari rumah sakit tidak dapat dilakukan secara sederhana dalam penelitian ini.

Pertemuan ketiga, dilakukan validasi kualitatif dan penandatanganan oleh expert sebagai bentuk persetujuan terhadap masukan yang diberikan. Validasi expert dalam penelitian ini tidak dimaksudkan sebagai pelabelan ulang seluruh dataset publik, melainkan sebagai penilaian kualitatif terhadap kesesuaian karakteristik citra Tuberkulosis, batasan sistem klasifikasi, dan interpretasi hasil Grad-CAM.

Validasi data TB pada penelitian ini dilakukan secara kualitatif melalui konsultasi dengan expert radiologi. Validasi ini tidak dilakukan dalam bentuk pelabelan ulang seluruh dataset, karena dataset yang digunakan merupakan dataset publik yang telah memiliki label dan dokumentasi sumber. Fokus validasi expert diarahkan pada pemahaman karakteristik citra Tuberkulosis, batasan penggunaan label, serta kesesuaian interpretasi visual Grad-CAM terhadap area paru yang relevan.

Validasi expert hanya difokuskan pada data Tuberkulosis dan interpretasi area fokus model, bukan pada validasi ulang seluruh data Tidak Tuberkulosis. Hal ini dilakukan karena kelas Tidak Tuberkulosis pada dataset berasal dari label non-TB yang telah tersedia pada sumber dataset. Selain itu, expert memberikan masukan bahwa istilah Normal dapat menimbulkan kerancuan, karena citra yang tidak termasuk Tuberkulosis belum tentu benar-benar normal secara klinis. Oleh karena itu, kelas non-TB pada laporan ini ditulis sebagai Tidak Tuberkulosis.

Commented [NF12]: Revisi sesuai masukan Bapak Bambang: diperjelas bahwa validasi expert difokuskan pada data Tuberkulosis dan interpretasi area fokus Grad-CAM. Data Tidak Tuberkulosis tidak divalidasi ulang karena label non-TB tetap mengacu pada sumber dataset publik. Istilah Normal juga diubah menjadi Tidak Tuberkulosis agar tidak diartikan sebagai kondisi normal secara klinis.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Dengan demikian, validasi data TB pada penelitian ini berperan sebagai validasi kualitatif pendukung. Validasi tersebut digunakan untuk memastikan bahwa karakteristik visual citra Tuberkulosis dan area fokus Grad-CAM dapat dipahami sesuai konteks radiologis, tetapi tidak menggantikan diagnosis klinis, pelabelan ulang dataset, atau pemeriksaan medis langsung terhadap pasien.

3.4 Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua pendekatan, yaitu analisis kuantitatif dan kualitatif. Analisis kuantitatif dilakukan untuk mengevaluasi performa model CNN dalam mendeteksi TB paru menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Sementara itu, analisis kualitatif dilakukan melalui interpretasi visualisasi Grad-CAM untuk mengidentifikasi area pada citra chest X-ray yang menjadi fokus model dalam pengambilan keputusan. Hasil visualisasi tersebut kemudian dianalisis dengan membandingkannya terhadap karakteristik radiologis tuberkulosis paru berdasarkan literatur medis dan masukan expert.

Formatted: Ligatures: Standard + Contextual



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan dilakukan untuk menentukan fungsi utama yang harus tersedia pada sistem deteksi tuberkulosis paru berbasis citra chest X-ray. Sistem yang dikembangkan tidak hanya berfokus pada proses klasifikasi citra, tetapi juga harus mampu menampilkan dasar interpretasi model melalui visualisasi Grad-CAM. Dengan demikian, keluaran sistem diharapkan dapat dipahami sebagai hasil prediksi model sekaligus sebagai pendukung analisis visual terhadap area citra yang memengaruhi keputusan model.

Tabel 4.1.1 Analisis Kebutuhan Sistem

No	Kebutuhan	Keterangan
1	Unggah citra chest X-ray	Sistem menerima file citra X-ray sebagai input analisis.
2	Validasi file	Sistem membatasi format file citra yang dapat diproses, seperti PNG, JPG, JPEG, dan WEBP.
3	Inferensi model	Sistem memproses citra menggunakan model CNN hasil fine-tuning berbasis reconstruction-based SSL.
4	Hasil prediksi	Sistem menampilkan kelas hasil prediksi, yaitu Tuberkulosis atau Tidak Tuberkulosis.
5	Confidence dan probabilitas	Sistem menampilkan nilai confidence dan distribusi probabilitas tiap kelas.
6	Visualisasi Grad-CAM	Sistem menampilkan heatmap Grad-CAM untuk menunjukkan area fokus model.
7	Analisis ulang	Sistem menyediakan tombol untuk melakukan analisis terhadap citra lain.

Kebutuhan fungsional sistem Tabel 4.1.1 meliputi kemampuan untuk menerima unggahan citra chest X-ray, melakukan validasi format file, menjalankan inferensi menggunakan model CNN hasil fine-tuning, menampilkan kelas prediksi, menampilkan nilai confidence, menghasilkan visualisasi Grad-CAM, menampilkan distribusi probabilitas tiap kelas, serta menyediakan fitur untuk melakukan analisis

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Line spacing: Multiple 1.16 li

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Line spacing: Multiple 1.16 li



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

gambar lain. Kebutuhan tersebut disusun berdasarkan alur penggunaan sistem dari sisi pengguna, yaitu mulai dari unggah citra hingga mendapatkan hasil prediksi dan visualisasi.

Selain kebutuhan fungsional, sistem juga memiliki kebutuhan non-fungsional. Sistem perlu memiliki alur antarmuka yang sederhana, dapat menampilkan hasil dengan jelas, serta mampu memberikan informasi interpretasi secara visual. Pada sisi penelitian, sistem juga perlu mendukung proses evaluasi model melalui metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta mendukung analisis interpretabilitas melalui Grad-CAM dan validasi kualitatif oleh expert.

4.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem disusun untuk menghubungkan proses penelitian model dengan implementasi aplikasi web. Sistem pada penelitian ini dirancang dalam dua bagian utama, yaitu rancangan alur eksperimen model dan rancangan aplikasi web. Rancangan eksperimen digunakan untuk menentukan konfigurasi model terbaik dalam mendeteksi tuberkulosis paru, sedangkan rancangan aplikasi web digunakan untuk menyediakan antarmuka sederhana agar model dapat digunakan secara interaktif.

Alur sistem dimulai dari pengumpulan dataset citra chest X-ray, pembagian data, pra-pemrosesan citra, pretraining menggunakan pendekatan Self-Supervised Learning, fine-tuning model CNN menggunakan data berlabel, evaluasi model, dan visualisasi Grad-CAM. Setelah model terbaik diperoleh, model tersebut digunakan pada aplikasi web untuk melakukan proses prediksi terhadap citra yang diunggah pengguna.

Salah satu eksperimen, penelitian membandingkan beberapa skenario pengujian. Skenario pertama adalah komparasi metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL. Skenario kedua adalah penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting, sedangkan partial unfreezing diterapkan sebagai strategi fine-tuning agar model dapat menyesuaikan fitur hasil pretraining terhadap tugas klasifikasi. Skenario ketiga adalah komparasi penggunaan citra yang melalui



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

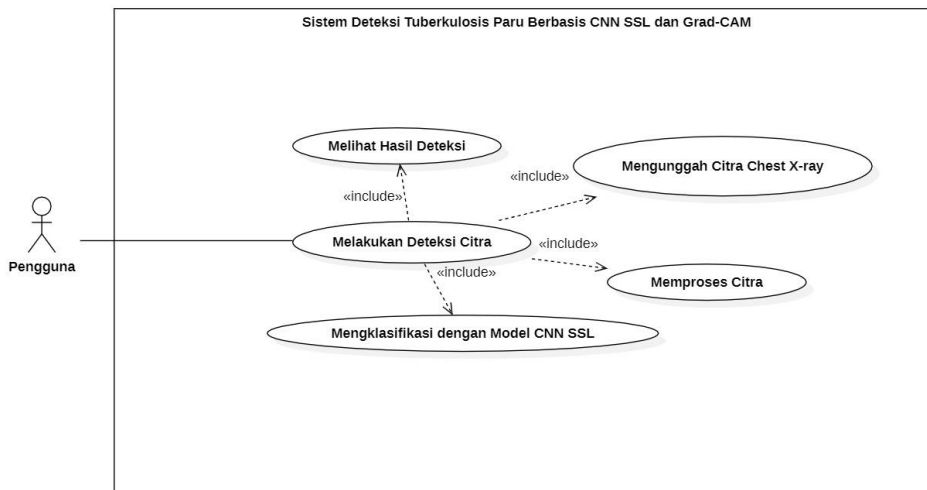
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

proses resize dan citra non-resize. Perbandingan tersebut digunakan untuk menentukan konfigurasi model yang paling sesuai untuk deteksi tuberkulosis paru.

Sisi aplikasi, sistem dirancang dengan alur sederhana. Pengguna mengunggah citra chest X-ray melalui halaman utama. Sistem kemudian melakukan pra-pemrosesan input, memuat model CNN hasil fine-tuning, menjalankan prediksi, menghasilkan Grad-CAM, dan menampilkan hasil dalam satu halaman. Halaman hasil memuat citra asli, Grad-CAM overlay, kelas prediksi, confidence model, serta distribusi probabilitas. Rancangan ini dibuat agar hasil deteksi tidak hanya berupa label prediksi, tetapi juga dilengkapi interpretasi visual.

4.2.1 Rancangan Skenario Eksperimen dan Sistem

Rancangan skenario eksperimen dan sistem disusun untuk memastikan bahwa setiap bagian penelitian memiliki tujuan pengujian yang jelas. Skenario eksperimen digunakan untuk menentukan konfigurasi model yang paling sesuai, sedangkan rancangan sistem digunakan untuk memastikan model dapat diimplementasikan ke dalam aplikasi web.





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

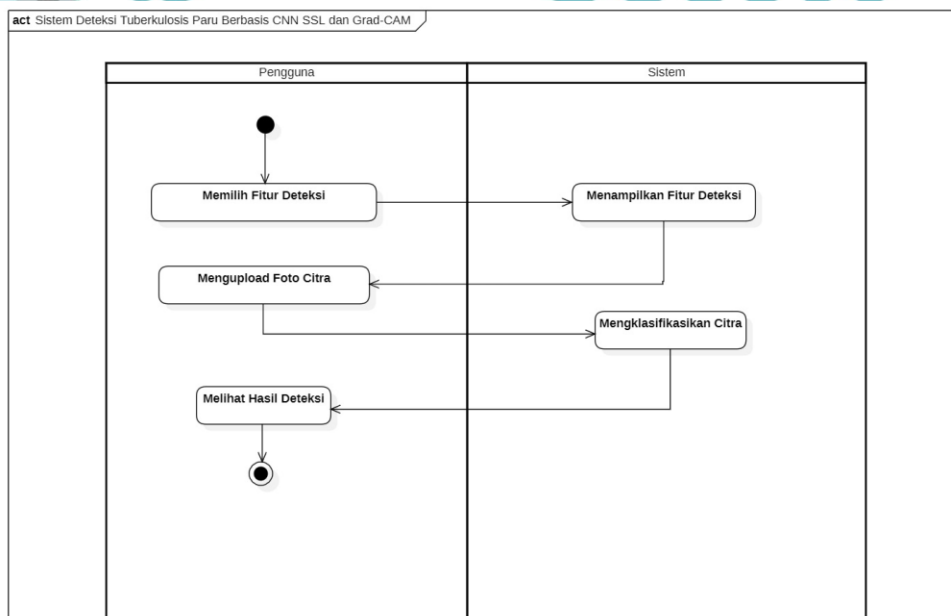
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Gambar 4.2.1 Use Case Diagram Sistem Deteksi Tuberkulosis Paru

Use case diagram pada Gambar 4.2.1 menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem deteksi Tuberkulosis paru. Aktor pada sistem ini adalah pengguna, yaitu pihak yang menggunakan aplikasi untuk mengunggah citra chest X-ray, menjalankan proses deteksi, melihat hasil prediksi, dan mengulang pengujian citra. Proses deteksi mencakup validasi file citra, preprocessing citra, dan klasifikasi menggunakan model CNN berbasis Self-Supervised Learning. Hasil prediksi yang ditampilkan oleh sistem mencakup kelas prediksi, confidence, distribusi probabilitas kelas, serta visualisasi Grad-CAM sebagai alat bantu interpretasi area fokus model



Gambar 4.2.2 Activity Diagram Sistem Deteksi Tuberkulosis Paru

Activity diagram pada Gambar 4.2.2 menggambarkan alur aktivitas pengguna dan sistem dalam proses deteksi Tuberkulosis paru. Diagram ini menggunakan dua



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

swimlane, yaitu Pengguna dan Sistem. Proses dimulai ketika pengguna membuka aplikasi X-Ray TB Analyzer, mengunggah citra chest X-ray, kemudian menekan tombol Analisis Gambar.

Setelah tombol analisis ditekan, sistem menerima input citra, mengubah citra ke format RGB, melakukan preprocessing citra, memuat model CNN hasil fine-tuning, melakukan deteksi citra, menghitung confidence dan distribusi probabilitas kelas, serta menghasilkan visualisasi Grad-CAM. Selanjutnya, sistem menampilkan citra asli, overlay Grad-CAM, hasil deteksi, confidence, dan probabilitas kelas.

Setelah hasil ditampilkan, pengguna dapat melihat hasil deteksi yang diberikan oleh sistem. Activity diagram ini menunjukkan alur utama sistem berdasarkan proses yang terjadi pada aplikasi, mulai dari unggah citra hingga hasil deteksi dan visualisasi Grad-CAM ditampilkan.

Tabel 4.2.1 Rancangan Skenario Eksperimen dan Sistem

No	Komponen Rancangan	Tujuan
1	Komparasi SimCLR dan reconstruction-based SSL	Menentukan metode SSL yang menghasilkan representasi fitur paling baik untuk klasifikasi TB.
2	Penanganan imbalance dataset	Mengurangi kecenderungan model terhadap kelas mayoritas dan meningkatkan recall kelas Tuberkulosis.
3	Komparasi resize dan non-resize	Menganalisis pengaruh penyesuaian ukuran citra terhadap performa model.
4	Evaluasi model akhir	Menentukan performa konfigurasi model terbaik berdasarkan metrik klasifikasi.
5	Visualisasi Grad-CAM	Menjelaskan area citra yang menjadi fokus model dalam mengambil keputusan.
6	Aplikasi web	Menyediakan antarmuka unggah citra, prediksi, dan visualisasi hasil.

Formatted Table

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Formatted: Font: 12 pt, Font color: Black

Tabel 4.2.1 menunjukkan skenario pertama adalah komparasi metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL. Komparasi ini bertujuan untuk mengetahui metode pretraining yang mampu menghasilkan representasi fitur paling baik untuk klasifikasi citra Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Skenario kedua adalah penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting, sedangkan partial

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

unfreezing diterapkan sebagai strategi fine-tuning agar model dapat menyesuaikan fitur hasil pretraining terhadap tugas klasifikasi. Skenario ini dilakukan karena jumlah data kelas Tidak Tuberkulosis lebih banyak dibandingkan kelas Tuberkulosis. Skenario ketiga adalah komparasi resize dan non-resize untuk mengetahui pengaruh penyeragaman ukuran citra terhadap performa model.

Selain eksperimen model, sistem juga dirancang untuk mendukung visualisasi Grad-CAM dan implementasi aplikasi web. Grad-CAM digunakan untuk menunjukkan area citra yang menjadi fokus model, sedangkan aplikasi web digunakan sebagai antarmuka untuk menjalankan proses prediksi secara interaktif.

4.3 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan dalam dua bagian utama, yaitu implementasi eksperimen model dan implementasi aplikasi web. Implementasi eksperimen model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka deep learning dan pengolahan citra. Model CNN yang digunakan adalah ResNet18 dengan pendekatan pretraining Self-Supervised Learning. Setelah tahap pretraining, model dilanjutkan ke proses fine-tuning untuk melakukan klasifikasi citra menjadi kelas Tidak Tuberkulosis dan Tuberkulosis.

Pada tahap implementasi model, digunakan beberapa skenario eksperimen, yaitu pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji, pretraining menggunakan metode SimCLR dan reconstruction-based SSL, fine-tuning model, penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting, partial unfreezing, serta komparasi resize dan non-resize. Skenario tersebut digunakan untuk menentukan konfigurasi model yang paling sesuai dalam melakukan deteksi tuberkulosis paru berbasis citra chest X-ray.

Pra-pemrosesan citra dilakukan untuk menyesuaikan format citra chest X-ray dengan kebutuhan input model CNN. Tahap pertama adalah membaca citra dan mengubahnya ke format RGB tiga kanal. Hal ini dilakukan karena arsitektur ResNet18 menerima



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

input citra tiga kanal. Jika citra chest X-ray asli berbentuk grayscale, citra tersebut dikonversi menjadi tiga kanal agar dapat diproses oleh model tanpa mengubah struktur arsitektur.

Sebelum citra dimasukkan ke dalam backbone CNN, dilakukan beberapa tahapan pra-pemrosesan citra, yaitu konversi format citra, penyesuaian ukuran citra, konversi ke tensor, dan normalisasi. Tahap pertama adalah mengonversi citra chest X-ray ke format RGB tiga kanal agar sesuai dengan bentuk input yang digunakan oleh arsitektur ResNet18. Tahap ini dilakukan karena model ResNet18 menerima input citra dalam bentuk tiga kanal.

Setelah citra berada dalam format RGB, dilakukan perlakuan ukuran citra sesuai skenario eksperimen. Pada skenario resize, citra terlebih dahulu diseragamkan ukurannya menjadi 256×256 piksel, kemudian dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui proses penyeragaman ukuran utama, tetapi tetap dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel agar ukuran citra sesuai dengan input model. Ukuran 224×224 piksel digunakan karena transformasi pada ResNet18 di torchvision menggunakan tahapan resize, center crop, rescale ke rentang $[0,0-1,0]$, dan normalisasi sebelum citra diproses oleh model (Torchvision, n.d.-a).

Tahap berikutnya adalah konversi citra menjadi tensor menggunakan transformasi ToTensor. Transformasi ini mengubah citra dari bentuk PIL Image atau array dengan format $H \times W \times C$ menjadi tensor dengan format $C \times H \times W$. Selain itu, ToTensor juga mengubah nilai piksel yang semula berada pada rentang 0 sampai 255 menjadi nilai desimal pada rentang 0,0 sampai 1,0 (Torchvision, n.d.-b).

Setelah citra dikonversi menjadi tensor, dilakukan normalisasi pada setiap kanal warna. Normalisasi dilakukan dengan mengurangi nilai piksel pada setiap kanal menggunakan nilai mean, kemudian membaginya dengan nilai standard deviation. Dokumentasi torchvision menjelaskan bahwa transformasi Normalize digunakan untuk



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

menormalisasi tensor image menggunakan mean dan standard deviation tertentu (Torchvision, n.d.-c). Rumus normalisasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$x_normalized = (x - mean) / std$$

Keterangan:

x merupakan nilai piksel setelah dikonversi menjadi tensor, mean merupakan nilai rata-rata kanal, dan std merupakan nilai standar deviasi kanal. Pada penelitian ini, nilai mean yang digunakan adalah [0,485, 0,456, 0,406], sedangkan nilai standard deviation yang digunakan adalah [0,229, 0,224, 0,225]. Nilai tersebut mengikuti konfigurasi normalisasi yang digunakan pada transformasi ResNet18 di torchvision (Torchvision, n.d.-a).

Normalisasi citra dilakukan agar nilai input yang masuk ke backbone CNN memiliki skala distribusi yang lebih stabil. Dengan normalisasi, nilai piksel tidak hanya diubah ke rentang 0 sampai 1, tetapi juga disesuaikan berdasarkan rata-rata dan standar deviasi setiap kanal. Tahap ini membantu proses ekstraksi fitur oleh CNN karena input yang diterima model memiliki distribusi nilai yang lebih konsisten.

Tahapan pra-pemrosesan tersebut diterapkan pada seluruh proses yang menggunakan backbone CNN, baik pada pretraining SimCLR, pretraining reconstruction-based SSL, fine-tuning, maupun pengujian model. Pada SimCLR, citra terlebih dahulu diberi augmentasi untuk membentuk dua tampilan berbeda dari citra yang sama. Setelah augmentasi, kedua citra tersebut dikonversi menjadi tensor dan dinormalisasi sebelum masuk ke encoder ResNet18. Pada reconstruction-based SSL, citra juga dikonversi menjadi tensor dan dinormalisasi sebelum masuk ke encoder agar representasi fitur yang dipelajari berada pada skala input yang konsisten.

Dengan demikian, perbedaan antara SimCLR dan reconstruction-based SSL tidak terletak pada tahap normalisasi citra, melainkan pada cara model mempelajari representasi fitur. SimCLR menggunakan pendekatan contrastive learning dengan



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

membandingkan dua augmentasi dari citra yang sama, sedangkan reconstruction-based SSL menggunakan pendekatan rekonstruksi citra. Normalisasi juga bukan bagian dari perbandingan resize dan non-resize, karena normalisasi tetap diterapkan pada kedua skenario. Perbedaan resize dan non-resize hanya terletak pada perlakuan ukuran citra sebelum masuk ke model.

Pada skenario resize, citra terlebih dahulu diseragamkan ukurannya menjadi 256×256 piksel. Setelah itu, dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel sebagai ukuran input model. Penyeragaman ukuran dilakukan agar citra memiliki dimensi yang konsisten sebelum masuk ke proses ekstraksi fitur oleh CNN. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui proses resize utama dan hanya dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel. Skenario ini digunakan sebagai pembandingan untuk melihat pengaruh penyeragaman ukuran citra terhadap performa model.

Setelah ukuran citra disesuaikan, citra diubah menjadi tensor. Proses ini mengubah nilai piksel citra dari rentang 0–255 menjadi nilai numerik bertipe float dalam rentang 0–1. Selanjutnya dilakukan normalisasi citra dengan mengurangi nilai mean dan membagi dengan nilai standard deviation pada setiap kanal. Normalisasi dilakukan agar distribusi nilai piksel menjadi lebih stabil sehingga proses pelatihan model dapat berjalan lebih baik.

Pada tahap pretraining SimCLR, augmentasi citra digunakan untuk membentuk dua versi berbeda dari citra yang sama. Augmentasi yang digunakan meliputi random crop, horizontal flip, dan color jitter. Dua citra hasil augmentasi tersebut diperlakukan sebagai pasangan positif sehingga model belajar menghasilkan representasi yang berdekatan untuk citra yang berasal dari gambar yang sama. Pada tahap fine-tuning dan pengujian, transformasi dibuat lebih deterministik, yaitu resize, center crop, konversi tensor, dan normalisasi, agar hasil evaluasi lebih stabil dan tidak dipengaruhi oleh augmentasi acak.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4.3.1 Implementasi Pembagian Dataset dan Dataset SSL

Pembagian dataset pada penelitian ini dilakukan menggunakan skema data latih, data validasi, dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan dan menentukan best epoch, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model pada data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan. Pemisahan data ini diperlukan agar evaluasi model tidak hanya menunjukkan kemampuan model pada data latih, tetapi juga kemampuan generalisasi terhadap data baru.

Dataset yang digunakan terdiri dari dua kelas, yaitu Tidak Tuberkulosis dan Tuberkulosis. Kelas Tidak Tuberkulosis berjumlah 3.500 citra, sedangkan kelas Tuberkulosis berjumlah 700 citra, sehingga total dataset yang digunakan adalah 4.200 citra. Karena jumlah citra pada kelas Tuberkulosis lebih sedikit, pembagian dataset dilakukan secara stratified agar proporsi kelas pada data latih, data validasi, dan data uji tetap terjaga. Strategi pembagian data menjadi bagian penting dalam validasi model supervised learning karena dapat memengaruhi estimasi performa generalisasi model (Xu & Goodacre, 2018).

Pada tahap modeling ulang, beberapa skenario split dataset diuji pada dua metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh proporsi data latih, data validasi, dan data uji terhadap performa model. Skenario split yang diuji meliputi 90:5:5, 80:10:10, 80:5:15, 80:15:5, 70:15:15, 70:10:20, 70:20:10, 70:5:25, dan 70:25:5.

Tabel 4.3.1 Hasil Perbandingan Skenario Split Dataset pada SimCLR

Split Dataset	Total Trai n	Total Val	Total Test	TB Val	TB Tes t	Best Epoc h	Best Val Loss	Val Acc (%)	Test Loss	Test Acc (%)
90:5:5	3.780	210	210	35	35	14	0,0359	98,57	0,0522	97,14
80:10:10	3.360	420	420	70	70	14	0,0677	97,38	0,0666	98,57
80:5:15	3.360	210	630	35	105	15	0,0728	96,67	0,0727	97,30
80:15:5	3.360	630	210	105	35	14	0,0589	98,10	0,1054	97,62



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

70:15:1 5	2.94 0	630	630	10 5	105	13	0,113 2	96,8 3	0,102 4	96,6 7
70:10:2 0	2.94 0	420	840	70	140	13	0,106 6	97,6 2	0,072 8	96,9 0
70:20:1 0	2.94 0	840	420	14 0	70	15	0,089 1	96,5 5	0,087 6	96,1 9
70:5:25	2.94 0	210	1.05 0	35	175	7	0,096 3	96,6 7	0,096 3	96,8 6
70:25:5	2.94 0	1.05 0	210	17 5	35	12	0,091 3	97,8 1	0,094 5	97,6 2

Berdasarkan Tabel 4.3.1, setiap skenario split dataset menghasilkan nilai validation loss, validation accuracy, test loss, test accuracy, dan best epoch yang berbeda. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa proporsi data latih, data validasi, dan data uji berpengaruh terhadap performa model. Pada metode SimCLR, skenario 90:5:5 menghasilkan best validation loss paling kecil, yaitu 0,0359. Namun, skenario tersebut tidak menghasilkan test accuracy tertinggi karena akurasi data uji yang diperoleh sebesar 97,14%. Hal ini menunjukkan bahwa validation loss yang rendah belum tentu selalu menghasilkan performa uji terbaik, terutama apabila jumlah data validasi dan data uji relatif kecil.

Skenario 80:10:10 menghasilkan test accuracy tertinggi pada metode SimCLR, yaitu sebesar 98,57%. Skenario ini memberikan jumlah data latih yang cukup besar, yaitu 3.360 citra, serta tetap menyediakan data validasi dan data uji masing-masing 420 citra. Dengan demikian, split 80:10:10 menjadi skenario terbaik pada metode SimCLR berdasarkan akurasi data uji.

Pada skenario dengan validation set kecil, seperti 90:5:5, 80:5:15, dan 70:5:25, jumlah citra Tuberkulosis pada data validasi hanya 35 citra. Jumlah ini dapat membuat nilai validation loss dan validation accuracy menjadi kurang stabil karena perubahan prediksi pada beberapa citra saja dapat memberikan pengaruh besar terhadap hasil validasi. Sebaliknya, skenario dengan validation set lebih besar, seperti 70:20:10 dan 70:25:5, memberikan jumlah data validasi yang lebih banyak, tetapi mengurangi proporsi data uji. Oleh karena itu, pemilihan split dataset perlu mempertimbangkan keseimbangan antara jumlah data latih, data validasi, dan data uji.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.3.2 Hasil Perbandingan Skenario Split Dataset pada Reconstruction-based SSL

Split Dataset	Total Train	Total Val	Total Test	TB Val	TB Test	Best Epoch	Best Val Loss	Val Acc (%)	Test Loss	Test Acc (%)
90:5:5	3.780	210	210	35	35	11	0,0390	99,05	0,0422	97,62
80:10:10	3.360	420	420	70	70	13	0,0739	97,14	0,0663	97,38
80:5:15	3.360	210	630	35	105	15	0,0409	99,05	0,0630	98,73
80:15:5	3.360	630	210	10	35	12	0,0619	98,25	0,0455	97,14
70:15:15	2.940	630	630	10	105	13	0,0469	98,57	0,0665	98,10
70:10:20	2.940	420	840	70	140	12	0,0677	98,10	0,0764	97,38
70:20:10	2.940	840	420	14	70	13	0,0608	97,86	0,0561	98,10
70:5:25	2.940	210	1.050	35	175	8	0,0632	98,57	0,0731	97,52
70:25:5	2.940	1.050	210	17	35	15	0,0809	97,71	0,0713	96,67

Berdasarkan Tabel 4.3.2, reconstruction-based SSL menghasilkan test accuracy tertinggi pada skenario 80:5:15, yaitu sebesar 98,73%. Skenario ini menggunakan 3.360 citra untuk data latih, 210 citra untuk data validasi, dan 630 citra untuk data uji. Walaupun jumlah data validasi pada skenario ini lebih kecil, jumlah data uji yang digunakan lebih besar dibandingkan skenario 90:5:5 dan 80:10:10. Oleh karena itu, hasil test accuracy pada skenario 80:5:15 tetap dapat digunakan sebagai dasar evaluasi akhir karena dihitung dari data uji yang lebih banyak.

Skenario 90:5:5 pada reconstruction-based SSL menghasilkan validation accuracy sebesar 99,05% dan best validation loss sebesar 0,0390. Namun, test accuracy yang



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

diperoleh hanya sebesar 97,62%, lebih rendah dibandingkan skenario 80:5:15. Hal ini menunjukkan bahwa performa validasi yang sangat tinggi tidak selalu menjamin performa uji tertinggi, terutama ketika validation set dan test set memiliki jumlah data yang kecil.

Perbedaan best epoch pada setiap skenario menunjukkan bahwa setiap split mencapai performa validasi terbaik pada waktu yang berbeda. Best epoch merupakan epoch ketika model memperoleh validation loss terbaik selama pelatihan. Pada beberapa skenario, best epoch terjadi lebih awal, misalnya epoch ke-7 atau ke-8, sedangkan pada skenario lain terjadi pada epoch ke-13, ke-14, atau ke-15. Hal ini menunjukkan bahwa komposisi data latih dan data validasi memengaruhi kecepatan model mencapai performa validasi terbaik. Jika best epoch terjadi lebih awal, maka model sudah mencapai kondisi validasi terbaik sebelum epoch terakhir. Sebaliknya, jika best epoch terjadi pada epoch akhir, maka model masih mengalami peningkatan performa hingga akhir pelatihan.

Nilai train loss pada beberapa skenario dengan proporsi data latih yang sama dapat memiliki pola yang sama atau sangat mirip. Hal ini terjadi karena pembagian dataset menggunakan seed yang sama, sehingga skenario dengan train ratio yang sama dapat memiliki komposisi data latih yang sama. Sebagai contoh, skenario 80:10:10, 80:5:15, dan 80:15:5 sama-sama menggunakan 80% data latih. Perbedaan utama pada ketiga skenario tersebut terdapat pada pembagian sisa data menjadi data validasi dan data uji. Oleh karena itu, train loss dapat terlihat mirip, tetapi validation loss dan test accuracy tetap berbeda karena data validasi dan data uji yang digunakan berbeda.

Pada tahap Self-Supervised Learning, data latih digunakan sebagai dasar pretraining agar model dapat mempelajari representasi awal citra chest X-ray sebelum dilakukan fine-tuning menggunakan data berlabel. Dataset SSL digunakan untuk membentuk pasangan augmentasi citra pada metode SimCLR dan untuk melatih rekonstruksi citra pada reconstruction-based SSL. Setelah tahap pretraining selesai, backbone hasil SSL digunakan pada tahap fine-tuning untuk melakukan klasifikasi citra menjadi kelas Tidak Tuberkuulosis dan Tuberkuulosis.

Tabel 4.3.3 Pembagian Subset Dataset pada Skenario 80:5:15

Kelas	Data Latih	Data Validasi	Data Uji	Total
Tidak Tuberkuulosis	2.800	175	525	3.500
Tuberkuulosis	560	35	105	700



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Total	3.360	210	630	4.200
Persentase	80,00%	5,00%	15,00%	100%

Berdasarkan hasil komparasi split dataset, reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15 dipilih sebagai kandidat model terbaik karena menghasilkan akurasi data uji tertinggi sebesar 98,73%. Oleh karena itu, pembagian subset dataset pada Tabel 4.3.3 digunakan sebagai acuan pada pengujian lanjutan. Pada skenario 80:5:15, dataset dibagi menjadi 3.360 citra data latih, 210 citra data validasi, dan 630 citra data uji. Pada kelas Tuberkulosis, terdapat 560 citra pada data latih, 35 citra pada data validasi, dan 105 citra pada data uji. Pembagian ini memberikan jumlah data latih yang lebih besar sehingga model memiliki lebih banyak data untuk mempelajari pola visual citra chest X-ray. Selain itu, data uji tetap berjumlah 15% dari total dataset, sehingga evaluasi akhir model tetap dilakukan pada jumlah data uji yang cukup.

Tabel 4.3.4 Ringkasan Split Terbaik Setiap Metode SSL

Metode SSL	Split Terbaik	Dasar Pemilihan	Akurasi Data Uji	Best Val Loss	Best Epoch	Keterangan
SimCLR	80:10:10	Akurasi data uji tertinggi pada metode SimCLR	98,57%	0,0677	14	Menjadi kandidat terbaik dari metode SimCLR.
Reconstruction-based SSL	80:5:15	Akurasi data uji tertinggi pada metode reconstruction-based SSL	98,73%	0,0409	15	Menjadi kandidat terbaik berdasarkan akurasi tertinggi secara keseluruhan.

Berdasarkan Tabel 4.3.4, split terbaik pada metode SimCLR adalah 80:10:10 dengan akurasi data uji sebesar 98,57%, sedangkan split terbaik pada reconstruction-based SSL adalah 80:5:15 dengan akurasi data uji sebesar 98,73%. Dengan demikian, reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 menjadi kandidat model terbaik berdasarkan akurasi tertinggi secara keseluruhan.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Setelah kandidat model terbaik diperoleh, pengujian lanjutan pada bagian berikutnya difokuskan pada reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15. Pengujian lanjutan tersebut meliputi pengaruh class weighting terhadap imbalance dataset serta pengaruh skenario resize dan non-resize terhadap performa model.

4.3.2 Implementasi Pretraining Self-Supervised Learning

Pada tahap pretraining Self-Supervised Learning, pra-pemrosesan citra diterapkan pada kedua metode yang dibandingkan, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL. Kedua metode menggunakan backbone ResNet18 sebagai encoder untuk mengekstraksi fitur citra chest X-ray. Citra yang digunakan terlebih dahulu dikonversi ke format RGB, disesuaikan ukurannya, dikonversi menjadi tensor, dan dinormalisasi sebelum masuk ke model. Dengan penggunaan backbone dan tahapan pra-pemrosesan yang sama, perbandingan antara SimCLR dan reconstruction-based SSL menjadi lebih konsisten karena perbedaan hasil lebih dipengaruhi oleh metode pembelajaran SSL yang digunakan.

Metode SimCLR menggunakan pendekatan contrastive learning. Pada metode ini, satu citra dibuat menjadi dua versi augmentasi yang berbeda. Dua augmentasi dari citra yang sama diperlakukan sebagai pasangan positif, sedangkan citra lain dalam batch diperlakukan sebagai pasangan negatif. Model kemudian dilatih agar representasi dari dua augmentasi citra yang sama menjadi saling dekat, sedangkan representasi dari citra yang berbeda menjadi lebih jauh. Pendekatan ini mengacu pada SimCLR yang diperkenalkan oleh Chen et al. (2020), yaitu framework contrastive learning yang bertujuan mempelajari representasi visual tanpa menggunakan label kelas.

Pada implementasi SimCLR, transformasi citra dilakukan menggunakan resize, random crop, horizontal flip, dan color jitter untuk menghasilkan variasi citra. Dataset mengembalikan dua augmentasi dari citra yang sama, kemudian encoder ResNet18 menghasilkan representasi fitur yang diteruskan ke projection head. Fungsi loss yang digunakan adalah NT-Xent loss untuk menghitung kedekatan representasi antar pasangan positif dan membedakannya dari pasangan citra lain. Hasil dari tahap



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

pretraining SimCLR adalah backbone ResNet18 yang telah mempelajari representasi awal citra chest X-ray tanpa menggunakan label kelas.

Metode kedua yang digunakan sebagai pembanding adalah reconstruction-based SSL. Pada pendekatan ini, model dilatih dalam bentuk autoencoder yang terdiri dari encoder dan decoder. Encoder bertugas mengekstraksi fitur dari citra masukan, sedangkan decoder bertugas merekonstruksi kembali citra berdasarkan representasi fitur yang dihasilkan encoder. Proses pembelajaran dilakukan dengan membandingkan citra hasil rekonstruksi dengan citra asli menggunakan reconstruction loss berbasis Mean Squared Error (MSE). Dengan pendekatan ini, encoder diharapkan mampu mempelajari struktur visual umum citra chest X-ray, seperti bentuk, tekstur, dan pola visual pada area paru.

Perbandingan antara SimCLR dan reconstruction-based SSL dilakukan karena kedua metode memiliki cara belajar yang berbeda. SimCLR berfokus pada pembentukan representasi yang diskriminatif melalui pembelajaran kontras antar citra, sedangkan reconstruction-based SSL berfokus pada kemampuan model membentuk kembali citra masukan. Oleh karena itu, nilai loss pada kedua metode tidak dapat dibandingkan secara langsung. SimCLR menggunakan contrastive loss, sedangkan reconstruction-based SSL menggunakan reconstruction loss berbasis MSE. Nilai loss yang lebih kecil pada reconstruction-based SSL tidak berarti metode tersebut lebih baik daripada SimCLR, karena skala dan tujuan fungsi loss yang digunakan berbeda. Pemilihan metode terbaik tetap dilakukan berdasarkan performa setelah tahap fine-tuning dan evaluasi pada data uji.

Tabel 4.3.5 Hasil Loss Pretraining SimCLR dan Reconstruction-based SSL

Epoch	SimCLR Loss	Reconstruction Loss
1	2,4033	0,0247
2	2,1583	0,0128
3	2,0316	0,0100
4	1,9528	0,0089
5	1,8961	0,0080
6	1,8636	0,0073



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Epoch	SimCLR Loss	Reconstruction Loss
7	1,8364	0,0068
8	1,8026	0,0064
9	1,7835	0,0060
10	1,7566	0,0058

Berdasarkan Tabel 4.3.5, kedua metode SSL menunjukkan penurunan loss selama tahap pretraining. Pada metode SimCLR, nilai loss menurun dari 2,4033 pada epoch pertama menjadi 1,7566 pada epoch kesepuluh. Penurunan ini menunjukkan bahwa model semakin mampu membentuk representasi yang mendekatkan pasangan augmentasi dari citra yang sama dan membedakannya dari citra lain. Nilai loss SimCLR menurun secara bertahap pada setiap epoch, sehingga proses pretraining dapat dikatakan berjalan stabil.

Pada metode reconstruction-based SSL, nilai reconstruction loss menurun dari 0,0247 pada epoch pertama menjadi 0,0058 pada epoch kesepuluh. Penurunan reconstruction loss menunjukkan bahwa autoencoder semakin mampu merekonstruksi citra masukan dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa encoder pada reconstruction-based SSL mampu mempelajari struktur visual umum dari citra chest X-ray sebelum digunakan pada tahap fine-tuning.

Meskipun kedua metode menunjukkan penurunan loss, nilai SimCLR loss dan reconstruction loss tidak dapat dibandingkan secara langsung. Hal ini disebabkan oleh perbedaan fungsi loss yang digunakan. SimCLR loss digunakan untuk mengoptimalkan representasi fitur berdasarkan pasangan augmentasi citra, sedangkan reconstruction loss digunakan untuk mengukur selisih antara citra asli dan citra hasil rekonstruksi. Oleh karena itu, nilai reconstruction loss yang lebih kecil tidak secara langsung menunjukkan bahwa reconstruction-based SSL lebih unggul daripada SimCLR pada tahap pretraining. Penentuan metode terbaik dilakukan setelah backbone hasil pretraining digunakan pada tahap fine-tuning dan diuji menggunakan data berlabel.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Setelah tahap pretraining selesai, backbone dari masing-masing metode SSL digunakan pada proses fine-tuning untuk melakukan klasifikasi citra menjadi kelas Tidak Tuberkulosis dan Tuberkulosis. Hasil fine-tuning dan evaluasi menunjukkan bahwa performa akhir model tidak hanya dipengaruhi oleh nilai loss pada tahap pretraining, tetapi juga oleh metode SSL, proporsi data latih, data validasi, data uji, serta kemampuan model melakukan generalisasi pada data uji.

4.3.3 Implementasi Fine-tuning Model

Setelah tahap pretraining selesai, backbone model digunakan pada proses fine-tuning menggunakan data berlabel. Fine-tuning bertujuan untuk menyesuaikan representasi fitur yang telah dipelajari pada tahap Self-Supervised Learning agar dapat digunakan untuk klasifikasi citra chest X-ray menjadi dua kelas, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.

Pada tahap fine-tuning, backbone ResNet18 hasil pretraining digunakan kembali sebagai feature extractor. Bagian fully connected layer pada ResNet18 disesuaikan dengan jumlah kelas pada penelitian ini, yaitu dua kelas. Sebagian besar layer awal pada backbone dibekukan agar representasi fitur dasar yang telah dipelajari pada tahap pretraining tidak berubah secara drastis. Sementara itu, layer4 dan fully connected layer dibuka kembali untuk dilatih. Layer4 dibuka karena bagian ini mempelajari fitur tingkat tinggi yang lebih berkaitan dengan karakteristik visual kelas, sedangkan fully connected layer dilatih untuk menghasilkan keluaran klasifikasi sesuai kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis.

Strategi partial unfreezing digunakan untuk menjaga keseimbangan antara mempertahankan representasi fitur hasil pretraining dan memberi ruang adaptasi terhadap tugas klasifikasi berlabel. Dengan strategi ini, model tidak dilatih ulang secara penuh dari awal, tetapi hanya bagian tertentu yang disesuaikan dengan karakteristik dataset klasifikasi.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.3.6 Hasil Fine-tuning Model

Metode SSL	Split	Best Epoch	Best Val Loss	Val Acc (%)	Test Loss	Test Acc (%)	Keterangan
SimCLR	80:10:10	14	0,0677	97,38	0,0666	98,57	Kandidat terbaik dari metode SimCLR.
Reconstruction-based SSL	80:5:15	15	0,0409	99,05	0,0630	98,73	Kandidat terbaik berdasarkan akurasi tertinggi secara keseluruhan

Berdasarkan Tabel 4.3.6, hasil fine-tuning menunjukkan bahwa kandidat terbaik dari metode SimCLR diperoleh pada split 80:10:10 dengan test accuracy sebesar 98,57%. Sementara itu, kandidat terbaik dari metode reconstruction-based SSL diperoleh pada split 80:5:15 dengan test accuracy sebesar 98,73%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 menghasilkan akurasi data uji tertinggi secara keseluruhan.

Perbedaan best epoch menunjukkan bahwa setiap metode dan skenario split mencapai performa validasi terbaik pada waktu yang berbeda. SimCLR mencapai best epoch pada epoch ke-14, sedangkan reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 mencapai best epoch pada epoch ke-15. Pemilihan model terbaik tidak hanya dilihat dari validation loss dan validation accuracy, tetapi juga berdasarkan performa pada data uji karena data uji digunakan untuk menilai kemampuan generalisasi akhir model.

Dengan demikian, tahap fine-tuning menunjukkan bahwa backbone hasil pretraining SSL dapat digunakan untuk klasifikasi citra chest X-ray. Berdasarkan hasil fine-tuning dan evaluasi data uji, reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15 dipilih sebagai



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

kandidat model terbaik untuk pengujian lanjutan terhadap class weighting serta resize dan non-resize.

4.3.4 Implementasi Penanganan Imbalance Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang. Jumlah citra Tidak Tuberkulosis lebih banyak dibandingkan jumlah citra Tuberkulosis. Kondisi ini disebut imbalance dataset. Jika tidak ditangani, model berpotensi lebih cenderung mempelajari kelas mayoritas, yaitu Tidak Tuberkulosis, sehingga kemampuan model dalam mengenali kelas Tuberkulosis sebagai kelas minoritas dapat menurun.

Untuk mengatasi kondisi tersebut, penelitian ini menggunakan class weighting pada fungsi loss. Class weighting memberikan bobot kesalahan yang lebih besar pada kelas minoritas. Dengan demikian, kesalahan prediksi pada kelas Tuberkulosis memperoleh penalti lebih besar dibandingkan kesalahan prediksi pada kelas Tidak Tuberkulosis. Pendekatan ini tidak mengubah jumlah data pada dataset, tetapi mengatur kontribusi kesalahan tiap kelas dalam fungsi loss agar model tidak terlalu bias terhadap kelas mayoritas.

Penggunaan pembobotan kelas mengacu pada pendekatan re-weighting yang umum digunakan untuk menangani ketidakseimbangan data. Cui et al. (2019) menjelaskan bahwa re-weighting dapat digunakan untuk menyeimbangkan kontribusi loss berdasarkan jumlah sampel pada tiap kelas. Selain itu, Buda et al. (2018) menjelaskan bahwa ketidakseimbangan kelas dapat memengaruhi performa CNN, sehingga strategi penanganan imbalance perlu dipertimbangkan dalam klasifikasi citra.

Pada split data yang digunakan untuk kandidat model, data latih terdiri dari 2.800 citra Tidak Tuberkulosis dan 560 citra Tuberkulosis. Total data latih berjumlah 3.360 citra dengan dua kelas. Bobot kelas dihitung menggunakan pendekatan balanced class weighting dengan rumus sebagai berikut:



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

$$\text{weight}_i = \frac{\text{Total Data}}{\text{Jumlah Kelas} \times \text{Jumlah Data Kelas}_i}$$

Keterangan:

weight_i merupakan bobot untuk kelas ke-i, Total Data merupakan jumlah seluruh data latih, Jumlah Kelas merupakan jumlah kelas pada penelitian, dan Jumlah Data Kelas_i merupakan jumlah data pada kelas ke-i.

$$\frac{3.360}{2 \times 2800} = 0.60$$

Sedangkan bobot kelas Tuberkulosis dihitung sebagai berikut:

$$\frac{3.360}{2 \times 560} = 3.00$$

Berdasarkan perhitungan tersebut, bobot kelas Tidak Tuberkulosis adalah 0,60, sedangkan bobot kelas Tuberkulosis adalah 3,00. Bobot kelas Tuberkulosis dibuat lebih besar karena jumlah datanya lebih sedikit dibandingkan kelas Tidak Tuberkulosis. Dengan demikian, model memberikan perhatian lebih besar terhadap kesalahan pada kelas Tuberkulosis selama proses pelatihan.

Pengujian class weighting dilakukan pada kandidat model terbaik, yaitu reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15. Pada tahap ini, variabel yang dibandingkan hanya penggunaan class weighting dan tanpa class weighting. Perlakuan pra-pemrosesan input dibuat tetap agar perbedaan hasil lebih dipengaruhi oleh penggunaan class weighting, bukan oleh perubahan skenario resize dan non-resize. Pengaruh resize dan non-resize dibahas secara terpisah pada bagian 4.3.5.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.3.7 Hasil Pengaruh Class Weighting pada Model Terpilih

Metode SSL	Split	Class Weighting	Akurasi	Precision TB	Recall TB	F1-score TB
Reconstruction-based SSL	80:5:15	Tidak	98,73%	100,00%	92,38%	96,04%
Reconstruction-based SSL	80:5:15	Ya	97,78%	90,99%	96,19%	93,52%

Berdasarkan Tabel 4.3.7, model tanpa class weighting menghasilkan akurasi sebesar 98,73%, precision Tuberkulosis sebesar 100,00%, recall Tuberkulosis sebesar 92,38%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 96,04%. Setelah menggunakan class weighting, recall Tuberkulosis meningkat menjadi 96,19%. Hal ini menunjukkan bahwa class weighting membuat model lebih sensitif dalam mengenali kelas Tuberkulosis sebagai kelas minoritas.

Namun, peningkatan recall tersebut diikuti oleh penurunan akurasi dari 98,73% menjadi 97,78% dan penurunan precision Tuberkulosis dari 100,00% menjadi 90,99%. Kondisi ini menunjukkan bahwa class weighting dapat membantu meningkatkan kemampuan model mengenali kelas minoritas, tetapi juga dapat membuat model lebih sering memprediksi citra sebagai Tuberkulosis sehingga precision dan akurasi keseluruhan menurun.

Karena pemilihan model akhir pada penelitian ini difokuskan pada akurasi tertinggi, maka konfigurasi tanpa class weighting dipilih sebagai konfigurasi terbaik pada tahap ini. Pengujian berikutnya kemudian dilakukan untuk melihat pengaruh resize dan non-resize terhadap model terpilih.

4.3.5 Implementasi Skenario Resize dan Non-resize

Selain membandingkan metode Self-Supervised Learning dan penanganan imbalance dataset, penelitian ini juga membandingkan pengaruh pra-pemrosesan resize dan non-resize terhadap performa model. Komparasi ini dilakukan karena citra chest X-ray dapat memiliki variasi ukuran dan resolusi. Perbedaan ukuran input dapat



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

memengaruhi kestabilan proses ekstraksi fitur oleh model CNN, sehingga perlu diuji apakah penyeragaman ukuran citra memberikan pengaruh terhadap performa klasifikasi.

Pemilihan ukuran 224×224 piksel pada penelitian ini disesuaikan dengan karakteristik input arsitektur ResNet18. Pada implementasi ResNet untuk ImageNet, He et al. (2016) menggunakan crop berukuran 224×224 sebagai input model. Dokumentasi torchvision untuk ResNet18 juga menggunakan transformasi resize ke 256 piksel yang diikuti center crop 224 piksel sebelum normalisasi. Oleh karena itu, skenario resize pada penelitian ini menggunakan penyeragaman ukuran citra menjadi 256×256 piksel, kemudian dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel.

Komparasi resize dan non-resize dilakukan karena citra chest X-ray dapat memiliki variasi ukuran dan resolusi. Variasi ukuran input dapat memengaruhi informasi visual yang dipelajari oleh CNN. Haque et al. (2023) menunjukkan bahwa resolusi citra chest X-ray berpengaruh terhadap performa klasifikasi otomatis. Sabottke dan Spieler (2020) juga menjelaskan bahwa pemilihan resolusi input merupakan aspek penting dalam pengembangan model deep learning pada citra radiologi karena resolusi yang terlalu rendah dapat menghilangkan informasi penting, sedangkan resolusi yang lebih tinggi dapat meningkatkan kompleksitas komputasi.

Pada skenario resize, citra terlebih dahulu diseragamkan ukurannya menjadi 256×256 piksel, kemudian dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input model ResNet18. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui proses resize utama dan hanya diproses menggunakan center crop menjadi 224×224 piksel. Kedua skenario tersebut dibandingkan pada model terpilih, yaitu reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.3.8 Hasil Komparasi Resize dan Non-resize pada Model Terpilih

Metode SSL	Split	Class Weighting	Resizing	Akurasi	Precision TB	Recall TB	F1-score TB
Reconstruction-based SSL	80:5:15	Tidak	Ya	98,73 %	100,00 %	92,38 %	96,04 %
Reconstruction-based SSL	80:5:15	Tidak	Tidak	96,83 %	90,48 %	90,48 %	90,48 %

Berdasarkan Tabel 4.3.8, skenario resize menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan non-resize pada model terpilih. Reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15 tanpa class weighting dan menggunakan resize memperoleh akurasi sebesar 98,73%, precision Tuberkulosis sebesar 100,00%, recall Tuberkulosis sebesar 92,38%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 96,04%. Sementara itu, skenario non-resize menghasilkan akurasi sebesar 96,83%, precision Tuberkulosis sebesar 90,48%, recall Tuberkulosis sebesar 90,48%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 90,48%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa resize memberikan pengaruh positif terhadap performa model. Proses resize membantu menyeragamkan ukuran citra sebelum masuk ke model CNN, sehingga proses ekstraksi fitur menjadi lebih stabil. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui penyeragaman ukuran utama sehingga variasi ukuran dan skala citra dapat memengaruhi informasi visual yang masuk ke model. Oleh karena itu, skenario resize dipilih sebagai pra-pemrosesan pada model akhir. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa skenario resize lebih konsisten dibandingkan non-resize pada model terpilih.

Hal ini dapat terjadi karena proses resize membantu menyeragamkan ukuran citra sebelum masuk ke model CNN, sehingga model memperoleh input dengan dimensi dan skala visual yang lebih konsisten. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui penyeragaman ukuran utama sehingga variasi ukuran dan skala citra dapat memengaruhi proses center crop dan ekstraksi fitur. Akibatnya, informasi visual yang masuk ke model dapat menjadi kurang konsisten.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Dengan demikian, skenario resize dipilih sebagai pra-pemrosesan yang digunakan pada model akhir. Berdasarkan hasil pengujian, konfigurasi reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15, resize, dan tanpa class weighting menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98,73%. Oleh karena itu, resize tidak hanya dipilih karena sesuai dengan kebutuhan input ResNet18, tetapi juga karena hasil eksperimen menunjukkan bahwa skenario tersebut memberikan performa terbaik dibandingkan non-resize.

4.3.6 Implementasi Grad-CAM dan Antarmuka Web

Setelah model klasifikasi selesai dilatih dan dipilih sebagai model akhir, sistem dilengkapi dengan Grad-CAM untuk meningkatkan interpretabilitas hasil prediksi. Grad-CAM digunakan untuk menghasilkan heatmap yang menunjukkan area citra chest X-ray yang paling berkontribusi terhadap keputusan model. Visualisasi ini penting karena sistem deteksi berbasis deep learning sering dianggap sebagai black box, sehingga diperlukan penjelasan visual agar hasil prediksi lebih mudah dianalisis.

Implementasi Grad-CAM dilakukan dengan mengambil aktivasi dan gradien dari layer terakhir model ResNet18. Gradien digunakan untuk menghitung bobot kontribusi setiap feature map, kemudian feature map tersebut digabungkan untuk membentuk peta aktivasi. Peta aktivasi yang dihasilkan kemudian dinormalisasi dan ditumpangkan pada citra asli sebagai Grad-CAM overlay.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
def make_gradcam(model, x_tensor, original_rgb, target_class=None):
    target_layer = model.layer4[-1]
    activations = []
    gradients = []

    def forward_hook(_, __, output):
        activations.append(output)

    def backward_hook(_, __, grad_output):
        gradients.append(grad_output[0])

    h1 = target_layer.register_forward_hook(forward_hook)
    h2 = target_layer.register_full_backward_hook(backward_hook)

    model.zero_grad(set_to_none=True)
    logits = model(x_tensor)
    probs = torch.softmax(logits, dim=1)[0].detach().cpu().numpy()

    if target_class is None:
        target_class = int(logits.argmax(dim=1).item())

    score = logits[0, target_class]
    score.backward()

    act = activations[0]
    grad = gradients[0]
    weights = grad.mean(dim=(2, 3), keepdim=True)
    cam = (weights * act).sum(dim=1, keepdim=True)
    cam = F.relu(cam)

app.py • make_gradcam
```

Gambar 4.3.1 Kode Pembentukan Grad-CAM pada Layer Terakhir ResNet18

Potongan kode pada Gambar 4.3.1 menunjukkan proses pembentukan Grad-CAM. Kode tersebut memasang forward hook untuk menyimpan aktivasi dan backward hook untuk menyimpan gradien dari layer terakhir ResNet18. Setelah model menghasilkan prediksi, gradien terhadap kelas target dihitung, kemudian digunakan untuk membentuk heatmap area fokus model. Heatmap tersebut menjadi dasar visualisasi Grad-CAM yang ditampilkan pada aplikasi web.

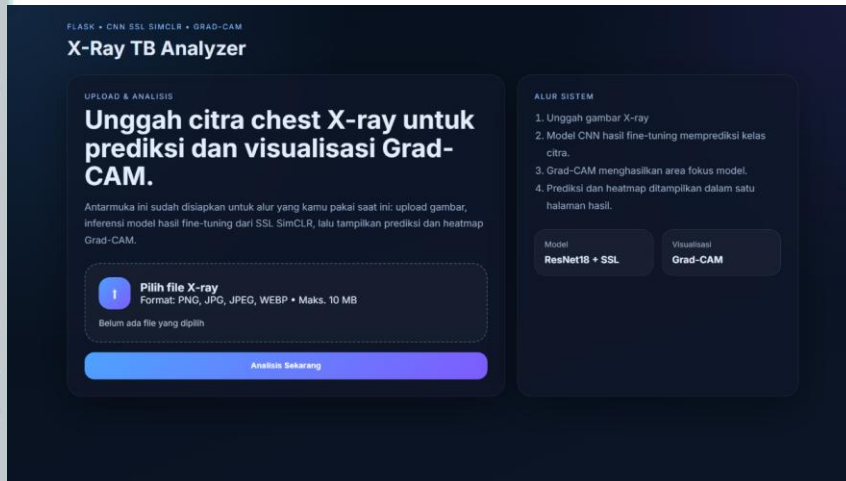
Implementasi aplikasi web digunakan untuk menjalankan model secara interaktif. Pada halaman awal, pengguna dapat mengunggah citra chest X-ray dengan format yang didukung oleh sistem. Setelah tombol Analisis Sekarang ditekan, sistem melakukan pra-pemrosesan citra, menjalankan inferensi model, menghitung probabilitas kelas, membentuk Grad-CAM overlay, dan menampilkan hasil prediksi pada halaman hasil.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.3.2 Halaman Unggah Citra Chest X-ray

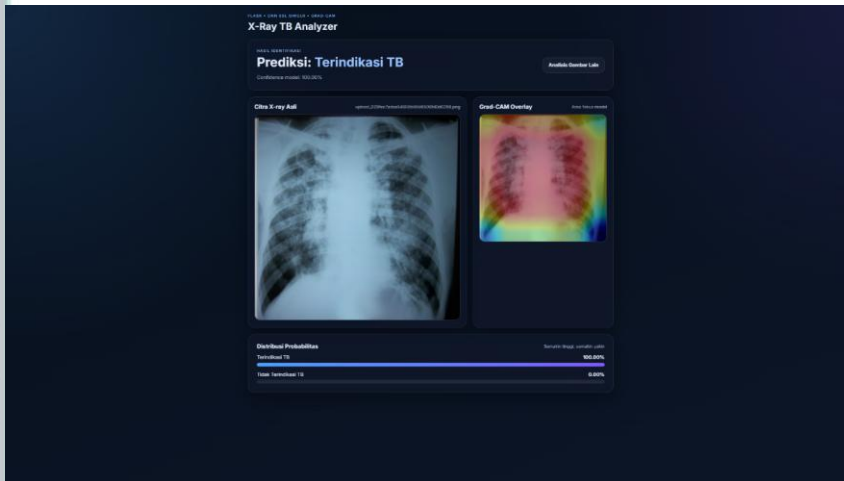
Gambar 4.3.2 menunjukkan halaman awal aplikasi web yang menyediakan area unggah citra chest X-ray. Halaman ini berfungsi sebagai titik awal interaksi pengguna dengan sistem. Pengguna memilih file citra, kemudian menekan tombol Analisis Sekarang untuk menjalankan proses prediksi dan visualisasi Grad-CAM.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.3.3 Halaman Hasil Prediksi dan Visualisasi Grad-CAM

Gambar 4.3.3 menunjukkan halaman hasil prediksi sistem. Pada halaman ini, sistem menampilkan kelas prediksi, nilai confidence, citra X-ray asli, Grad-CAM overlay, dan distribusi probabilitas untuk kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Tampilan tersebut menunjukkan bahwa model tidak hanya memberikan hasil klasifikasi, tetapi juga menyediakan visualisasi area fokus model melalui Grad-CAM. Berdasarkan hasil implementasi, sistem mampu menampilkan prediksi Tuberkulosis dengan confidence sebesar 86,54% dan probabilitas Tidak Tuberkulosis sebesar 13,46%.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4.4 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk menilai performa model dan memastikan fungsi aplikasi web berjalan sesuai kebutuhan. Pengujian model dilakukan dengan membandingkan beberapa skenario eksperimen, sedangkan pengujian aplikasi dilakukan menggunakan pendekatan black-box testing. Pengujian model berfokus pada metrik klasifikasi, sedangkan pengujian black-box berfokus pada kesesuaian fungsi sistem dari sudut pandang pengguna.

4.4.1 Deskripsi Pengujian

Pengujian pada penelitian ini terdiri atas pengujian model, pengujian interpretabilitas, dan pengujian fungsional aplikasi web. Pengujian model dilakukan untuk mengetahui performa klasifikasi citra chest X-ray dalam membedakan kelas Tidak Tuberkulosis dan Tuberkulosis. Pengujian interpretabilitas dilakukan menggunakan Grad-CAM untuk melihat area citra yang menjadi fokus model. Sementara itu, pengujian fungsional aplikasi dilakukan untuk memastikan setiap fitur pada aplikasi web dapat digunakan sesuai alur yang dirancang.

Skenario pengujian model meliputi komparasi metode Self-Supervised Learning, pengaruh penanganan imbalance dataset, komparasi resize dan non-resize, serta evaluasi model akhir. Pengujian black-box mencakup fitur halaman utama, unggah citra, validasi file, tombol analisis, hasil prediksi, confidence model, visualisasi Grad-CAM, distribusi probabilitas, dan tombol analisis gambar lain.

4.4.2 Prosedur Pengujian

Prosedur pengujian model diawali dengan menyiapkan dataset citra chest X-ray yang telah dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Data latih digunakan untuk proses pelatihan model, data validasi digunakan untuk memantau performa model pada setiap epoch selama proses fine-tuning dan menentukan best epoch, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model setelah proses pelatihan selesai.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Pada tahap awal, dilakukan modeling ulang dengan beberapa skenario split dataset untuk mengetahui pengaruh proporsi data latih, data validasi, dan data uji terhadap performa model. Skenario yang diuji meliputi 90:5:5, 80:10:10, 80:5:15, 80:15:5, 70:15:15, 70:10:20, 70:20:10, 70:5:25, dan 70:25:5. Skenario tersebut diuji pada dua metode Self-Supervised Learning, yaitu SimCLR dan reconstruction-based SSL.

Setelah skenario split terbaik diperoleh, kandidat model terbaik dipilih berdasarkan akurasi data uji tertinggi. Berdasarkan hasil pengujian, reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15 memperoleh akurasi tertinggi, sehingga skenario tersebut digunakan sebagai model terpilih untuk pengujian lanjutan.

Meskipun dataset telah dibagi ke dalam subset data latih, validasi, dan uji, distribusi antar kelas tetap menunjukkan kondisi tidak seimbang. Pada split 80:5:15, data latih terdiri dari 2.800 citra Tidak Tuberkulosis dan 560 citra Tuberkulosis. Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa kelas Tidak Tuberkulosis merupakan kelas mayoritas, sedangkan kelas Tuberkulosis merupakan kelas minoritas.

Untuk menguji pengaruh penanganan imbalance dataset, penelitian ini membandingkan model terpilih tanpa class weighting dan dengan class weighting. Bobot kelas yang digunakan adalah 0,60 untuk kelas Tidak Tuberkulosis dan 3,00 untuk kelas Tuberkulosis. Class weighting digunakan untuk memberikan penalti kesalahan yang lebih besar pada kelas Tuberkulosis sebagai kelas minoritas.

Selain itu, penelitian ini juga menggunakan partial unfreezing pada proses fine-tuning. Partial unfreezing dilakukan dengan membuka layer4 dan fully connected layer agar model dapat menyesuaikan representasi fitur hasil pretraining dengan karakteristik data klasifikasi Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Dengan demikian, class weighting digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kontribusi kelas, sedangkan partial unfreezing digunakan agar model dapat beradaptasi dengan data klasifikasi tanpa melatih ulang seluruh backbone secara penuh.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Prosedur pengujian resize dan non-resize dilakukan dengan membandingkan performa model terpilih pada citra yang melalui proses resize dan citra yang diproses tanpa resize utama sebelum center crop. Pada skenario resize, citra diseragamkan menjadi 256×256 piksel, kemudian dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel. Pada skenario non-resize, citra tidak melalui resize utama dan hanya dilakukan center crop menjadi 224×224 piksel.

Setelah model akhir diperoleh, pengujian dilanjutkan dengan evaluasi menggunakan data uji. Hasil evaluasi dihitung menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Prosedur pengujian Grad-CAM dilakukan dengan menghasilkan heatmap dari citra uji, kemudian hasil visualisasi tersebut dikonsultasikan kepada expert untuk menilai kesesuaian area fokus model dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru.

Prosedur pengujian black-box aplikasi dilakukan dengan menjalankan sistem dari sisi pengguna. Pengguna membuka halaman utama, memilih citra chest X-ray, menekan tombol Analisis Sekarang, kemudian memeriksa apakah sistem menampilkan prediksi, confidence, citra asli, Grad-CAM overlay, distribusi probabilitas, dan tombol untuk analisis gambar lain. Pengujian ini tidak melihat kode program secara langsung, tetapi menilai kesesuaian input dan output sistem.

4.4.3 Data Hasil Pengujian

Data hasil pengujian disajikan dalam beberapa tabel sesuai skenario pengujian yang dilakukan. Pengujian model dilakukan secara bertahap, mulai dari komparasi metode SSL dan skenario split dataset, penanganan imbalance dataset, komparasi resize dan non-resize, hingga evaluasi model akhir. Selain itu, pengujian juga mencakup interpretabilitas Grad-CAM dan pengujian black-box aplikasi web.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Diarangi mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Diarangi menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.4.1 Hasil Evaluasi Model Akhir

Konfigurasi Model	Akurasi	Presisi TB	Recall TB	F1-score TB
ResNet18 + reconstruction-based SSL + split 80:5:15 + resize + tanpa class weighting	98,73%	100,00%	92,38%	96,04%

Formatted Table

Berdasarkan Tabel 4.4.1 hasil evaluasi model akhir, konfigurasi ResNet18 dengan reconstruction-based SSL, split 80:5:15, resize, dan tanpa class weighting menghasilkan akurasi sebesar 98,73%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra chest X-ray dengan benar pada data uji. Selain itu, model memperoleh presisi Tuberkulosis sebesar 100,00%, recall Tuberkulosis sebesar 92,38%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 96,04%.

Nilai presisi Tuberkulosis sebesar 100,00% menunjukkan bahwa seluruh citra yang diprediksi sebagai Tuberkulosis oleh model benar merupakan citra Tuberkulosis. Sementara itu, recall Tuberkulosis sebesar 92,38% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra Tuberkulosis pada data uji. Berdasarkan confusion matrix, dari 105 citra Tuberkulosis pada data uji, sebanyak 97 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 8 citra masih salah diklasifikasikan sebagai Tidak Tuberkulosis.

Konfigurasi ini dipilih sebagai model akhir karena menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan skenario lainnya. Reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 mampu menghasilkan representasi fitur yang baik untuk klasifikasi citra chest X-ray. Selain itu, skenario resize membantu menyeragamkan ukuran citra sehingga input model menjadi lebih konsisten. Walaupun penggunaan class weighting dapat meningkatkan recall Tuberkulosis, konfigurasi tanpa class weighting menghasilkan akurasi dan F1-score yang lebih tinggi, sehingga dipilih sebagai model akhir berdasarkan akurasi terbaik.

Tabel 4.4.2 Confusion Matrix Model Akhir Reconstruction-based SSL pada Data Uji

Aktual / Prediksi	Tidak Tuberkulosis	Tuberkulosis
Tidak Tuberkulosis	525	0
Tuberkulosis	8	97



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Berdasarkan Tsbel 4.4.2 confusion matrix, model akhir berhasil mengklasifikasikan 525 citra Tidak Tuberkulosis dan 97 citra Tuberkulosis secara benar. Kesalahan yang terjadi terdiri atas 0 citra Tidak Tuberkulosis yang diprediksi sebagai Tuberkulosis dan 8 citra Tuberkulosis yang diprediksi sebagai Tidak Tuberkulosis.

Tabel 4.4.3 Classification Report Model Akhir Reconstruction-based SSL pada Data Uji

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Tidak Tuberkulosis	98,50%	100,00%	99,24%	525
Tuberkulosis	100,00%	92,38%	96,04%	105
Rata-rata tertimbang	98,75%	98,73%	98,71%	630

Nilai recall berdasarkan Tabel 4.4.3 Tuberkulosis sebesar 92,38% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra Tuberkulosis pada data uji. Dalam konteks deteksi penyakit, nilai recall pada kelas Tuberkulosis tetap penting karena berhubungan dengan jumlah kasus Tuberkulosis yang terlewat oleh model. Namun, model akhir juga memperoleh precision Tuberkulosis sebesar 100,00%, yang menunjukkan bahwa prediksi positif Tuberkulosis yang dihasilkan model tidak menghasilkan false positive pada data uji.

Tabel 4.4.4 Pengujian Black-box Aplikasi Web

No	Fitur	Skenario	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Halaman utama	Membuka aplikasi web	Halaman upload dan alur sistem tampil	Halaman X-ray TB Analyzer tampil	Berhasil
2	Unggah citra	Memilih file X-ray valid	File diterima oleh sistem	File citra berhasil dipilih	Berhasil
3	Validasi format	Mengunggah file dengan format sesuai ketentuan	Sistem menerima PNG, JPG, JPEG, atau WEBP	Format yang didukung ditampilkan pada halaman upload	Berhasil



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

No	Fitur	Skenario	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
4	Proses analisis	Menekan tombol Analisis Sekarang	Sistem menjalankan inferensi model	Sistem menampilkan halaman hasil	Berhasil
5	Hasil prediksi	Citra diproses oleh model	Sistem menampilkan kelas prediksi	Prediksi Tuberkulosis tampil	Berhasil
6	Confidence model	Melihat hasil prediksi	Sistem menampilkan nilai confidence	Confidence 86,54% tampil	Berhasil
7	Grad-CAM overlay	Melihat visualisasi hasil	Sistem menampilkan heatmap area fokus model	Grad-CAM overlay berhasil tampil	Berhasil
8	Distribusi probabilitas	Melihat probabilitas tiap kelas	Sistem menampilkan probabilitas kelas Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis	Probabilitas 86,54% dan 13,46% tampil	Berhasil
9	Analisis gambar lain	Menekan tombol Analisis Gambar Lain	Sistem kembali ke halaman upload	Tombol tersedia pada halaman hasil	Berhasil



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.4.5 Validasi Interpretabilitas Grad-CAM oleh Expert

No	Aspek Validasi	Tujuan Validasi	Hasil/Status
1	Identitas expert	Mencatat pihak ahli yang memberikan masukan terhadap data dan interpretasi Grad-CAM	dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad, Subspes RI (K), M.Kes., M.H.
2	Karakteristik citra chest X-ray TB	Menilai apakah citra Tuberkulosis yang digunakan memiliki karakteristik visual yang relevan dengan gambaran radiologis TB paru	Sesuai
3	Kesesuaian area fokus Grad-Cam	Menilai apakah heatmap Grad-CAM berada pada area paru yang relevan	Sesuai
4	Kesesuaian dengan indikasi radiologis TB	Menilai apakah area fokus model selaras dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru	Sesuai
4	Kelayakan interpretasi	Menilai apakah visualisasi Grad-CAM dapat membantu menjelaskan prediksi model	Sesuai
	Batasan validasi	Menegaskan bahwa validasi expert bersifat kualitatif dan tidak	Sesuai



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

menggantikan
diagnosis klinis
atau pelabelan
ulang seluruh
dataset

Hasil Wawancara dengan expert berdasarkan Tabel 4.4.6 dilakukan dalam tiga pertemuan. Pertemuan pertama membahas pengenalan sistem dan batasan klasifikasi yang digunakan dalam penelitian. Berdasarkan hasil wawancara, expert memberikan masukan bahwa sistem deteksi sebaiknya difokuskan pada klasifikasi biner, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Sistem tidak diarahkan untuk membedakan jenis atau variasi spesifik tuberkulosis karena tujuan penelitian adalah mendeteksi apakah citra termasuk TB atau tidak. Masukan ini menjadi dasar bahwa sistem hanya menghasilkan keluaran prediksi dalam bentuk dua kelas.

Expert juga memberikan masukan terkait penggunaan istilah label pada dataset. Label “Normal” dinilai kurang tepat karena dapat menimbulkan kerancuan. Citra yang tidak termasuk Tuberkulosis belum tentu benar-benar normal, karena masih terdapat kemungkinan kondisi paru lain yang tidak termasuk dalam ruang lingkup penelitian. Oleh karena itu, label “Normal” pada dataset disesuaikan menjadi “Tidak Tuberkulosis” dalam laporan penelitian. Perubahan istilah ini dilakukan untuk memperjelas bahwa kelas tersebut hanya menunjukkan citra yang tidak termasuk kelas Tuberkulosis pada dataset yang digunakan.

Pada pertemuan pertama, expert juga menjelaskan bahwa dataset publik yang telah memiliki sumber dan dokumentasi tidak perlu divalidasi ulang secara keseluruhan. Label pada dataset publik tetap mengacu pada sumber dataset yang digunakan, karena dataset tersebut telah disusun dan dikreditkan kepada pihak atau ahli yang tercantum pada sumber dataset. Expert menyampaikan bahwa validasi ulang seluruh dataset lebih diperlukan apabila dataset masih kosong, belum memiliki label, atau belum pernah divalidasi oleh pihak mana pun. Dengan demikian, pada penelitian ini expert tidak

Commented [NF13]: Revisi sesuai masukan Bapak Bambang: hasil validasi expert telah ditambahkan pada bagian Data Hasil Pengujian. Bagian ini menjelaskan hasil konsultasi mengenai batasan klasifikasi, karakteristik citra Tuberkulosis, penggunaan dataset publik, interpretasi Grad-CAM, serta batasan bahwa validasi bersifat kualitatif dan bukan diagnosis klinis.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

melakukan pelabelan ulang terhadap seluruh dataset, melainkan memberikan validasi kualitatif terhadap karakteristik citra dan interpretasi hasil model.

Pertemuan kedua dilakukan setelah sistem selesai diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web. Pada tahap ini, sistem telah mampu menampilkan hasil prediksi, confidence, distribusi probabilitas, dan visualisasi Grad-CAM. Berdasarkan hasil konsultasi, expert menilai bahwa visualisasi Grad-CAM dapat digunakan sebagai alat bantu interpretasi karena menunjukkan area yang menjadi perhatian model pada citra chest X-ray. Namun, expert juga menegaskan bahwa hasil Grad-CAM tidak dapat digunakan sebagai diagnosis klinis secara mandiri, melainkan hanya sebagai pendukung interpretasi hasil model.

Pada pertemuan kedua juga dibahas kendala penggunaan dataset lokal Indonesia. Expert menjelaskan bahwa penggunaan citra medis dari rumah sakit tidak dapat dilakukan secara langsung karena berkaitan dengan aspek hukum, perizinan, dan kerahasiaan data pasien. Citra medis rumah sakit dapat memuat nomor pasien, identitas pasien, serta riwayat penyakit. Expert juga menjelaskan bahwa rumah sakit tidak menyediakan bank data citra untuk kebutuhan penelitian secara umum. Oleh karena itu, penggunaan dataset lokal dari rumah sakit Indonesia memiliki kendala administratif dan etis yang cukup besar sehingga penelitian ini menggunakan dataset sekunder publik.

Pertemuan ketiga dilakukan untuk proses validasi kualitatif dan penandatanganan oleh expert. Validasi ini digunakan sebagai bukti bahwa expert telah memberikan masukan terhadap batasan sistem, karakteristik citra Tuberkulosis, dan interpretasi Grad-CAM. Validasi expert pada penelitian ini bersifat kualitatif dan tidak menggantikan diagnosis klinis maupun pelabelan ulang seluruh dataset.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 4.4.6

Pertemuan	Fokus Pembahasan	Ringkasan Masukan Expert	Implikasi terhadap Penelitian
Pertemuan 1	Pengenalan sistem dan batasan klasifikasi	Sistem diarahkan pada klasifikasi biner, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis, bukan klasifikasi jenis-jenis TB secara spesifik.	Sistem dibatasi hanya menghasilkan dua kelas prediksi.
Pertemuan 1	Penggunaan label dataset	Label “Normal” dinilai rancu karena citra non-TB belum tentu benar-benar normal.	Label “Normal” disesuaikan menjadi “Tidak Tuberkulosis” dalam laporan.
Pertemuan 1	Validasi dataset publik	Dataset publik yang telah memiliki sumber dan dokumentasi tidak perlu expert divalidasi ulang secara keseluruhan oleh expert.	Label dataset tetap mengacu pada sumber dataset publik, sedangkan berperan sebagai validator kualitatif.
Pertemuan 2	Implementasi aplikasi web dan Grad-CAM	Sistem telah menampilkan prediksi dan visualisasi Grad-	Grad-CAM digunakan sebagai alat bantu



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

		CAM. Grad-CAM interpretasi hasil dapat membantu prediksi model. interpretasi area fokus model.
Pertemuan 2	Kendala dataset lokal Indonesia	Penggunaan citra rumah sakit memerlukan proses perizinan publik karena dataset lokal tidak dapat diperoleh secara langsung. identitas pasien. Rumah sakit tidak menyediakan bank data citra untuk penelitian secara umum.
Pertemuan 3	Validasi dan tanda tangan expert	Expert memberikan validasi kualitatif terhadap masukan yang telah diberikan. Validasi expert digunakan sebagai pendukung, bukan sebagai diagnosis atau pelabelan ulang seluruh dataset.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4.4.4 Analisis Data / Evaluasi Pengujian

4.4.4.1 Analisis Komparasi Metode Self-Supervised Learning

Berdasarkan hasil modeling ulang, metode SimCLR dan reconstruction-based SSL menghasilkan performa yang berbeda pada setiap skenario split dataset. Pada metode SimCLR, skenario terbaik diperoleh pada split 80:10:10 dengan akurasi data uji sebesar 98,57%. Sementara itu, pada metode reconstruction-based SSL, skenario terbaik diperoleh pada split 80:5:15 dengan akurasi data uji sebesar 98,73%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 menghasilkan akurasi data uji tertinggi secara keseluruhan. Oleh karena itu, metode reconstruction-based SSL dengan split 80:5:15 dipilih sebagai kandidat model terbaik berdasarkan akurasi tertinggi. SimCLR tetap menunjukkan performa yang baik, tetapi akurasi data uji tertinggi yang diperoleh masih sedikit lebih rendah dibandingkan reconstruction-based SSL.

Perbedaan performa kedua metode dapat dipengaruhi oleh cara masing-masing metode SSL mempelajari representasi fitur. SimCLR menggunakan pendekatan contrastive learning dengan membentuk dua augmentasi dari citra yang sama sebagai pasangan positif. Model dilatih agar representasi dari citra yang sama menjadi lebih dekat dan representasi dari citra yang berbeda menjadi lebih jauh. Sementara itu, reconstruction-based SSL menggunakan pendekatan autoencoder yang melatih encoder untuk menangkap struktur visual citra melalui proses rekonstruksi.

Pada dataset yang digunakan, reconstruction-based SSL mampu menghasilkan representasi fitur yang memberikan akurasi data uji tertinggi setelah dilakukan fine-tuning. Dengan demikian, pemilihan metode SSL utama pada penelitian ini didasarkan pada hasil evaluasi data uji, bukan hanya pada nilai loss saat pretraining atau performa validasi.

4.4.4.2 Analisis Penanganan Imbalance Dataset



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4.4.4.3 Analisis Resize dan Non-resize

4.4.4.4 Analisis Model Akhir

4.4.4.5 Analisis Interpretabilitas Grad-CAM

4.4.4.6 Analisis Pengujian Black-box

BAB V PENUTUP

5.1 Simpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem deteksi tuberkulosis paru berbasis citra chest X-ray menggunakan Convolutional Neural Network dengan pendekatan Self-Supervised Learning dan Grad-CAM. Sistem yang dikembangkan mampu melakukan proses klasifikasi citra menjadi dua kelas, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis, serta menampilkan hasil prediksi melalui aplikasi web sederhana.

Komparasi metode Self-Supervised Learning menunjukkan bahwa SimCLR dan reconstruction-based SSL sama-sama dapat digunakan sebagai metode pretraining untuk membentuk representasi fitur citra chest X-ray. Berdasarkan hasil modeling ulang pada beberapa skenario split dataset, SimCLR memperoleh performa terbaik pada split 80:10:10 dengan akurasi data uji sebesar 98,57%, sedangkan reconstruction-based SSL memperoleh performa terbaik pada split 80:5:15 dengan akurasi data uji sebesar 98,73%. Dengan demikian, reconstruction-based SSL pada split 80:5:15 dipilih sebagai model terbaik berdasarkan akurasi data uji tertinggi.

Penanganan imbalance dataset menggunakan class weighting menunjukkan bahwa recall Tuberkulosis dapat meningkat dari 92,38% menjadi 96,19%. Hal ini menunjukkan bahwa class weighting dapat membuat model lebih sensitif terhadap kelas Tuberkulosis sebagai kelas minoritas. Namun, peningkatan recall tersebut diikuti penurunan akurasi dan precision Tuberkulosis. Karena pemilihan model akhir difokuskan pada akurasi tertinggi, konfigurasi tanpa class weighting dipilih sebagai konfigurasi terbaik pada penelitian ini.

Hasil komparasi resize dan non-resize menunjukkan bahwa penggunaan resize memberikan performa yang lebih baik dibandingkan non-resize. Pada model terpilih, skenario resize menghasilkan akurasi sebesar 98,73%, sedangkan non-resize menghasilkan akurasi sebesar 96,83%. Proses resize membantu menyeragamkan ukuran input citra sehingga model dapat mengekstraksi fitur secara lebih konsisten. Oleh karena itu, skenario resize digunakan pada konfigurasi model akhir.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Model akhir yang digunakan pada penelitian ini adalah ResNet18 dengan pretraining reconstruction-based SSL, split 80:5:15, pra-pemrosesan resize, dan tanpa class weighting. Berdasarkan hasil evaluasi pada data uji, model memperoleh akurasi sebesar 98,73%, presisi Tuberkulosis sebesar 100,00%, recall Tuberkulosis sebesar 92,38%, dan F1-score Tuberkulosis sebesar 96,04%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam melakukan klasifikasi citra chest X-ray untuk deteksi tuberkulosis paru.

Penerapan Grad-CAM berhasil memberikan visualisasi area citra yang berkontribusi terhadap keputusan model. Visualisasi ini membantu meningkatkan interpretabilitas model karena pengguna dapat melihat area fokus model pada citra chest X-ray. Namun, Grad-CAM dalam penelitian ini digunakan sebagai alat bantu interpretasi, bukan sebagai metode segmentasi lesi atau diagnosis klinis secara langsung.

Aplikasi web yang dikembangkan berhasil mengintegrasikan proses unggah citra, inferensi model, tampilan hasil prediksi, confidence model, distribusi probabilitas, serta visualisasi Grad-CAM. Berdasarkan hasil pengujian black-box, fitur utama aplikasi dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan sistem.

5.2 Saran

Dataset yang digunakan dapat diperluas dengan data citra chest X-ray dari sumber yang lebih beragam, termasuk dataset lokal atau data dari fasilitas kesehatan di Indonesia, agar model dapat diuji pada variasi citra yang lebih luas dan lebih sesuai dengan kondisi nyata.

Validasi oleh expert medis atau radiologi dapat dilakukan secara lebih mendalam dengan jumlah sampel Grad-CAM yang lebih banyak. Hal ini bertujuan untuk menilai apakah area fokus model benar-benar sesuai dengan karakteristik radiologis tuberkulosis paru.

Penelitian selanjutnya dapat membandingkan arsitektur CNN lain, seperti DenseNet, EfficientNet, atau model berbasis Vision Transformer, untuk mengetahui apakah arsitektur lain mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan ResNet18.

Metode Self-Supervised Learning yang digunakan dapat dikembangkan dengan pendekatan lain, seperti MoCo, BYOL, atau SwAV, agar diperoleh perbandingan yang lebih luas dalam menentukan metode pretraining terbaik untuk citra chest X-ray.

Penanganan imbalance dataset dapat dikembangkan menggunakan metode tambahan seperti oversampling, undersampling, focal loss, atau augmentasi khusus pada kelas



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tuberkulosis agar model semakin mampu mengenali kelas minoritas dengan lebih baik.

Interpretabilitas model dapat diperluas dengan membandingkan Grad-CAM dengan metode explainable AI lain, seperti Grad-CAM++, LIME, atau SHAP. Perbandingan tersebut dapat membantu mengetahui metode interpretasi mana yang paling sesuai untuk citra chest X-ray.

Aplikasi web dapat dikembangkan lebih lanjut dengan fitur penyimpanan riwayat hasil prediksi, pengelolaan data hasil analisis, serta tampilan hasil yang lebih informatif. Selain itu, sistem juga dapat dikembangkan agar lebih siap digunakan sebagai prototipe sistem pendukung keputusan, dengan tetap memperhatikan batasan bahwa hasil sistem tidak menggantikan diagnosis tenaga medis.

Pengujian sistem dapat dilakukan pada lebih banyak citra uji dan melibatkan evaluasi pengguna atau tenaga medis agar performa sistem tidak hanya dinilai dari metrik klasifikasi, tetapi juga dari aspek kemudahan penggunaan dan keterpahaman hasil prediksi.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR PUSTAKA

- Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., & Hinton, G. (2020). *A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations*. <https://github.com/google-research/simclr>.
- Cui, Y., Jia, M., Lin, T.-Y., Song, Y., & Belongie, S. (n.d.). *Class-Balanced Loss Based on Effective Number of Samples*.
- Jaeger, S., Candemir, S., Antani, S., Wang, Y.-X. J., Lu, P.-X., & Thoma, G. (2014). Two public chest X-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 4(6), 475–477. <https://doi.org/10.3978/j.issn.2223-4292.2014.11.20>
- Rahman, T., Khandakar, A., Kadir, M. A., Islam, K. R., Islam, K. F., Mahbub, Z. B., Ayari, M. A., & Chowdhury, M. E. H. (2020). Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/tuberculosis-tb-chestxray-dataset>
- Risma, V. M., & Utami, E. (2025). Tuberculosis Diagnosis From X-Ray Images Using Deep Learning And Contrast Enhancement Techniques. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(2), 981–994. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.2.4315>
- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (n.d.). *Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization*. Retrieved <http://gradcam.cloudev.org>
- Sharma, V., Nillmani, Gupta, S. K., & Shukla, K. K. (2024). Deep learning models for tuberculosis detection and infected region visualization in chest X-ray images. *Intelligent Medicine*, 4(2), 104–113. <https://doi.org/10.1016/j.imed.2023.06.001>



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

- Showkatian, E., Salehi, M., Ghaffari, H., Reiazi, R., & Sadighi, N. (2022). Deep learning-based automatic detection of tuberculosis disease in chest X-ray images. *Polish Journal of Radiology*, 87(1), 118–124. <https://doi.org/10.5114/pjr.2022.113435>
- Sowrirajan, H., Yang, J., Ng, A. Y., & Rajpurkar, P. (2021). MoCo-CXR: MoCo Pretraining Improves Representation and Transferability of Chest X-ray Models. In *Proceedings of Machine Learning Research* (Vol. 143).
- Rizqi, I. K., & Supriyanto, C. (2026). Chest X-Ray Based Pulmonary Tuberculosis Classification Using Transfer Learning with DenseNet121 and Convolutional Block Attention Module (CBAM). *Journal of Applied Informatics and.. Computing*, 10(2), 1905–1919. <https://doi.org/10.30871/jaic.v10i2.12523>
- Xu, Y., & Goodacre, R. (2018). On splitting training and validation set: A comparative study of cross-validation, bootstrap and systematic sampling for estimating the generalization performance of supervised learning. *Journal of Analysis and Testing*, 2, 249–262. <https://doi.org/10.1007/s41664-018-0068-2>
- Torchvision. (n.d.). Normalize. PyTorch Documentation. <https://docs.pytorch.org/vision/main/generated/torchvision.transforms.Normalize.html>
- Torchvision. (n.d.). ResNet18. PyTorch Documentation. <https://docs.pytorch.org/vision/stable/models/generated/torchvision.models.resnet18.html>
- Buda, M., Maki, A., & Mazurowski, M. A. (2018). A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Neural Networks*, 106, 249–259. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.07.011>
- Cui, Y., Jia, M., Lin, T. Y., Song, Y., & Belongie, S. (2019). Class-balanced loss based on effective number of samples. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 9268–9277.
- Haq, M. I. U., Dubey, A. K., Danciu, I., Justice, A. C., Ovchinnikova, O. S., & Hinkle, J. D. (2023). Effect of image resolution on automated classification of chest X-rays. *Journal of Medical Imaging*, 10(4), 044503. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.10.4.044503>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Sabottke, C. F., & Spieler, B. M. (2020). The effect of image resolution on deep learning in radiography. *Radiology: Artificial Intelligence*, 2(1), e190015.
<https://doi.org/10.1148/ryai.2019190015>

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS

Naufal Fayyaz Abdullah

Lahir di Manado, 30-12-2004



Penulis merupakan mahasiswa Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Negeri Jakarta. Penulis menempuh pendidikan dasar di SDN Cinyosog 01 kemudian melanjutkan pendidikan di SMPN Negeri Tifa Cileungsi dan SMAN 2 Cileungsi. Pada tahun 2022, penulis melanjutkan pendidikan Diploma IV/Sarjana Terapan pada Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Jakarta.

Selama masa perkuliahan, penulis memiliki minat pada bidang kecerdasan buatan, pengolahan citra, deep learning, dan pengembangan aplikasi berbasis web. Penelitian skripsi yang dilakukan berfokus pada implementasi deteksi tuberkulosis paru menggunakan citra chest X-ray berbasis Convolutional Neural Network dengan pendekatan Self-Supervised Learning dan Grad-CAM untuk interpretabilitas keputusan model.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

LAMPIRAN

**SURAT PERNYATAAN VALIDASI AHLI MEDIS
TERHADAP DATA DAN HASIL MODEL PENELITIAN SKRIPSI**

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Ahli Medis	: dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad, Subspes RI (K), M.Kes., M.H.
Profesi/Jabatan	: dokter
Instansi/Tempat Praktik	: RSPPN Soedirman
Nomor STR/SIP/NIP	: 7311503422058565
Bidang Keahlian	: Dokter ahli radiologi, subspesialis radiologi intervensional

Dengan ini menyatakan bahwa saya telah melakukan peninjauan dan validasi ahli terhadap data serta hasil model penelitian skripsi mahasiswa berikut:

Nama Mahasiswa	: Naufal Fayyaz Abdullah
NIM	: 2207412003
Program Studi/Jurusan	: Teknik Informatika dan Komputer/ Teknik Informatika
Perguruan Tinggi	: Politeknik Negeri Jakarta
Judul Skripsi	: IMPLEMENTASI DETEKSI TUBERKULOSIS PARU PADA CITRA X-RAY BERBASIS CNN SELF-SUPERVISED DAN GRAD-CAM

Ruang lingkup validasi meliputi peninjauan data citra rontgen toraks/dada, kesesuaian label kategori Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis, hasil keluaran model, ringkasan evaluasi performa, serta kewajaran interpretasi hasil model dalam konteks penelitian akademik.

Berdasarkan hasil peninjauan tersebut, saya menyatakan bahwa:

1. Data yang digunakan dalam penelitian telah ditinjau dan dinilai dapat digunakan sebagai bahan penelitian skripsi sesuai ruang lingkup yang dijelaskan oleh peneliti.
2. Hasil model yang ditampilkan oleh peneliti telah ditinjau dan dinilai sesuai untuk dijadikan bahan analisis serta pembahasan dalam penelitian skripsi.
3. Sistem/model yang dibuat dapat digunakan sebagai alat bantu penelitian berbasis komputasi, namun tidak dimaksudkan sebagai alat diagnosis medis mandiri atau pengganti pemeriksaan klinis oleh tenaga medis yang berwenang.
4. Apabila sistem dikembangkan lebih lanjut untuk penggunaan yang lebih luas, diperlukan pengujian tambahan dan validasi klinis yang lebih mendalam.

Demikian surat pernyataan ini dibuat dengan sebenar-benarnya untuk digunakan sebagaimana mestinya sebagai dokumen pendukung dalam penyusunan skripsi.

Catatan/masukan ahli medis:

--

..... 20.....

Ahli Medis yang Memvalidasi,

(Materai Rp10.000 jika diperlukan)



(dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad., Subspes RI (K),
M.Kes., M.H.)

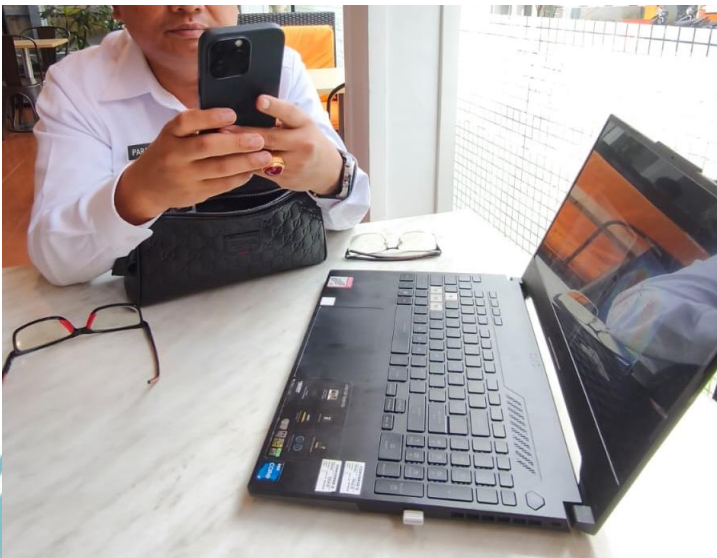
Nama terang, gelar, dan tanda tangan

Stempel/cap instansi jika ada

Dokumen pendukung validasi ahli medis untuk penelitian skripsi

Lampiran 1

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Lampiran 2

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Lampiran 3



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
PS C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python> python train_split_comparision_similar.py --data_dir "C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Dataset\Labelled" --output_dir "C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Pr
ject\Python\The Result\split_10" --only_split 10 --train_epochs 10 --test_epochs 10 --batch_size 10
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4306

=====
Running split: 10,5,5 | ratios=(0.9, 0.05, 0.05)
=====
Train counts: {'Normal': 3106, 'Tuberculosis': 430}
Val counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 35}
Test counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 35}
[Pretrain] Epoch 001/10 | Loss: 2.3804
[Pretrain] Epoch 002/10 | Loss: 2.4059
[Pretrain] Epoch 003/10 | Loss: 1.9058
[Pretrain] Epoch 004/10 | Loss: 1.9331
[Pretrain] Epoch 005/10 | Loss: 1.8734
[Pretrain] Epoch 006/10 | Loss: 1.8406
[Pretrain] Epoch 007/10 | Loss: 1.7985
[Pretrain] Epoch 008/10 | Loss: 1.7722
[Pretrain] Epoch 009/10 | Loss: 1.7522
[Pretrain] Epoch 010/10 | Loss: 1.7407
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3638 | Train Acc: 0.8455 | Val Loss: 0.1705 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.1201 | Train Acc: 0.9259 | Val Loss: 0.1414 | Val Acc: 0.9419
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1867 | Train Acc: 0.9447 | Val Loss: 0.1574 | Val Acc: 0.9324
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1429 | Train Acc: 0.9492 | Val Loss: 0.1130 | Val Acc: 0.9419
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1525 | Train Acc: 0.9531 | Val Loss: 0.0908 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1266 | Train Acc: 0.9592 | Val Loss: 0.0955 | Val Acc: 0.9419
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1244 | Train Acc: 0.9524 | Val Loss: 0.0930 | Val Acc: 0.9457
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1081 | Train Acc: 0.9653 | Val Loss: 0.0885 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.1054 | Train Acc: 0.9690 | Val Loss: 0.0907 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0771 | Train Acc: 0.9788 | Val Loss: 0.0707 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0754 | Train Acc: 0.9778 | Val Loss: 0.0698 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0723 | Train Acc: 0.9774 | Val Loss: 0.0680 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0653 | Train Acc: 0.9833 | Val Loss: 0.0704 | Val Acc: 0.9805
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0652 | Train Acc: 0.9807 | Val Loss: 0.0610 | Val Acc: 0.9857
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0480 | Train Acc: 0.9854 | Val Loss: 0.0675 | Val Acc: 0.9857

=====
Salinan hasil terlampir di: C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Result\split_10\summary_metrics.csv
```

Lampiran 4

```
PS C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python> python train_split_comparision_similar.py --data_dir "C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Dataset\Labelled" --output_dir "C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Pr
ject\Python\The Result\split_10" --only_split 10 --train_epochs 10 --test_epochs 10 --batch_size 10
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4306

=====
Running split: 10,10,10 | ratios=(0.8, 0.1, 0.1)
=====
Train counts: {'Normal': 3406, 'Tuberculosis': 500}
Val counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 70}
Test counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 70}
[Pretrain] Epoch 001/10 | Loss: 2.4043
[Pretrain] Epoch 002/10 | Loss: 2.1583
[Pretrain] Epoch 003/10 | Loss: 2.0310
[Pretrain] Epoch 004/10 | Loss: 1.9538
[Pretrain] Epoch 005/10 | Loss: 1.8913
[Pretrain] Epoch 006/10 | Loss: 1.8536
[Pretrain] Epoch 007/10 | Loss: 1.8354
[Pretrain] Epoch 008/10 | Loss: 1.8030
[Pretrain] Epoch 009/10 | Loss: 1.7835
[Pretrain] Epoch 010/10 | Loss: 1.7546
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3568 | Train Acc: 0.8402 | Val Loss: 0.2124 | Val Acc: 0.9381
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2248 | Train Acc: 0.9104 | Val Loss: 0.2020 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1812 | Train Acc: 0.9482 | Val Loss: 0.1448 | Val Acc: 0.9500
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1880 | Train Acc: 0.9474 | Val Loss: 0.1407 | Val Acc: 0.9432
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1585 | Train Acc: 0.9542 | Val Loss: 0.1124 | Val Acc: 0.9564
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1395 | Train Acc: 0.9561 | Val Loss: 0.0996 | Val Acc: 0.9619
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1185 | Train Acc: 0.9613 | Val Loss: 0.0909 | Val Acc: 0.9619
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1170 | Train Acc: 0.9670 | Val Loss: 0.0802 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0927 | Train Acc: 0.9786 | Val Loss: 0.0779 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0959 | Train Acc: 0.9806 | Val Loss: 0.0819 | Val Acc: 0.9808
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0713 | Train Acc: 0.9784 | Val Loss: 0.0827 | Val Acc: 0.9808
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0703 | Train Acc: 0.9774 | Val Loss: 0.0813 | Val Acc: 0.9843
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0654 | Train Acc: 0.9823 | Val Loss: 0.0808 | Val Acc: 0.9786
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0646 | Train Acc: 0.9810 | Val Loss: 0.0827 | Val Acc: 0.9778
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0476 | Train Acc: 0.9840 | Val Loss: 0.0824 | Val Acc: 0.9667

=====
Salinan hasil terlampir di: C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Result\split_10\summary_metrics.csv
```

Lampiran 5



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
PS C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python> python train_split_comparison_slim.py --data_dir "C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\TheDataset\labeled" --output_dir "C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\TheDataset\Python\TheDataset\labeled" --only_split 00_3_15 --pretrain_epochs 10 --train_epochs 15 --batch_size 16
Devide: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4200

Running split: 00_3_15 | ratios=(0.8, 0.09, 0.15)
=====
Train counts: {'Normal': 2800, 'Tuberculosis': 1400}
Val counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 191}
Test counts: {'Normal': 525, 'Tuberculosis': 265}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SIMCLR Loss: 2.4813
[Pretrain] Epoch 002/10 | SIMCLR Loss: 2.1583
[Pretrain] Epoch 003/10 | SIMCLR Loss: 2.0316
[Pretrain] Epoch 004/10 | SIMCLR Loss: 1.9528
[Pretrain] Epoch 005/10 | SIMCLR Loss: 1.8981
[Pretrain] Epoch 006/10 | SIMCLR Loss: 1.8506
[Pretrain] Epoch 007/10 | SIMCLR Loss: 1.8304
[Pretrain] Epoch 008/10 | SIMCLR Loss: 1.8006
[Pretrain] Epoch 009/10 | SIMCLR Loss: 1.7935
[Pretrain] Epoch 010/10 | SIMCLR Loss: 1.7566
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3568 | Train Acc: 0.8482 | Val Loss: 0.2386 | Val Acc: 0.9100
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2245 | Train Acc: 0.9334 | Val Loss: 0.1933 | Val Acc: 0.9333
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1812 | Train Acc: 0.9802 | Val Loss: 0.1589 | Val Acc: 0.9385
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1645 | Train Acc: 0.9476 | Val Loss: 0.1518 | Val Acc: 0.9238
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1555 | Train Acc: 0.9542 | Val Loss: 0.1469 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1395 | Train Acc: 0.9563 | Val Loss: 0.1402 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1189 | Train Acc: 0.9823 | Val Loss: 0.1082 | Val Acc: 0.9514
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1159 | Train Acc: 0.9878 | Val Loss: 0.0998 | Val Acc: 0.9519
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0927 | Train Acc: 0.9788 | Val Loss: 0.0888 | Val Acc: 0.9607
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0959 | Train Acc: 0.9698 | Val Loss: 0.0811 | Val Acc: 0.9667
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0781 | Train Acc: 0.9786 | Val Loss: 0.0698 | Val Acc: 0.9657
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0761 | Train Acc: 0.9774 | Val Loss: 0.0707 | Val Acc: 0.9524
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0554 | Train Acc: 0.9821 | Val Loss: 0.0713 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0566 | Train Acc: 0.9818 | Val Loss: 0.0708 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0476 | Train Acc: 0.9848 | Val Loss: 0.0728 | Val Acc: 0.9667

Seleksi.
Tipekan hasil tes/scan di: C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\TheDataset\labeled\split_00_3_15\summary_metrics.csv
```

Lampiran 6

```
PS C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python> python train_split_comparison_slim.py --data_dir "C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\TheDataset\labeled" --output_dir "C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\TheDataset\Python\TheDataset\labeled" --only_split 00_3_15 --pretrain_epochs 10 --train_epochs 15 --batch_size 16
Devide: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4200

Running split: 00_3_15 | ratios=(0.8, 0.15, 0.05)
=====
Train counts: {'Normal': 2800, 'Tuberculosis': 1400}
Val counts: {'Normal': 525, 'Tuberculosis': 191}
Test counts: {'Normal': 375, 'Tuberculosis': 265}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SIMCLR Loss: 2.4813
[Pretrain] Epoch 002/10 | SIMCLR Loss: 2.1583
[Pretrain] Epoch 003/10 | SIMCLR Loss: 2.0316
[Pretrain] Epoch 004/10 | SIMCLR Loss: 1.9528
[Pretrain] Epoch 005/10 | SIMCLR Loss: 1.8981
[Pretrain] Epoch 006/10 | SIMCLR Loss: 1.8506
[Pretrain] Epoch 007/10 | SIMCLR Loss: 1.8304
[Pretrain] Epoch 008/10 | SIMCLR Loss: 1.8006
[Pretrain] Epoch 009/10 | SIMCLR Loss: 1.7935
[Pretrain] Epoch 010/10 | SIMCLR Loss: 1.7566
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3568 | Train Acc: 0.8482 | Val Loss: 0.2325 | Val Acc: 0.9469
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2245 | Train Acc: 0.9324 | Val Loss: 0.1792 | Val Acc: 0.9587
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1812 | Train Acc: 0.9802 | Val Loss: 0.1504 | Val Acc: 0.9556
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1645 | Train Acc: 0.9476 | Val Loss: 0.1276 | Val Acc: 0.9469
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1555 | Train Acc: 0.9542 | Val Loss: 0.1287 | Val Acc: 0.9540
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1395 | Train Acc: 0.9563 | Val Loss: 0.1080 | Val Acc: 0.9667
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1189 | Train Acc: 0.9823 | Val Loss: 0.0896 | Val Acc: 0.9619
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1159 | Train Acc: 0.9878 | Val Loss: 0.0836 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0927 | Train Acc: 0.9788 | Val Loss: 0.0707 | Val Acc: 0.9625
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0959 | Train Acc: 0.9698 | Val Loss: 0.0704 | Val Acc: 0.9766
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0781 | Train Acc: 0.9786 | Val Loss: 0.0698 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0761 | Train Acc: 0.9774 | Val Loss: 0.0713 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0554 | Train Acc: 0.9821 | Val Loss: 0.0612 | Val Acc: 0.9841
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0566 | Train Acc: 0.9818 | Val Loss: 0.0609 | Val Acc: 0.9819
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0476 | Train Acc: 0.9848 | Val Loss: 0.0743 | Val Acc: 0.9778

Seleksi.
Tipekan hasil tes/scan di: C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\TheDataset\labeled\split_00_3_15\summary_metrics.csv
```

Lampiran 7

NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
PS C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python> python train_split_comparison_sicir.py -data_dir "C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python\TheDataset\labeled" --output_dir "C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Pro
ject\Python\TheDataset\split_40" --only_split 70_30_30 --pretrain_epochs 10 --validation_epochs 10 --batch_size 16
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal', 0, 'Tuberculosis', 1]
Total Images: 4200

=====
Random split: 70_30_30 | ratios=(0.7, 0.15, 0.15)
=====
Train counts: {'Normal': 2400, 'Tuberculosis': 400}
Val counts: {'Normal': 525, 'Tuberculosis': 100}
Test counts: {'Normal': 525, 'Tuberculosis': 100}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SincLR Loss: 2.4973
[Pretrain] Epoch 002/10 | SincLR Loss: 2.2113
[Pretrain] Epoch 003/10 | SincLR Loss: 2.3884
[Pretrain] Epoch 004/10 | SincLR Loss: 2.4815
[Pretrain] Epoch 005/10 | SincLR Loss: 1.9511
[Pretrain] Epoch 006/10 | SincLR Loss: 1.7091
[Pretrain] Epoch 007/10 | SincLR Loss: 1.8682
[Pretrain] Epoch 008/10 | SincLR Loss: 1.8200
[Pretrain] Epoch 009/10 | SincLR Loss: 1.8807
[Pretrain] Epoch 010/10 | SincLR Loss: 1.7877
[Fin-tune] Epoch 001/25 | Train Loss: 0.7500 | Train Acc: 0.4003 | Val Loss: 0.2640 | Val Acc: 0.9333
[Fin-tune] Epoch 002/25 | Train Loss: 0.7300 | Train Acc: 0.4300 | Val Loss: 0.3027 | Val Acc: 0.9324
[Fin-tune] Epoch 003/25 | Train Loss: 0.7100 | Train Acc: 0.4600 | Val Loss: 0.3313 | Val Acc: 0.9340
[Fin-tune] Epoch 004/25 | Train Loss: 0.7170 | Train Acc: 0.4900 | Val Loss: 0.3035 | Val Acc: 0.9324
[Fin-tune] Epoch 005/25 | Train Loss: 0.7070 | Train Acc: 0.5054 | Val Loss: 0.3034 | Val Acc: 0.9302
[Fin-tune] Epoch 006/25 | Train Loss: 0.7000 | Train Acc: 0.5178 | Val Loss: 0.3104 | Val Acc: 0.9335
[Fin-tune] Epoch 007/25 | Train Loss: 0.7420 | Train Acc: 0.5034 | Val Loss: 0.3000 | Val Acc: 0.9352
[Fin-tune] Epoch 008/25 | Train Loss: 0.7200 | Train Acc: 0.5089 | Val Loss: 0.3047 | Val Acc: 0.9340
[Fin-tune] Epoch 009/25 | Train Loss: 0.7224 | Train Acc: 0.5042 | Val Loss: 0.2646 | Val Acc: 0.9340
[Fin-tune] Epoch 010/25 | Train Loss: 0.7070 | Train Acc: 0.5178 | Val Loss: 0.2683 | Val Acc: 0.9336
[Fin-tune] Epoch 011/25 | Train Loss: 0.6900 | Train Acc: 0.5278 | Val Loss: 0.2683 | Val Acc: 0.9336
[Fin-tune] Epoch 012/25 | Train Loss: 0.6975 | Train Acc: 0.5378 | Val Loss: 0.2707 | Val Acc: 0.9308
[Fin-tune] Epoch 013/25 | Train Loss: 0.6871 | Train Acc: 0.5750 | Val Loss: 0.2332 | Val Acc: 0.9663
[Fin-tune] Epoch 014/25 | Train Loss: 0.6714 | Train Acc: 0.6076 | Val Loss: 0.2326 | Val Acc: 0.9608
[Fin-tune] Epoch 015/25 | Train Loss: 0.6584 | Train Acc: 0.6023 | Val Loss: 0.2324 | Val Acc: 0.9734
=====
Silakan hasil terdapat di: C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python\TheDataset\split_40\summary_metrics.csv
```

Lampiran 8

```
PS C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python> python train_split_comparison_sicir_lanjutan.py -data_dir "C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python\TheDataset\labeled" --output_dir "C:\Us
ers\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python\TheDataset\split_50" --only_split 70_30_20 --pretrain_epochs 10 --finetune_epochs 25 --batch_size 16 --num_workers 8
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal', 0, 'Tuberculosis', 1]
Total Images: 4200

=====
Random split: 70_30_20 | ratios=(0.7, 0.1, 0.2)
=====
Train counts: {'Normal': 2400, 'Tuberculosis': 400}
Val counts: {'Normal': 300, 'Tuberculosis': 70}
Test counts: {'Normal': 300, 'Tuberculosis': 140}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SincLR Loss: 2.4314
[Pretrain] Epoch 002/10 | SincLR Loss: 2.1700
[Pretrain] Epoch 003/10 | SincLR Loss: 2.0746
[Pretrain] Epoch 004/10 | SincLR Loss: 1.9602
[Pretrain] Epoch 005/10 | SincLR Loss: 1.9602
[Pretrain] Epoch 006/10 | SincLR Loss: 1.9076
[Pretrain] Epoch 007/10 | SincLR Loss: 1.8414
[Pretrain] Epoch 008/10 | SincLR Loss: 1.8307
[Pretrain] Epoch 009/10 | SincLR Loss: 1.8128
[Pretrain] Epoch 010/10 | SincLR Loss: 1.7820
[Fin-tune] Epoch 001/25 | Train Loss: 0.5319 | Train Acc: 0.4004 | Val Loss: 0.3643 | Val Acc: 0.9548
[Fin-tune] Epoch 002/25 | Train Loss: 0.2050 | Train Acc: 0.5400 | Val Loss: 0.3505 | Val Acc: 0.9452
[Fin-tune] Epoch 003/25 | Train Loss: 0.3384 | Train Acc: 0.5673 | Val Loss: 0.3463 | Val Acc: 0.9548
[Fin-tune] Epoch 004/25 | Train Loss: 0.1574 | Train Acc: 0.9524 | Val Loss: 0.2332 | Val Acc: 0.9476
[Fin-tune] Epoch 005/25 | Train Loss: 0.1366 | Train Acc: 0.9643 | Val Loss: 0.1345 | Val Acc: 0.9500
[Fin-tune] Epoch 006/25 | Train Loss: 0.1308 | Train Acc: 0.9638 | Val Loss: 0.1381 | Val Acc: 0.9600
[Fin-tune] Epoch 007/25 | Train Loss: 0.1171 | Train Acc: 0.9687 | Val Loss: 0.1300 | Val Acc: 0.9607
[Fin-tune] Epoch 008/25 | Train Loss: 0.1035 | Train Acc: 0.9697 | Val Loss: 0.1346 | Val Acc: 0.9571
[Fin-tune] Epoch 009/25 | Train Loss: 0.0977 | Train Acc: 0.9687 | Val Loss: 0.1344 | Val Acc: 0.9595
[Fin-tune] Epoch 010/25 | Train Loss: 0.0800 | Train Acc: 0.9725 | Val Loss: 0.1570 | Val Acc: 0.9600
[Fin-tune] Epoch 011/25 | Train Loss: 0.0802 | Train Acc: 0.9705 | Val Loss: 0.1267 | Val Acc: 0.9786
[Fin-tune] Epoch 012/25 | Train Loss: 0.0862 | Train Acc: 0.9680 | Val Loss: 0.1222 | Val Acc: 0.9810
[Fin-tune] Epoch 013/25 | Train Loss: 0.0573 | Train Acc: 0.9884 | Val Loss: 0.1066 | Val Acc: 0.9762
[Fin-tune] Epoch 014/25 | Train Loss: 0.0461 | Train Acc: 0.9850 | Val Loss: 0.1542 | Val Acc: 0.9667
[Fin-tune] Epoch 015/25 | Train Loss: 0.0545 | Train Acc: 0.9867 | Val Loss: 0.1231 | Val Acc: 0.9778
=====
Silakan hasil terdapat di: C:\Users\Yayay\Desktop\Fayay\Project\Python\TheDataset\split_40\summary_metrics_sicir.csv
```

Lampiran 9



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
PS C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python> python th\split_18.py --only_split 70_20_10 --pretrain_epochs 10 --finetune_epochs 15 --batch_size 16 --num_workers 0
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: {'Normal': 0, 'Tuberculosis': 1}
Total Images: 4200

Running split: 70_20_10 | ratios=(0.7, 0.2, 0.1)
-----
Train counts: {'Normal': 2450, 'Tuberculosis': 400}
Val counts: {'Normal': 700, 'Tuberculosis': 140}
Test counts: {'Normal': 350, 'Tuberculosis': 70}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SimCLR Loss: 2.9334
[Pretrain] Epoch 002/10 | SimCLR Loss: 2.1653
[Pretrain] Epoch 003/10 | SimCLR Loss: 2.0804
[Pretrain] Epoch 004/10 | SimCLR Loss: 1.9734
[Pretrain] Epoch 005/10 | SimCLR Loss: 1.9253
[Pretrain] Epoch 006/10 | SimCLR Loss: 1.8957
[Pretrain] Epoch 007/10 | SimCLR Loss: 1.8335
[Pretrain] Epoch 008/10 | SimCLR Loss: 1.8247
[Pretrain] Epoch 009/10 | SimCLR Loss: 1.8159
[Pretrain] Epoch 010/10 | SimCLR Loss: 1.7836
[Finetune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3648 | Train Acc: 0.8807 | Val Loss: 0.2920 | Val Acc: 0.9262
[Finetune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2745 | Train Acc: 0.9389 | Val Loss: 0.1970 | Val Acc: 0.9392
[Finetune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.2222 | Train Acc: 0.9364 | Val Loss: 0.1832 | Val Acc: 0.9536
[Finetune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1807 | Train Acc: 0.9398 | Val Loss: 0.1601 | Val Acc: 0.9448
[Finetune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1574 | Train Acc: 0.9504 | Val Loss: 0.1468 | Val Acc: 0.9488
[Finetune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1524 | Train Acc: 0.9508 | Val Loss: 0.1312 | Val Acc: 0.9615
[Finetune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1448 | Train Acc: 0.9578 | Val Loss: 0.1264 | Val Acc: 0.9679
[Finetune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1245 | Train Acc: 0.9607 | Val Loss: 0.1155 | Val Acc: 0.9607
[Finetune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.1170 | Train Acc: 0.9630 | Val Loss: 0.1139 | Val Acc: 0.9536
[Finetune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.1116 | Train Acc: 0.9670 | Val Loss: 0.1111 | Val Acc: 0.9679
[Finetune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.1090 | Train Acc: 0.9680 | Val Loss: 0.0932 | Val Acc: 0.9548
[Finetune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0906 | Train Acc: 0.9718 | Val Loss: 0.0922 | Val Acc: 0.9718
[Finetune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0970 | Train Acc: 0.9752 | Val Loss: 0.0956 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0700 | Train Acc: 0.9770 | Val Loss: 0.0964 | Val Acc: 0.9738
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0918 | Train Acc: 0.9806 | Val Loss: 0.0891 | Val Acc: 0.9695
Ringkasan hasil terlampir di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\split_18\summary_metrics_simclr.csv

Seleksi.
Ringkasan hasil terlampir di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\split_18\summary_metrics_simclr.csv
```

Lampiran 10

```
PS C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python> python th\train_split_comparison_simclr_lanjutan.py --data_dir "C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\dataset\labeled" --output_dir "C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\split_18" --only_split 70_5_25 --pretrain_epochs 10 --finetune_epochs 25 --batch_size 16 --num_workers 0
Device: cpu
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: {'Normal': 0, 'Tuberculosis': 1}
Total Images: 4200

Running split: 70_5_25 | ratios=(0.7, 0.05, 0.25)
-----
Train counts: {'Normal': 2450, 'Tuberculosis': 400}
Val counts: {'Normal': 125, 'Tuberculosis': 95}
Test counts: {'Normal': 625, 'Tuberculosis': 175}
[Pretrain] Epoch 001/10 | SimCLR Loss: 2.4124
[Pretrain] Epoch 002/10 | SimCLR Loss: 2.1700
[Pretrain] Epoch 003/10 | SimCLR Loss: 2.0745
[Pretrain] Epoch 004/10 | SimCLR Loss: 1.9682
[Pretrain] Epoch 005/10 | SimCLR Loss: 1.9495
[Pretrain] Epoch 006/10 | SimCLR Loss: 1.9676
[Pretrain] Epoch 007/10 | SimCLR Loss: 1.8414
[Pretrain] Epoch 008/10 | SimCLR Loss: 1.8307
[Pretrain] Epoch 009/10 | SimCLR Loss: 1.8128
[Pretrain] Epoch 010/10 | SimCLR Loss: 1.7839
[Finetune] Epoch 001/25 | Train Loss: 0.3318 | Train Acc: 0.8854 | Val Loss: 0.1628 | Val Acc: 0.9524
[Finetune] Epoch 002/25 | Train Loss: 0.2800 | Train Acc: 0.9408 | Val Loss: 0.1496 | Val Acc: 0.9429
[Finetune] Epoch 003/25 | Train Loss: 0.1888 | Train Acc: 0.9473 | Val Loss: 0.1302 | Val Acc: 0.9571
[Finetune] Epoch 004/25 | Train Loss: 0.1514 | Train Acc: 0.9524 | Val Loss: 0.1223 | Val Acc: 0.9524
[Finetune] Epoch 005/25 | Train Loss: 0.1306 | Train Acc: 0.9641 | Val Loss: 0.1228 | Val Acc: 0.9571
[Finetune] Epoch 006/25 | Train Loss: 0.1300 | Train Acc: 0.9658 | Val Loss: 0.1065 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 007/25 | Train Loss: 0.1173 | Train Acc: 0.9697 | Val Loss: 0.0903 | Val Acc: 0.9667
[Finetune] Epoch 008/25 | Train Loss: 0.1045 | Train Acc: 0.9697 | Val Loss: 0.1152 | Val Acc: 0.9751
[Finetune] Epoch 009/25 | Train Loss: 0.0937 | Train Acc: 0.9687 | Val Loss: 0.1137 | Val Acc: 0.9615
[Finetune] Epoch 010/25 | Train Loss: 0.0908 | Train Acc: 0.9735 | Val Loss: 0.1207 | Val Acc: 0.9667
[Finetune] Epoch 011/25 | Train Loss: 0.0852 | Train Acc: 0.9765 | Val Loss: 0.1150 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 012/25 | Train Loss: 0.0642 | Train Acc: 0.9880 | Val Loss: 0.1167 | Val Acc: 0.9658
[Finetune] Epoch 013/25 | Train Loss: 0.0573 | Train Acc: 0.9884 | Val Loss: 0.0969 | Val Acc: 0.9754
[Finetune] Epoch 014/25 | Train Loss: 0.0493 | Train Acc: 0.9858 | Val Loss: 0.1223 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 015/25 | Train Loss: 0.0540 | Train Acc: 0.9847 | Val Loss: 0.0998 | Val Acc: 0.9724
Ringkasan hasil terlampir di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\split_18\summary_metrics_simclr.csv

Seleksi.
Ringkasan hasil terlampir di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\th\split_18\summary_metrics_simclr.csv
```

Lampiran 11



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\TheUsail_split_4b>python train_split_70_25_5 --pretrain_epochs 10 --finetune_epochs 15 --batch_size 16 --num_workers 0

Device: cuda
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4200

Running split: 70_25_5 | ratios=(0.7, 0.25, 0.05)
=====
train counts: {'Normal': 2800, 'Tuberculosis': 400}
val counts: {'Normal': 875, 'Tuberculosis': 175}
test counts: {'Normal': 175, 'Tuberculosis': 35}
[Pretrain] Epoch 002/10 | saccr Loss: 2.3934
[Pretrain] Epoch 003/10 | saccr Loss: 2.2653
[Pretrain] Epoch 004/10 | saccr Loss: 2.0604
[Pretrain] Epoch 005/10 | saccr Loss: 1.9734
[Pretrain] Epoch 006/10 | saccr Loss: 1.9253
[Pretrain] Epoch 007/10 | saccr Loss: 1.8957
[Pretrain] Epoch 008/10 | saccr Loss: 1.8335
[Pretrain] Epoch 009/10 | saccr Loss: 1.8247
[Pretrain] Epoch 010/10 | saccr Loss: 1.8139
[Pretrain] Epoch 011/10 | saccr Loss: 1.7456
[Finetune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.3045 | Train Acc: 0.8097 | Val Loss: 0.2446 | Val Acc: 0.9295
[Finetune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.2745 | Train Acc: 0.8109 | Val Loss: 0.2097 | Val Acc: 0.9406
[Finetune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.2222 | Train Acc: 0.8364 | Val Loss: 0.1737 | Val Acc: 0.9571
[Finetune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1887 | Train Acc: 0.8598 | Val Loss: 0.1433 | Val Acc: 0.9476
[Finetune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1574 | Train Acc: 0.9544 | Val Loss: 0.1463 | Val Acc: 0.9545
[Finetune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.1534 | Train Acc: 0.9518 | Val Loss: 0.1272 | Val Acc: 0.9657
[Finetune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.1448 | Train Acc: 0.9595 | Val Loss: 0.1211 | Val Acc: 0.9686
[Finetune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.1245 | Train Acc: 0.9667 | Val Loss: 0.1157 | Val Acc: 0.9618
[Finetune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.1270 | Train Acc: 0.9639 | Val Loss: 0.1247 | Val Acc: 0.9552
[Finetune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.1116 | Train Acc: 0.9678 | Val Loss: 0.1087 | Val Acc: 0.9676
[Finetune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.1088 | Train Acc: 0.9688 | Val Loss: 0.0925 | Val Acc: 0.9552
[Finetune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0866 | Train Acc: 0.9728 | Val Loss: 0.0913 | Val Acc: 0.9701
[Finetune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0770 | Train Acc: 0.9752 | Val Loss: 0.1004 | Val Acc: 0.9686
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0706 | Train Acc: 0.9793 | Val Loss: 0.0905 | Val Acc: 0.9743
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0734 | Train Acc: 0.9806 | Val Loss: 0.0923 | Val Acc: 0.9648
Kingdom split 70_25_5 diperbarui di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\TheUsail_split_4b\summary_metrics_saccr.csv

Select.
```

Lampiran 12

```
C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\The python train_split_comparison_reconstruction.py --data_dir "C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\The\dataset\labeled" --output_dir "C:\Use
C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\TheUsail_split_4b_reconstruction>python train_split_70_25_5 --pretrain_epochs 10 --finetune_epochs 15 --batch_size 16 --num_workers 0

Device: cuda
Classes: ['Normal', 'Tuberculosis']
Class to Index: ['Normal': 0, 'Tuberculosis': 1]
Total Images: 4200

Running split: 70_25_5 | ratios=(0.7, 0.25, 0.05)
=====
train counts: {'Normal': 2800, 'Tuberculosis': 400}
val counts: {'Normal': 875, 'Tuberculosis': 175}
test counts: {'Normal': 175, 'Tuberculosis': 35}
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.82891
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.81324
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.80513
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.807879
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.807802
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.806411
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.806126
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.805693
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.805237
[Finetune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.3213 | Train Acc: 0.9085 | Val Loss: 0.1447 | Val Acc: 0.9571
[Finetune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1593 | Train Acc: 0.9508 | Val Loss: 0.0914 | Val Acc: 0.9667
[Finetune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1318 | Train Acc: 0.9593 | Val Loss: 0.0808 | Val Acc: 0.9637
[Finetune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1114 | Train Acc: 0.9643 | Val Loss: 0.0784 | Val Acc: 0.9669
[Finetune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.0943 | Train Acc: 0.9733 | Val Loss: 0.0841 | Val Acc: 0.9657
[Finetune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.0743 | Train Acc: 0.9758 | Val Loss: 0.0800 | Val Acc: 0.9552
[Finetune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.0702 | Train Acc: 0.9782 | Val Loss: 0.0795 | Val Acc: 0.9595
[Finetune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0624 | Train Acc: 0.9812 | Val Loss: 0.0440 | Val Acc: 0.9657
[Finetune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0427 | Train Acc: 0.9822 | Val Loss: 0.0719 | Val Acc: 0.9637
[Finetune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0427 | Train Acc: 0.9862 | Val Loss: 0.0390 | Val Acc: 0.9695
[Finetune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0386 | Train Acc: 0.9881 | Val Loss: 0.0629 | Val Acc: 0.9595
[Finetune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0397 | Train Acc: 0.9867 | Val Loss: 0.0614 | Val Acc: 0.9595
[Finetune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0382 | Train Acc: 0.9876 | Val Loss: 0.0540 | Val Acc: 0.9595
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0368 | Train Acc: 0.9918 | Val Loss: 0.0592 | Val Acc: 0.9628
Kingdom split 70_25_5 diperbarui di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\TheUsail_split_4b_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 13



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Diarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Diarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Running split: 00_10_10 | ratios=(0.0, 0.1, 0.1)
=====
Train counts: {'Normal': 2000, 'Tuberculosis': 500}
Val counts: {'Normal': 350, 'Tuberculosis': 70}
Test counts: {'Normal': 350, 'Tuberculosis': 70}
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.823262
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.812255
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.800775
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.808574
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.808044
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.807422
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.806728
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.806520
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.806066
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.805639
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3535 | Train Acc: 0.8890 | Val Loss: 0.1000 | Val Acc: 0.9095
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.1380 | Train Acc: 0.9864 | Val Loss: 0.1476 | Val Acc: 0.9485
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1409 | Train Acc: 0.9518 | Val Loss: 0.1150 | Val Acc: 0.9548
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1207 | Train Acc: 0.9636 | Val Loss: 0.1202 | Val Acc: 0.9595
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.4090 | Train Acc: 0.9699 | Val Loss: 0.1385 | Val Acc: 0.9357
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.0918 | Train Acc: 0.9661 | Val Loss: 0.1097 | Val Acc: 0.9429
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.4809 | Train Acc: 0.9759 | Val Loss: 0.4072 | Val Acc: 0.9571
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.4738 | Train Acc: 0.9783 | Val Loss: 0.4026 | Val Acc: 0.9595
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0668 | Train Acc: 0.9768 | Val Loss: 0.1112 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0596 | Train Acc: 0.9812 | Val Loss: 0.0758 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.4578 | Train Acc: 0.9700 | Val Loss: 0.4018 | Val Acc: 0.9786
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0530 | Train Acc: 0.9851 | Val Loss: 0.1164 | Val Acc: 0.9643
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0434 | Train Acc: 0.9879 | Val Loss: 0.0739 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0461 | Train Acc: 0.9854 | Val Loss: 0.0928 | Val Acc: 0.9738
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0383 | Train Acc: 0.9884 | Val Loss: 0.1110 | Val Acc: 0.9485
Ringkasan split 00_10_10 diperoleh di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\The_Hasil_split_10_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 14

```
Running split: 00_5_15 | ratios=(0.0, 0.05, 0.15)
=====
Train counts: {'Normal': 2000, 'Tuberculosis': 500}
Val counts: {'Normal': 325, 'Tuberculosis': 100}
Test counts: {'Normal': 325, 'Tuberculosis': 100}
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.812725
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.812119
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.809945
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.808762
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.808139
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.807422
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.806875
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.806496
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.806189
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.805679
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3768 | Train Acc: 0.8605 | Val Loss: 0.1014 | Val Acc: 0.9238
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.1343 | Train Acc: 0.9808 | Val Loss: 0.1401 | Val Acc: 0.9478
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1452 | Train Acc: 0.9539 | Val Loss: 0.1182 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1213 | Train Acc: 0.9688 | Val Loss: 0.1089 | Val Acc: 0.9521
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1008 | Train Acc: 0.9681 | Val Loss: 0.0891 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.3827 | Train Acc: 0.9683 | Val Loss: 0.4008 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.0646 | Train Acc: 0.9741 | Val Loss: 0.0782 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.0742 | Train Acc: 0.9762 | Val Loss: 0.0640 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0718 | Train Acc: 0.9777 | Val Loss: 0.0752 | Val Acc: 0.9751
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0637 | Train Acc: 0.9768 | Val Loss: 0.0646 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0568 | Train Acc: 0.9824 | Val Loss: 0.0789 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0608 | Train Acc: 0.9884 | Val Loss: 0.0626 | Val Acc: 0.9687
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0484 | Train Acc: 0.9885 | Val Loss: 0.0688 | Val Acc: 0.9695
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0459 | Train Acc: 0.9872 | Val Loss: 0.0581 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0375 | Train Acc: 0.9878 | Val Loss: 0.0609 | Val Acc: 0.9685
Ringkasan split 00_5_15 diperoleh di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\The_Hasil_split_10_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 15

```
Running split: 00_15_5 | ratios=(0.0, 0.15, 0.05)
=====
Train counts: {'Normal': 2000, 'Tuberculosis': 500}
Val counts: {'Normal': 350, 'Tuberculosis': 100}
Test counts: {'Normal': 350, 'Tuberculosis': 100}
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.810806
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.810818
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.809988
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.809845
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.809881
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.807713
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.808034
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.808411
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.808020
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.807524
[Fine-tune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.3778 | Train Acc: 0.8383 | Val Loss: 0.2242 | Val Acc: 0.9400
[Fine-tune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.1810 | Train Acc: 0.9864 | Val Loss: 0.1223 | Val Acc: 0.9540
[Fine-tune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1300 | Train Acc: 0.9643 | Val Loss: 0.0984 | Val Acc: 0.9698
[Fine-tune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1141 | Train Acc: 0.9628 | Val Loss: 0.1112 | Val Acc: 0.9429
[Fine-tune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.0949 | Train Acc: 0.9696 | Val Loss: 0.0626 | Val Acc: 0.9730
[Fine-tune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.0819 | Train Acc: 0.9723 | Val Loss: 0.0869 | Val Acc: 0.9762
[Fine-tune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.0670 | Train Acc: 0.9781 | Val Loss: 0.0696 | Val Acc: 0.9776
[Fine-tune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.0501 | Train Acc: 0.9832 | Val Loss: 0.0647 | Val Acc: 0.9784
[Fine-tune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0688 | Train Acc: 0.9831 | Val Loss: 0.0673 | Val Acc: 0.9778
[Fine-tune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0510 | Train Acc: 0.9880 | Val Loss: 0.0619 | Val Acc: 0.9730
[Fine-tune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0460 | Train Acc: 0.9878 | Val Loss: 0.0619 | Val Acc: 0.9820
[Fine-tune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0378 | Train Acc: 0.9896 | Val Loss: 0.0772 | Val Acc: 0.9825
[Fine-tune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0382 | Train Acc: 0.9896 | Val Loss: 0.0776 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0375 | Train Acc: 0.9896 | Val Loss: 0.1067 | Val Acc: 0.9764
Ringkasan split 00_15_5 diperoleh di: C:\Users\Fayaz\Desktop\Fayaz\Project\Python\The_Hasil_split_10_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 16



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Running split: 70_10_20 | ratio=(0.7, 0.3, 0.1)
train counts: ['Normal': 2406, 'Tuberculosis': 490]
val counts: ['Normal': 376, 'Tuberculosis': 70]
test counts: ['Normal': 36, 'Tuberculosis': 140]
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.009007
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.015506
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.009597
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.009382
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.003124
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.007781
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.007151
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.006221
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.006376
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.006296
[Fine-tune] Epoch 001/10 | Train Loss: 0.4804 | Train Acc: 0.4778 | Val Loss: 0.2117 | Val Acc: 0.9383
[Fine-tune] Epoch 002/10 | Train Loss: 0.2266 | Train Acc: 0.8113 | Val Loss: 0.1542 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 003/10 | Train Loss: 0.1528 | Train Acc: 0.8766 | Val Loss: 0.1387 | Val Acc: 0.9571
[Fine-tune] Epoch 004/10 | Train Loss: 0.1409 | Train Acc: 0.8575 | Val Loss: 0.1387 | Val Acc: 0.9568
[Fine-tune] Epoch 005/10 | Train Loss: 0.1212 | Train Acc: 0.9046 | Val Loss: 0.1067 | Val Acc: 0.9648
[Fine-tune] Epoch 006/10 | Train Loss: 0.1119 | Train Acc: 0.8787 | Val Loss: 0.1166 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 007/10 | Train Loss: 0.0904 | Train Acc: 0.9779 | Val Loss: 0.0818 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 008/10 | Train Loss: 0.0799 | Train Acc: 0.9724 | Val Loss: 0.0639 | Val Acc: 0.9645
[Fine-tune] Epoch 009/10 | Train Loss: 0.0718 | Train Acc: 0.9793 | Val Loss: 0.0776 | Val Acc: 0.9595
[Fine-tune] Epoch 010/10 | Train Loss: 0.0706 | Train Acc: 0.9827 | Val Loss: 0.0725 | Val Acc: 0.9582
[Fine-tune] Epoch 011/10 | Train Loss: 0.0616 | Train Acc: 0.9782 | Val Loss: 0.0689 | Val Acc: 0.9571
[Fine-tune] Epoch 012/10 | Train Loss: 0.0501 | Train Acc: 0.9837 | Val Loss: 0.0778 | Val Acc: 0.9576
[Fine-tune] Epoch 013/10 | Train Loss: 0.4985 | Train Acc: 0.9833 | Val Loss: 0.0742 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 014/10 | Train Loss: 0.0501 | Train Acc: 0.9822 | Val Loss: 0.0669 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 015/10 | Train Loss: 0.4000 | Train Acc: 0.9871 | Val Loss: 0.0698 | Val Acc: 0.9702
Running split: 70_10_20 diperbarui di: C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Shell\split_th_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 17

```
Running split: 70_10_15 | ratio=(0.7, 0.15, 0.15)
train counts: ['Normal': 2406, 'Tuberculosis': 490]
val counts: ['Normal': 325, 'Tuberculosis': 103]
test counts: ['Normal': 325, 'Tuberculosis': 103]
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.027201
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.015136
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.030711
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.009451
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.003763
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.007124
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.007666
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.007056
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.006087
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.006376
[Fine-tune] Epoch 001/10 | Train Loss: 0.3719 | Train Acc: 0.8853 | Val Loss: 0.2117 | Val Acc: 0.9238
[Fine-tune] Epoch 002/10 | Train Loss: 0.1717 | Train Acc: 0.9082 | Val Loss: 0.1280 | Val Acc: 0.9639
[Fine-tune] Epoch 003/10 | Train Loss: 0.1429 | Train Acc: 0.9588 | Val Loss: 0.1043 | Val Acc: 0.9667
[Fine-tune] Epoch 004/10 | Train Loss: 0.1211 | Train Acc: 0.9546 | Val Loss: 0.0960 | Val Acc: 0.9696
[Fine-tune] Epoch 005/10 | Train Loss: 0.0918 | Train Acc: 0.9714 | Val Loss: 0.0708 | Val Acc: 0.9702
[Fine-tune] Epoch 006/10 | Train Loss: 0.0841 | Train Acc: 0.9768 | Val Loss: 0.0658 | Val Acc: 0.9625
[Fine-tune] Epoch 007/10 | Train Loss: 0.0839 | Train Acc: 0.9714 | Val Loss: 0.0669 | Val Acc: 0.9635
[Fine-tune] Epoch 008/10 | Train Loss: 0.0791 | Train Acc: 0.9793 | Val Loss: 0.0617 | Val Acc: 0.9610
[Fine-tune] Epoch 009/10 | Train Loss: 0.0761 | Train Acc: 0.9806 | Val Loss: 0.0588 | Val Acc: 0.9592
[Fine-tune] Epoch 010/10 | Train Loss: 0.0584 | Train Acc: 0.9847 | Val Loss: 0.0583 | Val Acc: 0.9778
[Fine-tune] Epoch 011/10 | Train Loss: 0.4564 | Train Acc: 0.9847 | Val Loss: 0.0568 | Val Acc: 0.9746
[Fine-tune] Epoch 012/10 | Train Loss: 0.4506 | Train Acc: 0.9857 | Val Loss: 0.0575 | Val Acc: 0.9841
[Fine-tune] Epoch 013/10 | Train Loss: 0.4499 | Train Acc: 0.9861 | Val Loss: 0.0608 | Val Acc: 0.9857
[Fine-tune] Epoch 014/10 | Train Loss: 0.4668 | Train Acc: 0.9872 | Val Loss: 0.0605 | Val Acc: 0.9810
[Fine-tune] Epoch 015/10 | Train Loss: 0.4705 | Train Acc: 0.9871 | Val Loss: 0.0591 | Val Acc: 0.9807
Running split: 70_10_15 diperbarui di: C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Shell\split_th_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 18

```
Running split: 70_10_10 | ratio=(0.7, 0.1, 0.2)
train counts: ['Normal': 2406, 'Tuberculosis': 490]
val counts: ['Normal': 179, 'Tuberculosis': 15]
test counts: ['Normal': 179, 'Tuberculosis': 174]
[Pretrain] Epoch 001/10 | Reconstruction Loss: 0.025442
[Pretrain] Epoch 002/10 | Reconstruction Loss: 0.013487
[Pretrain] Epoch 003/10 | Reconstruction Loss: 0.018736
[Pretrain] Epoch 004/10 | Reconstruction Loss: 0.006279
[Pretrain] Epoch 005/10 | Reconstruction Loss: 0.003794
[Pretrain] Epoch 006/10 | Reconstruction Loss: 0.007435
[Pretrain] Epoch 007/10 | Reconstruction Loss: 0.007862
[Pretrain] Epoch 008/10 | Reconstruction Loss: 0.006208
[Pretrain] Epoch 009/10 | Reconstruction Loss: 0.006437
[Pretrain] Epoch 010/10 | Reconstruction Loss: 0.006384
[Fine-tune] Epoch 001/10 | Train Loss: 0.4065 | Train Acc: 0.8008 | Val Loss: 0.2049 | Val Acc: 0.9333
[Fine-tune] Epoch 002/10 | Train Loss: 0.2105 | Train Acc: 0.8738 | Val Loss: 0.1778 | Val Acc: 0.9381
[Fine-tune] Epoch 003/10 | Train Loss: 0.1419 | Train Acc: 0.9405 | Val Loss: 0.1577 | Val Acc: 0.9430
[Fine-tune] Epoch 004/10 | Train Loss: 0.1219 | Train Acc: 0.9598 | Val Loss: 0.1108 | Val Acc: 0.9476
[Fine-tune] Epoch 005/10 | Train Loss: 0.1101 | Train Acc: 0.9592 | Val Loss: 0.1187 | Val Acc: 0.9524
[Fine-tune] Epoch 006/10 | Train Loss: 0.0914 | Train Acc: 0.9677 | Val Loss: 0.1109 | Val Acc: 0.9619
[Fine-tune] Epoch 007/10 | Train Loss: 0.0893 | Train Acc: 0.9799 | Val Loss: 0.0804 | Val Acc: 0.9667
[Fine-tune] Epoch 008/10 | Train Loss: 0.0821 | Train Acc: 0.9762 | Val Loss: 0.1086 | Val Acc: 0.9524
[Fine-tune] Epoch 009/10 | Train Loss: 0.0670 | Train Acc: 0.9796 | Val Loss: 0.1096 | Val Acc: 0.9524
[Fine-tune] Epoch 010/10 | Train Loss: 0.0707 | Train Acc: 0.9772 | Val Loss: 0.0903 | Val Acc: 0.9702
[Fine-tune] Epoch 011/10 | Train Loss: 0.0590 | Train Acc: 0.9837 | Val Loss: 0.0813 | Val Acc: 0.9639
[Fine-tune] Epoch 012/10 | Train Loss: 0.0643 | Train Acc: 0.9886 | Val Loss: 0.0861 | Val Acc: 0.9610
[Fine-tune] Epoch 013/10 | Train Loss: 0.4540 | Train Acc: 0.9836 | Val Loss: 0.0780 | Val Acc: 0.9607
[Fine-tune] Epoch 014/10 | Train Loss: 0.4647 | Train Acc: 0.9888 | Val Loss: 0.0813 | Val Acc: 0.9714
[Fine-tune] Epoch 015/10 | Train Loss: 0.4636 | Train Acc: 0.9881 | Val Loss: 0.1104 | Val Acc: 0.9667
Running split: 70_10_10 diperbarui di: C:\Users\Fayya\Desktop\Fayya\Project\Python\The Shell\split_th_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 19



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Running split: 70,20,10 | ratio(0.7, 0.2, 0.1)
train counts: {'Normal': 2506, 'Subnormal': 400}
val counts: {'Normal': 206, 'Subnormal': 140}
[Pretrain] Epoch 001/20 | Reconstruction Loss: 0.024439
[Pretrain] Epoch 002/20 | Reconstruction Loss: 0.015802
[Pretrain] Epoch 003/20 | Reconstruction Loss: 0.016666
[Pretrain] Epoch 004/20 | Reconstruction Loss: 0.005506
[Pretrain] Epoch 005/20 | Reconstruction Loss: 0.005506
[Pretrain] Epoch 006/20 | Reconstruction Loss: 0.007525
[Pretrain] Epoch 007/20 | Reconstruction Loss: 0.007506
[Pretrain] Epoch 008/20 | Reconstruction Loss: 0.006083
[Pretrain] Epoch 009/20 | Reconstruction Loss: 0.005092
[Pretrain] Epoch 010/20 | Reconstruction Loss: 0.005134
[Finetune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.4131 | Train Acc: 0.8514 | Val Loss: 0.2072 | Val Acc: 0.9107
[Finetune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2087 | Train Acc: 0.9358 | Val Loss: 0.1559 | Val Acc: 0.9643
[Finetune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1518 | Train Acc: 0.9378 | Val Loss: 0.1206 | Val Acc: 0.9311
[Finetune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1308 | Train Acc: 0.9595 | Val Loss: 0.1041 | Val Acc: 0.9595
[Finetune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1101 | Train Acc: 0.9697 | Val Loss: 0.0957 | Val Acc: 0.9643
[Finetune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.1075 | Train Acc: 0.9688 | Val Loss: 0.0895 | Val Acc: 0.9544
[Finetune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.0952 | Train Acc: 0.9797 | Val Loss: 0.0868 | Val Acc: 0.9706
[Finetune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.0786 | Train Acc: 0.9741 | Val Loss: 0.1041 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0710 | Train Acc: 0.9793 | Val Loss: 0.0742 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0747 | Train Acc: 0.9768 | Val Loss: 0.0612 | Val Acc: 0.9762
[Finetune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0583 | Train Acc: 0.9839 | Val Loss: 0.0609 | Val Acc: 0.9698
[Finetune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0578 | Train Acc: 0.9827 | Val Loss: 0.0668 | Val Acc: 0.9676
[Finetune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0618 | Train Acc: 0.9793 | Val Loss: 0.0683 | Val Acc: 0.9762
[Finetune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0681 | Train Acc: 0.9864 | Val Loss: 0.0605 | Val Acc: 0.9714
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0424 | Train Acc: 0.9893 | Val Loss: 0.0709 | Val Acc: 0.9728
Epochs split 70,20,10 distributed by: C:\Users\Agayaz\Desktop\Agayaz\Project\github\The-Unet1-split-10_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 20

```
Running split: 70,20,10 | ratio(0.7, 0.2, 0.05)
train counts: {'Normal': 2506, 'Subnormal': 400}
val counts: {'Normal': 206, 'Subnormal': 140}
[Pretrain] Epoch 001/20 | Reconstruction Loss: 0.024463
[Pretrain] Epoch 002/20 | Reconstruction Loss: 0.012884
[Pretrain] Epoch 003/20 | Reconstruction Loss: 0.015115
[Pretrain] Epoch 004/20 | Reconstruction Loss: 0.005251
[Pretrain] Epoch 005/20 | Reconstruction Loss: 0.005297
[Pretrain] Epoch 006/20 | Reconstruction Loss: 0.007779
[Pretrain] Epoch 007/20 | Reconstruction Loss: 0.007274
[Pretrain] Epoch 008/20 | Reconstruction Loss: 0.006763
[Pretrain] Epoch 009/20 | Reconstruction Loss: 0.006565
[Pretrain] Epoch 010/20 | Reconstruction Loss: 0.005228
[Finetune] Epoch 001/15 | Train Loss: 0.4144 | Train Acc: 0.8332 | Val Loss: 0.2207 | Val Acc: 0.9410
[Finetune] Epoch 002/15 | Train Loss: 0.2098 | Train Acc: 0.9367 | Val Loss: 0.1562 | Val Acc: 0.9513
[Finetune] Epoch 003/15 | Train Loss: 0.1543 | Train Acc: 0.9394 | Val Loss: 0.1236 | Val Acc: 0.9496
[Finetune] Epoch 004/15 | Train Loss: 0.1299 | Train Acc: 0.9578 | Val Loss: 0.1018 | Val Acc: 0.9695
[Finetune] Epoch 005/15 | Train Loss: 0.1091 | Train Acc: 0.9646 | Val Loss: 0.1002 | Val Acc: 0.9734
[Finetune] Epoch 006/15 | Train Loss: 0.0964 | Train Acc: 0.9724 | Val Loss: 0.1044 | Val Acc: 0.9733
[Finetune] Epoch 007/15 | Train Loss: 0.0895 | Train Acc: 0.9734 | Val Loss: 0.0861 | Val Acc: 0.9743
[Finetune] Epoch 008/15 | Train Loss: 0.0805 | Train Acc: 0.9786 | Val Loss: 0.1013 | Val Acc: 0.9743
[Finetune] Epoch 009/15 | Train Loss: 0.0706 | Train Acc: 0.9772 | Val Loss: 0.0802 | Val Acc: 0.9733
[Finetune] Epoch 010/15 | Train Loss: 0.0688 | Train Acc: 0.9889 | Val Loss: 0.0679 | Val Acc: 0.9796
[Finetune] Epoch 011/15 | Train Loss: 0.0489 | Train Acc: 0.9850 | Val Loss: 0.0675 | Val Acc: 0.9618
[Finetune] Epoch 012/15 | Train Loss: 0.0517 | Train Acc: 0.9834 | Val Loss: 0.0676 | Val Acc: 0.9796
[Finetune] Epoch 013/15 | Train Loss: 0.0480 | Train Acc: 0.9898 | Val Loss: 0.1072 | Val Acc: 0.9796
[Finetune] Epoch 014/15 | Train Loss: 0.0687 | Train Acc: 0.9854 | Val Loss: 0.0696 | Val Acc: 0.9762
[Finetune] Epoch 015/15 | Train Loss: 0.0421 | Train Acc: 0.9887 | Val Loss: 0.0804 | Val Acc: 0.9818
Epochs split 70,20,10 distributed by: C:\Users\Agayaz\Desktop\Agayaz\Project\github\The-Unet1-split-10_reconstruction\summary_metrics_reconstruction.csv
```

Lampiran 21



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

```
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_weighted_noreize
Class weight: True | Resize: False | Selection: val_acc
-----
Epoch 81/15 | train_loss=0.4042 train_acc=0.8872 | val_loss=0.2885 val_acc=0.9000 | TB P/R/F1=0.8522/0.8571/0.7407 | FN=5 FP=16
[[159 16]]
[ 5 30]]
Epoch 82/15 | train_loss=0.2703 train_acc=0.9182 | val_loss=0.2466 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8824/0.8571/0.8696 | FN=5 FP=4
[[171 4]]
[ 5 30]]
Epoch 83/15 | train_loss=0.2326 train_acc=0.9259 | val_loss=0.2249 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8421/0.9143/0.8267 | FN=3 FP=6
[[169 6]]
[ 3 32]]
Epoch 84/15 | train_loss=0.2222 train_acc=0.9324 | val_loss=0.2102 val_acc=0.9476 | TB P/R/F1=0.7857/0.9429/0.8571 | FN=2 FP=9
[[166 9]]
[ 2 33]]
Epoch 85/15 | train_loss=0.2171 train_acc=0.9330 | val_loss=0.1791 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8095/0.9714/0.8831 | FN=1 FP=8
[[167 8]]
[ 1 34]]
Epoch 86/15 | train_loss=0.2002 train_acc=0.9354 | val_loss=0.1645 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8500/0.9714/0.9067 | FN=1 FP=6
[[169 6]]
[ 1 34]]
Epoch 87/15 | train_loss=0.1902 train_acc=0.9449 | val_loss=0.1759 val_acc=0.9429 | TB P/R/F1=0.7556/0.9714/0.8500 | FN=1 FP=11
[[164 11]]
[ 1 34]]
Epoch 88/15 | train_loss=0.1782 train_acc=0.9437 | val_loss=0.2042 val_acc=0.9190 | TB P/R/F1=0.6800/0.9714/0.8000 | FN=1 FP=16
[[159 16]]
[ 1 34]]
Epoch 89/15 | train_loss=0.1711 train_acc=0.9476 | val_loss=0.1739 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.7907/0.9714/0.8718 | FN=1 FP=9
[[166 9]]
[ 1 34]]
Epoch 90/15 | train_loss=0.1642 train_acc=0.9506 | val_loss=0.1472 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8500/0.9714/0.9067 | FN=1 FP=6
[[169 6]]
[ 1 34]]
Epoch 91/15 | train_loss=0.1624 train_acc=0.9476 | val_loss=0.1327 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8500/0.9714/0.9067 | FN=1 FP=6
[[169 6]]
[ 1 34]]
Epoch 92/15 | train_loss=0.1509 train_acc=0.9527 | val_loss=0.1337 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8095/0.9714/0.8831 | FN=1 FP=8
[[167 8]]
[ 1 34]]
Epoch 93/15 | train_loss=0.1362 train_acc=0.9539 | val_loss=0.1417 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8095/0.9714/0.8831 | FN=1 FP=8
[[167 8]]
[ 1 34]]
Epoch 94/15 | train_loss=0.1208 train_acc=0.9613 | val_loss=0.1230 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8421/0.9143/0.8267 | FN=3 FP=6
[[169 6]]
[ 3 32]]
Epoch 95/15 | train_loss=0.1393 train_acc=0.9574 | val_loss=0.1245 val_acc=0.9810 | TB P/R/F1=0.9189/0.9714/0.9444 | FN=1 FP=3
[[172 3]]
[ 1 34]]

TEST RESULT
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_weighted_noreize
Acc=0.9608 | TB P/R/F1=0.8961/0.9238/0.9108 | FN=0 FP=11
[[154 11]]
[ 8 97]]
```

Lampiran 22

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_weighted_resize
Class weight: True | Resize: True | Selection: val_acc
-----
Epoch 01/15 | train_loss=0.4386 train_acc=0.8589 | val_loss=0.3855 val_acc=0.8619 | TB P/R/F1=0.5536/0.8857/0.6813 | F0=4 FP=25
[[158 25]]
[ 4 21]]
Epoch 02/15 | train_loss=0.2410 train_acc=0.9193 | val_loss=0.1802 val_acc=0.9286 | TB P/R/F1=0.7083/0.9714/0.8193 | F0=1 FP=14
[[161 14]]
[ 1 34]]
Epoch 03/15 | train_loss=0.1877 train_acc=0.9381 | val_loss=0.1479 val_acc=0.9381 | TB P/R/F1=0.7391/0.9714/0.8395 | F0=1 FP=12
[[163 12]]
[ 1 34]]
Epoch 04/15 | train_loss=0.1579 train_acc=0.9498 | val_loss=0.1401 val_acc=0.9333 | TB P/R/F1=0.7234/0.9714/0.8293 | F0=1 FP=13
[[162 13]]
[ 1 34]]
Epoch 05/15 | train_loss=0.1666 train_acc=0.9586 | val_loss=0.1174 val_acc=0.9381 | TB P/R/F1=0.7391/0.9714/0.8395 | F0=1 FP=12
[[163 12]]
[ 1 34]]
Epoch 06/15 | train_loss=0.1333 train_acc=0.9583 | val_loss=0.1051 val_acc=0.9476 | TB P/R/F1=0.7727/0.9714/0.8688 | F0=1 FP=10
[[165 10]]
[ 1 34]]
Epoch 07/15 | train_loss=0.1330 train_acc=0.9574 | val_loss=0.1209 val_acc=0.9381 | TB P/R/F1=0.7391/0.9714/0.8395 | F0=1 FP=12
[[163 12]]
[ 1 34]]
Epoch 08/15 | train_loss=0.1230 train_acc=0.9592 | val_loss=0.1057 val_acc=0.9429 | TB P/R/F1=0.7556/0.9714/0.8580 | F0=1 FP=11
[[164 11]]
[ 1 34]]
Epoch 09/15 | train_loss=0.1315 train_acc=0.9577 | val_loss=0.0985 val_acc=0.9429 | TB P/R/F1=0.7674/0.9429/0.8462 | F0=2 FP=10
[[165 10]]
[ 2 33]]
Epoch 10/15 | train_loss=0.1164 train_acc=0.9628 | val_loss=0.0784 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.7907/0.9714/0.8718 | F0=1 FP=9
[[166 9]]
[ 1 34]]
Epoch 11/15 | train_loss=0.1179 train_acc=0.9643 | val_loss=0.0793 val_acc=0.9619 | TB P/R/F1=0.8160/1.0000/0.8974 | F0=0 FP=8
[[167 8]]
[ 0 35]]
Epoch 12/15 | train_loss=0.1143 train_acc=0.9670 | val_loss=0.0872 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.7907/0.9714/0.8718 | F0=1 FP=9
[[166 9]]
[ 1 34]]
Epoch 13/15 | train_loss=0.1071 train_acc=0.9643 | val_loss=0.0721 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8718/0.9714/0.9189 | F0=1 FP=5
[[170 5]]
[ 1 34]]
Epoch 14/15 | train_loss=0.0924 train_acc=0.9738 | val_loss=0.0743 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.7907/0.9714/0.8718 | F0=1 FP=9
[[166 9]]
[ 1 34]]
Epoch 15/15 | train_loss=0.1107 train_acc=0.9625 | val_loss=0.0618 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8537/1.0000/0.9211 | F0=0 FP=6
[[169 6]]
[ 0 35]]

TEST RESULT
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_weighted_resize
Acc=0.9778 | TB P/R/F1=0.9099/0.9619/0.9352 | F0=4 FP=20
[[515 10]]
[ 4 101]]

Summary updated: C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\Tb\hasil dua kandidat\summary_two_candidates.csv
```

Lampiran 23

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

```
Experiment: reconstruction_80_5_15_aburasi_unweighted_resize
Class weight: False | Resize: True | Selection: val_acc
=====
Epoch 01/15 | train_loss=0.3020 train_acc=0.8676 | val_loss=0.1826 val_acc=0.9429 | TB P/R/F1=0.8485/0.8080/0.8235 | FN=7 FP=5
[[170 5]
 [ 7 20]]
Epoch 02/15 | train_loss=0.1571 train_acc=0.9467 | val_loss=0.1355 val_acc=0.9333 | TB P/R/F1=0.8182/0.7734/0.7941 | FN=6 FP=6
[[169 6]
 [ 8 27]]
Epoch 03/15 | train_loss=0.1322 train_acc=0.9545 | val_loss=0.1072 val_acc=0.9470 | TB P/R/F1=0.8006/0.9143/0.8533 | FN=3 FP=8
[[167 8]
 [ 9 32]]
Epoch 04/15 | train_loss=0.1081 train_acc=0.9598 | val_loss=0.0934 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.8205/0.9143/0.8649 | FN=3 FP=7
[[168 7]
 [ 9 32]]
Epoch 05/15 | train_loss=0.0908 train_acc=0.9658 | val_loss=0.0803 val_acc=0.9619 | TB P/R/F1=0.8462/0.9429/0.8919 | FN=2 FP=6
[[169 6]
 [ 9 32]]
Epoch 06/15 | train_loss=0.0924 train_acc=0.9676 | val_loss=0.0994 val_acc=0.9524 | TB P/R/F1=0.7907/0.9734/0.8718 | FN=1 FP=8
[[166 9]
 [ 9 34]]
Epoch 07/15 | train_loss=0.0834 train_acc=0.9708 | val_loss=0.0762 val_acc=0.9607 | TB P/R/F1=0.8889/0.9143/0.9014 | FN=3 FP=4
[[171 4]
 [ 9 32]]
Epoch 08/15 | train_loss=0.0832 train_acc=0.9735 | val_loss=0.0821 val_acc=0.9619 | TB P/R/F1=0.8649/0.9143/0.8889 | FN=3 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 09/15 | train_loss=0.0808 train_acc=0.9705 | val_loss=0.0736 val_acc=0.9619 | TB P/R/F1=0.8649/0.9143/0.8889 | FN=3 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 10/15 | train_loss=0.0745 train_acc=0.9759 | val_loss=0.0701 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | FN=2 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 11/15 | train_loss=0.0728 train_acc=0.9750 | val_loss=0.0721 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | FN=2 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 12/15 | train_loss=0.0693 train_acc=0.9741 | val_loss=0.0665 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | FN=2 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 13/15 | train_loss=0.0671 train_acc=0.9783 | val_loss=0.0521 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8915/0.9429/0.9167 | FN=2 FP=4
[[171 4]
 [ 9 32]]
Epoch 14/15 | train_loss=0.0619 train_acc=0.9810 | val_loss=0.0565 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | FN=2 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]
Epoch 15/15 | train_loss=0.0613 train_acc=0.9810 | val_loss=0.0631 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | FN=2 FP=5
[[170 5]
 [ 9 32]]

TEST RESULT
Experiment: reconstruction_80_5_15_aburasi_unweighted_resize
Acc=0.8873 | TB P/R/F1=1.0000/0.9238/0.9604 | FN=0 FP=0
[[1525 0]
 [ 8 97]]

Summary updated: C:\Users\Fayyat\Desktop\Fayyat\Project\Python\Tbc\hasil_dua_kandidat\summary_two_candidates.csv
```

Lampiran 24

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

```
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_unweighted_noresize
Class weight: false | Resize: false | Selection: val_acc
Epoch 81/15 | train_loss=0.2821 train_acc=0.8902 | val_loss=0.1874 val_acc=0.9181 | TB P/R/F1=0.9231/0.6857/0.7869 | F0=11 FP=2
[[173 2]
 [ 11 24]]
Epoch 82/15 | train_loss=0.1786 train_acc=0.9363 | val_loss=0.1583 val_acc=0.9476 | TB P/R/F1=0.8750/0.8000/0.8358 | F0=7 FP=4
[[171 4]
 [ 7 28]]
Epoch 83/15 | train_loss=0.1628 train_acc=0.9420 | val_loss=0.1441 val_acc=0.9476 | TB P/R/F1=0.8750/0.8000/0.8358 | F0=7 FP=4
[[171 4]
 [ 7 28]]
Epoch 84/15 | train_loss=0.1549 train_acc=0.9470 | val_loss=0.1373 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.9062/0.8286/0.8657 | F0=6 FP=3
[[172 3]
 [ 6 29]]
Epoch 85/15 | train_loss=0.1346 train_acc=0.9554 | val_loss=0.1192 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.9143/0.9143/0.9143 | F0=3 FP=3
[[172 3]
 [ 3 32]]
Epoch 86/15 | train_loss=0.1314 train_acc=0.9557 | val_loss=0.1052 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8611/0.8857/0.8732 | F0=4 FP=5
[[170 5]
 [ 4 31]]
Epoch 87/15 | train_loss=0.1170 train_acc=0.9616 | val_loss=0.1180 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8919/0.9429/0.9167 | F0=2 FP=4
[[171 4]
 [ 2 33]]
Epoch 88/15 | train_loss=0.1150 train_acc=0.9589 | val_loss=0.1086 val_acc=0.9571 | TB P/R/F1=0.8824/0.8571/0.8696 | F0=5 FP=4
[[171 4]
 [ 5 30]]
Epoch 89/15 | train_loss=0.1085 train_acc=0.9649 | val_loss=0.1057 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8718/0.9714/0.9189 | F0=1 FP=5
[[170 5]
 [ 1 34]]
Epoch 90/15 | train_loss=0.1067 train_acc=0.9628 | val_loss=0.0805 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | F0=2 FP=5
[[170 5]
 [ 2 33]]
Epoch 91/15 | train_loss=0.1024 train_acc=0.9667 | val_loss=0.0926 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8919/0.9429/0.9167 | F0=2 FP=4
[[171 4]
 [ 2 33]]
Epoch 92/15 | train_loss=0.0930 train_acc=0.9693 | val_loss=0.0832 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8684/0.9429/0.9041 | F0=2 FP=5
[[170 5]
 [ 2 33]]
Epoch 93/15 | train_loss=0.0889 train_acc=0.9711 | val_loss=0.1032 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8718/0.9714/0.9189 | F0=1 FP=5
[[170 5]
 [ 1 34]]
Epoch 94/15 | train_loss=0.0863 train_acc=0.9690 | val_loss=0.0710 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.8889/0.9143/0.9014 | F0=3 FP=4
[[171 4]
 [ 3 32]]
Epoch 95/15 | train_loss=0.0788 train_acc=0.9732 | val_loss=0.0848 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.9118/0.8857/0.8986 | F0=4 FP=3
[[172 3]
 [ 4 31]]

TEST RESULT
Experiment: reconstruction_80_5_15_akurasi_unweighted_noresize
Acc=0.9083 | TB P/R/F1=0.9045/0.9045/0.9045 | F0=10 FP=10
[[515 10]
 [ 10 95]]
```

Lampiran 25

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Experiment: simclr_80_10_sensitivity_th_weighted_noresize
Class weight: True | Resizer: False | Selection: val_acc
Epoch 81/15 | train_loss=0.3836 train_acc=0.8357 | val_loss=0.2875 val_acc=0.9381 | TB P/R/F1=0.8235/0.8000/0.8116 | F1=14 FP=12
[[338 12]
 [ 14 56]]
Epoch 82/15 | train_loss=0.2874 train_acc=0.9071 | val_loss=0.2188 val_acc=0.9333 | TB P/R/F1=0.7500/0.9000/0.8182 | F1=7 FP=21
[[320 21]
 [ 7 63]]
Epoch 83/15 | train_loss=0.2571 train_acc=0.9101 | val_loss=0.1793 val_acc=0.9548 | TB P/R/F1=0.8493/0.8857/0.8671 | F1=8 FP=11
[[339 11]
 [ 8 62]]
Epoch 84/15 | train_loss=0.2269 train_acc=0.9244 | val_loss=0.1702 val_acc=0.9548 | TB P/R/F1=0.8228/0.9286/0.8725 | F1=5 FP=14
[[336 14]
 [ 5 65]]
Epoch 85/15 | train_loss=0.1922 train_acc=0.9411 | val_loss=0.1486 val_acc=0.9639 | TB P/R/F1=0.8553/0.9286/0.8904 | F1=5 FP=11
[[339 11]
 [ 5 65]]
Epoch 86/15 | train_loss=0.1891 train_acc=0.9381 | val_loss=0.1339 val_acc=0.9643 | TB P/R/F1=0.8571/0.9429/0.8980 | F1=4 FP=11
[[339 11]
 [ 4 66]]
Epoch 87/15 | train_loss=0.1757 train_acc=0.9420 | val_loss=0.1305 val_acc=0.9643 | TB P/R/F1=0.8481/0.9571/0.8993 | F1=3 FP=12
[[338 12]
 [ 3 67]]
Epoch 88/15 | train_loss=0.1812 train_acc=0.9437 | val_loss=0.1328 val_acc=0.9643 | TB P/R/F1=0.8767/0.9343/0.8951 | F1=6 FP=9
[[341 9]
 [ 6 64]]
Epoch 89/15 | train_loss=0.1721 train_acc=0.9414 | val_loss=0.1305 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8933/0.9429/0.9167 | F1=4 FP=8
[[342 8]
 [ 4 66]]
Epoch 90/15 | train_loss=0.1582 train_acc=0.9479 | val_loss=0.1180 val_acc=0.9714 | TB P/R/F1=0.8816/0.9571/0.9178 | F1=3 FP=9
[[341 9]
 [ 3 67]]
Epoch 91/15 | train_loss=0.1494 train_acc=0.9515 | val_loss=0.1449 val_acc=0.9667 | TB P/R/F1=0.9000/0.9000/0.9000 | F1=7 FP=7
[[343 7]
 [ 7 63]]
Epoch 92/15 | train_loss=0.1489 train_acc=0.9494 | val_loss=0.1087 val_acc=0.9762 | TB P/R/F1=0.9054/0.9571/0.9306 | F1=3 FP=7
[[343 7]
 [ 3 67]]
Epoch 93/15 | train_loss=0.1460 train_acc=0.9494 | val_loss=0.1147 val_acc=0.9738 | TB P/R/F1=0.9041/0.9429/0.9231 | F1=4 FP=7
[[343 7]
 [ 4 66]]
Epoch 94/15 | train_loss=0.1323 train_acc=0.9580 | val_loss=0.1024 val_acc=0.9738 | TB P/R/F1=0.8831/0.9714/0.9252 | F1=2 FP=9
[[341 9]
 [ 2 69]]
Epoch 95/15 | train_loss=0.1280 train_acc=0.9586 | val_loss=0.1111 val_acc=0.9595 | TB P/R/F1=0.8193/0.9714/0.8889 | F1=2 FP=15
[[339 15]
 [ 2 68]]
TEST RESULT
Experiment: simclr_80_10_sensitivity_th_weighted_noresize
Acc=0.9738 | TB P/R/F1=0.9401/0.9000/0.9197 | F1=7 FP=4
[[346 4]
 [ 7 63]]
Summary updated: C:\Users\Fayyaz\Desktop\Fayyaz\Project\Python\Tbc\hasil_dua_kandidat\summary_two_candidates.csv
```

Lampiran 26

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Experiment: sslcrlr_30_10_10_sensitivity_th_weighted_resize
Class weight: True | Resize: True | Selection: val_acc

Epoch 40/15 | train_loss=0.3775 train_acc=0.8735 | val_loss=0.2217 val_acc=0.9485 | TP P/R/F1=0.7731/0.8060/0.8344 | Fm=7 FP=18
[132 18]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.2961 train_acc=0.9173 | val_loss=0.1826 val_acc=0.9452 | TP P/R/F1=0.8215/0.8371/0.8352 | Fm=10 FP=11
[137 11]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.2278 train_acc=0.9274 | val_loss=0.1525 val_acc=0.9500 | TP P/R/F1=0.8181/0.8143/0.8591 | Fm=6 FP=25
[138 25]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1935 train_acc=0.9384 | val_loss=0.1215 val_acc=0.9476 | TP P/R/F1=0.8088/0.8143/0.8533 | Fm=6 FP=26
[139 26]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1847 train_acc=0.9405 | val_loss=0.1206 val_acc=0.9643 | TP P/R/F1=0.8767/0.8143/0.8931 | Fm=6 FP=0
[141 0]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1747 train_acc=0.9443 | val_loss=0.1208 val_acc=0.9595 | TP P/R/F1=0.8732/0.8857/0.8794 | Fm=6 FP=0
[141 0]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1591 train_acc=0.9509 | val_loss=0.1188 val_acc=0.9548 | TP P/R/F1=0.8228/0.8286/0.8725 | Fm=5 FP=14
[138 14]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1445 train_acc=0.9524 | val_loss=0.1188 val_acc=0.9548 | TP P/R/F1=0.8072/0.8171/0.8758 | Fm=3 FP=26
[134 26]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1411 train_acc=0.9533 | val_loss=0.1220 val_acc=0.9687 | TP P/R/F1=0.8809/0.8143/0.9014 | Fm=6 FP=0
[142 0]
[ 0 40]
Epoch 40/15 | train_loss=0.1277 train_acc=0.9551 | val_loss=0.1143 val_acc=0.9524 | TP P/R/F1=0.7841/0.8857/0.8754 | Fm=3 FP=20
[131 20]
[ 0 40]
Epoch 11/15 | train_loss=0.1341 train_acc=0.9554 | val_loss=0.8861 val_acc=0.9643 | TP P/R/F1=0.8395/0.9714/0.9087 | Fm=2 FP=13
[137 13]
[ 0 40]
Epoch 12/15 | train_loss=0.1281 train_acc=0.9568 | val_loss=0.8895 val_acc=0.9702 | TP P/R/F1=0.9054/0.9571/0.9306 | Fm=2 FP=7
[140 7]
[ 0 40]
Epoch 13/15 | train_loss=0.1138 train_acc=0.9649 | val_loss=0.1889 val_acc=0.9698 | TP P/R/F1=0.8806/0.9429/0.9183 | Fm=4 FP=0
[141 0]
[ 0 40]
Epoch 14/15 | train_loss=0.1211 train_acc=0.9612 | val_loss=0.8933 val_acc=0.9595 | TP P/R/F1=0.8354/0.9429/0.8893 | Fm=4 FP=13
[137 13]
[ 0 40]
Epoch 15/15 | train_loss=0.1044 train_acc=0.9693 | val_loss=0.8885 val_acc=0.9643 | TP P/R/F1=0.8571/0.9429/0.8988 | Fm=4 FP=11
[138 11]
[ 0 40]
[ 0 40]

=====
Experiment: sslcrlr_30_10_10_sensitivity_th_weighted_resize
Acc=0.9838 | TP P/R/F1=0.9386/0.9571/0.9437 | Fm=3 FP=0
[140 0]
[ 0 40]
```

Lampiran 27

Tahap	Kegiatan	Output	Status
1	Split dataset menjadi data latih, validasi, dan uji	Train 2.939, validasi 630, uji 631 citra	Selesai
2	Pretraining SimCLR pada data latih	Backbone ssl_simclr_split_backbone.pth	Selesai
3	Pretraining reconstruction-based SSL pada data latih	Encoder ssl_reconstruction_split_encoder.pth	Selesai
4	Fine-tuning awal SimCLR dan reconstruction	Baseline performa masing-masing metode	Selesai



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

5	Evaluasi test set baseline	SimCLR lebih baik dibanding reconstruction pada evaluasi awal	Selesai
6	Penanganan imbalance dataset	Class weighting dengan bobot 0,5998 dan 3,0051	Selesai
7	Partial unfreezing	Layer4 dan fully connected layer dilatih kembali	Selesai
8	Komparasi resize dan non-resize	Resize dipilih karena performa data uji lebih baik	Selesai
9	Evaluasi model akhir	Akurasi 98,42%, recall TB 93,40%, F1-score TB 95,19%	Selesai
10	Implementasi web dan Grad-CAM	Aplikasi Flask menampilkan prediksi, probabilitas, dan Grad-CAM overlay	Selesai
11	Validasi expert	Penilaian kualitatif terhadap area fokus Grad-CAM	Selesai

Lampiran 28

Lampiran 7 Hasil Wawancara Expert

Nama Expert:

dr. Paralam Sinambela, Sp.Rad, Subspes RI (K)., M.Kes., M.H.

Tujuan Wawancara:

Wawancara dilakukan untuk memperoleh masukan mengenai rancangan sistem deteksi Tuberkulosis berbasis citra chest X-ray, penggunaan label dataset, kendala penggunaan dataset lokal, serta kesesuaian visualisasi Grad-CAM sebagai alat bantu interpretasi model.

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta

2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Ringkasan Wawancara Pertemuan 1:

Pada pertemuan pertama, peneliti memperkenalkan sistem yang akan dibuat kepada expert. Sistem dijelaskan sebagai aplikasi deteksi Tuberkulosis berbasis citra chest X-ray yang menghasilkan prediksi dua kelas. Expert memberikan masukan bahwa sistem sebaiknya dibatasi pada klasifikasi biner, yaitu Tuberkulosis dan Tidak Tuberkulosis. Sistem tidak perlu membedakan jenis-jenis TB secara spesifik karena hal tersebut berada di luar ruang lingkup penelitian.

Expert juga memberikan masukan mengenai penggunaan label dataset. Label “Normal” dinilai dapat menimbulkan kerancuan karena citra yang tidak termasuk TB belum tentu benar-benar normal. Oleh karena itu, label “Normal” lebih tepat ditulis sebagai “Tidak Tuberkulosis” agar sesuai dengan ruang lingkup penelitian.

Selain itu, expert menjelaskan bahwa dataset publik yang telah memiliki sumber dan dokumentasi tidak perlu divalidasi ulang secara keseluruhan. Validasi ulang dataset lebih diperlukan apabila dataset belum memiliki label atau belum pernah divalidasi. Pada penelitian ini, label dataset tetap mengacu pada sumber dataset publik, sedangkan expert memberikan validasi kualitatif terhadap karakteristik citra dan interpretasi hasil model.

Ringkasan Wawancara Pertemuan 2:

Pada pertemuan kedua, peneliti menunjukkan hasil implementasi sistem berupa aplikasi web yang telah menampilkan hasil prediksi dan visualisasi Grad-CAM. Expert memberikan masukan bahwa Grad-CAM dapat digunakan sebagai alat bantu interpretasi untuk melihat area yang menjadi perhatian model pada citra chest X-ray. Namun, hasil Grad-CAM tidak dapat dijadikan diagnosis klinis secara mandiri.

Pertemuan kedua juga membahas kendala penggunaan dataset lokal Indonesia. Expert menjelaskan bahwa pengambilan citra medis dari rumah sakit memerlukan proses perizinan dan berkaitan dengan kerahasiaan data pasien. Citra medis dapat memuat nomor pasien, identitas pasien, dan riwayat penyakit. Expert juga menjelaskan bahwa rumah sakit tidak menyediakan bank data citra untuk penelitian secara umum. Oleh karena itu, penggunaan dataset lokal tidak dapat dilakukan secara langsung dalam penelitian ini.

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer - Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Ringkasan Wawancara Pertemuan 3:

Pada pertemuan ketiga, dilakukan proses validasi kualitatif dan penandatanganan oleh expert. Validasi tersebut menjadi bukti bahwa expert telah memberikan masukan terhadap rancangan sistem, penggunaan label, karakteristik citra Tuberkulosis, dan interpretasi Grad-CAM. Validasi expert tidak dimaksudkan sebagai diagnosis klinis atau pelabelan ulang seluruh dataset.

