ANALISIS *EXPLAINABILITY* MODEL *CNN* UNTUK KLASIFIKASI LUKA: STUDI KOMPARASI RESNET50V2, DENSENET201, DAN MOBILENETV2 DENGAN GRAD-CAM

SKRIPSI

Program Studi Sarjana Informatika
Jurusan Informatika

Oleh:
ANGGA PERMANA ELLION
NIM D1041181037



FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Angga Permana Ellion

NIM : D1041181037

Menyatakan bahwa dalam skripsi yang berjudul "Analisis *Explainability* Model *CNN* untuk Klasifikasi Luka: Studi Komparasi ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 dengan Grad-CAM" tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu perguruan tinggi manapun. Sepanjang pengetahuan Saya, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam Daftar Rujukan.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenar-benarnya. Saya sanggup menerima konsekuensi akademis dan hukum di kemudian hari apabila pernyataan yang dibuat ini tidak benar.

Pontianak, 24 Juni 2025



Angga Permana Ellion

NIM D1041181037

KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS,
DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
FAKULTAS TEKNIK
Jalan Prof. Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak 78124
Telepon (0561) 740186, WA: +6282152280907
Email : ft@untan.ac.id Website : http://teknik.untan.ac.id

HALAMAN PENGESAHAN

ANALISIS *EXPLAINABILITY* MODEL CNN UNTUK KLASIFIKASI LUKA: STUDI KOMPARASI RESNET50V2, DENSENET201, DAN MOBILENETV2 DENGAN GRAD-CAM

Program Studi Sarjana Informatika
Jurusan Informatika

Oleh:

Angga Permana Ellion
NIM D1041181037

Telah dipertahankan di depan Penguji Skripsi pada tanggal 24 Juni 2025 dan diterima sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana.

Susunan Penguji Skripsi:

Ketua,

Rudy Dwi Nyoto, S.T., M.Eng.
NIP 197803302005011002

Penguji Utama,

Prof. Dr. Herry Sujaini, S.T., M.T.
NIP 196806291997021001

Sekretaris,

Khairul Hafidh, S.T., M.Kom.
NIP 199202232022031003

Penguji Pendamping,

Rina Septiriana, S.T., M.Cs.
NIP 198709232020122001

Pontianak, 24 Juni 2025
Dekan,

Dr.-Ing. Ir. Slamet Widodo, M.T., IPM.
NIP 196712231992031002

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan bagi Allah SWT atas segala nikmat dan anugerah-Nya yang tak terhingga, membimbing saya melalui setiap prosesnya.

Teristimewa, kepada Ibunda tercinta, Iter, sebagai wujud bakti dan terima kasih atas kasih sayang, dukungan, serta doa tulus yang tak pernah terhenti. Terima kasih telah menjadi orang tua terbaik.

Penghargaan tertinggi saya sampaikan kepada seluruh jajaran dosen dan staf Informatika Untan, khususnya Tim Pembimbing dan Tim Penguji, atas kesabaran dan bantuan tak henti dalam penyelesaian skripsi ini. Semoga goresan tangan ini dapat menjadi sumbangsih kecil bagi ilmu pengetahuan Indonesia.

PRAKATA

Puji syukur saya panjatkan Kepada Allah SWT, karena berkat dan rahmat-Nya saya dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Analisis *Explainability* Model *CNN* untuk Klasifikasi Luka: Studi Komparasi ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 dengan Grad-CAM" ini dapat diselesaikan dengan baik.

Penulisan laporan ini tidak lepas dari bantuan dari berbagai pihak, oleh karena itu dalam kesempatan ini saya ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada. Bapak Dr. Yus Sholva, S.T., M.T, selaku Ketua Jurusan Informatika Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura Pontianak. Rudy Dwi Nyoto, ST, M.Eng, selaku pembimbing skripsi dan bapak Khairul Hafidh, S.T., M.Kom selaku dosen pembimbing skripsi yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk membimbing dan mengarahkan penulis selama pengerjaan penelitian.

Prof. Dr. Herry Sujaini, S.T., M.T, dan Ibu Rina Septriana , S.T., M.C selaku dosen penguji. Dedikasi dan masukan berharga yang diberikan selama ujian telah memberikan kontribusi besar dalam penyelesaian dan peningkatan mutu skripsi ini. Orang tua, keluarga, teman dan sahabat, yang tidak dapat disebutkan satu persatu. Serta pihak-pihak lain yang membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Semoga Allah yang Maha Esa membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu dalam penelitian ini. Penulis menyadari terdapat kekurangan dalam tulisan ini, oleh karena itu dengan segenap kerendahan hati penulis mengharap kritik dan saran yang membangun guna menyempurnakan penelitian skripsi ini. Semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Pontianak, 24 Juni 2025

Penulis,



Angga Permana Ellion

ABSTRAK

Luka kulit merupakan masalah kesehatan umum yang jika tidak ditangani dengan benar dapat menyebabkan infeksi serius. Teknologi kecerdasan buatan (AI), *khususnya Convolutional Neural Network* (*CNN*), telah banyak dimanfaatkan untuk analisis citra medis, termasuk klasifikasi luka. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa model *CNN* pre-trained ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 dalam klasifikasi enam jenis luka (abrasi, bakar, laserasi, lebam, sayat, tusuk) serta mengevaluasi kualitas *explainability* masing-masing model menggunakan Grad-CAM. Data citra luka diperoleh dari Kaggle, dengan total 400 gambar asli yang kemudian diproses melalui *resize* menjadi 224x224 piksel dan di-*oversampling* menggunakan *SMOTE* hingga setiap kelas memiliki 122 gambar, sehingga total menjadi 732 gambar. Dataset dibagi menjadi 70% data latih (510 gambar), 15% data validasi (108 gambar), dan 15% data uji (114 gambar), di mana data latih kemudian diaugmentasi menjadi 2550 gambar. Hasil evaluasi kuantitatif menunjukkan bahwa ResNet50V2 unggul dalam performa metrik dengan akurasi 0,93, sensitivitas (*recall*) 0,80, spesifisitas 0,96, PPV (presisi) 0,82, NPV 0,96, dan *F1-score* 0,79. Durasi pelatihan MobileNetV2 adalah yang paling efisien (35 menit 21 detik) dibandingkan ResNet50V2 (3 jam 4 menit 7 detik) dan DenseNet201 (4 jam 49 menit 7 detik). Analisis *explainability* menggunakan Grad-CAM menunjukkan bahwa ResNet50V2 juga paling efektif dalam memfokuskan perhatian pada area luka yang relevan (33 dari 48 gambar uji fokus pada area luka), mengungguli DenseNet201 dan MobileNetV2 yang cenderung lebih sering terdistraksi. Kelas "Sayat" menunjukkan performa terbaik di ResNet50V2, sementara kelas "Lebam" dan "Abrasi" memiliki tingkat kesalahan prediksi tertinggi, dengan "Lebam" sering tertukar dengan "Abrasi", dan "Bakar" sering tertukar dengan "Sayat", "Abrasi", atau "Laserasi" yang berisiko fatal. Penelitian ini menyimpulkan bahwa ResNet50V2 merupakan model terbaik karena tidak hanya akurat tetapi juga memiliki explainability yang superior, memungkinkannya untuk memusatkan perhatian pada fitur-fitur visual luka yang relevan. Disarankan untuk melakukan fine-tuning model, menambah diversitas data, serta melakukan validasi *heatmap* Grad-CAM dengan ahli medis untuk penelitian selanjutnya.

Kata Kunci: Klasifikasi Luka, Convolutional Neural Network (*CNN*), ResNet50V2, DenseNet201, MobileNetV2, Explainable AI (*XAI*), Grad-CAM, Transfer Learning.

ABSTRACT

Skin wounds are a common health issue that, if not properly managed, can lead to serious infections. Artificial intelligence (AI) technology, particularly Convolutional Neural Networks (CNNs), has been widely utilized for medical image analysis, including wound classification. This research aims to analyze and compare the performance of pre-trained CNN models—ResNet50V2, DenseNet201, and MobileNetV2—in classifying six types of wounds (abrasion, burn, laceration, bruise, cut, stab) and to evaluate the explainability quality of each model using Grad-CAM. Wound image data was obtained from Kaggle, comprising a total of 400 original images. These were then resized to 224×224 pixels and oversampled using SMOTE until each class contained 122 images, resulting in a total of 732 images. The dataset was split into 70% training data (510 images), 15% validation data (108 images), and 15% testing data (114 images), with the training data subsequently augmented to 2550 images. The quantitative evaluation results indicate that ResNet50V2 excels in metric performance with an accuracy of 0.93, sensitivity (recall) of 0.80, specificity of 0.96, PPV (precision) of 0.82, NPV of 0.96, and an F1-score of 0.79. In terms of training duration, MobileNetV2 was the most efficient (35 minutes 21 seconds) compared to ResNet50V2 (3 hours 4 minutes 7 seconds) and DenseNet201 (4 hours 49 minutes 7 seconds). The explainability analysis using Grad-CAM revealed that ResNet50V2 was also the most effective in focusing attention on relevant wound areas (33 out of 48 test images focused on the wound area), outperforming DenseNet201 and MobileNetV2, which tended to be more frequently distracted. The "Cut" class demonstrated the best performance in ResNet50V2, while the "Bruise" and "Abrasion" classes exhibited the highest rates of misprediction. Specifically, "Bruise" was frequently confused with "Abrasion," and "Burn" was often mistaken for "Cut," "Abrasion," or "Laceration," representing potentially fatal misclassifications. This research concludes that ResNet50V2 is the best model as it is not only accurate but also possesses superior explainability, allowing it to focus attention on relevant visual features of the wound. For future research, it is recommended to perform fine-tuning on the models, increase data diversity, and conduct Grad-CAM heatmap validation with medical experts.

Keywords: Wound Classification, Convolutional Neural Network (CNN), ResNet50V2, DenseNet201, MobileNetV2, Explainable AI (XAI), Grad-CAM, Transfer Learning.

DAFTAR ISI

HALAMAN PERNYATAAN II
HALAMAN PENGESAHAN III
HALAMAN PERSEMBAHAN IV
PRAKATA V
ABSTRAK VI
ABSTRACT VII
DAFTAR ISI VIII
DAFTAR TABEL X
DAFTAR GAMBAR XI
DAFTAR LAMPIRAN XII
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Perumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Batasan Masalah 3
1.5 Sistematika Penulisan 3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 5
2.1 Penelitian Terkait 5
2.2 Landasan Teori 8
2.2.1 *Explaineable AI (XAI)* 8
2.2.2 *Grad-CAM* 8
2.2.3 Berbagai macam Luka 10
2.2.4 Luka yang Fatal Jika ada Kesalahan Prediksi 13
2.2.5 *Machine Learning* 15
2.2.6 *Deep Learning* 15
2.2.7 *Transfer Learning* 15
2.2.8 *Pre-trained Model* 16
2.2.9 *Convolutional Neural Network (CNN)* 16
2.2.10 *ResNet50V2* 18
2.2.11 *MobileNetV2* 18
2.2.12 *Densenet201* 19
2.2.13 Rangkuman Perbedaan ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 20
2.2.14 *Oversampling (SMOTE)* 21
2.2.15 *Augmentasi* Data 22
2.2.16 Menghitung Performa Dengan *Conffusion Matrix* 22
2.2.17 *TensorFlow* 25
2.2.18 KerasAPI 25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 27
3.1 Hardware dan Software 27
3.2 Tahapan Penelitian 27
3.2.1 Pengumpulan Data 28
3.2.2 Pra-Proses Data 29
3.2.3 Pembangunan Model 32
3.2.4 Evaluasi 33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 38
4.1 Hasil Pengumpulan Data 38

4.2 Hasil Pra-proses Data....39
4.3 Hasil Pembangunan Model....42
4.4 Evaluasi....44
4.3.1 Evaluasi Performa Model....44
4.3.2 Evaluasi Performa Model Berdasarkan Analisis *Explainability*....64
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN....72
5.1 Kesimpulan....72
5.2 Saran....73
DAFTAR RUJUKAN....75

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbedaan Dengan Penelitian Sebelumnya 7
Tabel 2. 2 Perbedaan Lapisan pada Model ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 20
Tabel 3. 1 Teknik Augmentasi 31
Tabel 3. 2 Contoh Tabel Data Evaluasi Performa Model 34
Tabel 3. 3 Tabel Penulisan Hasil Analisis Grad-CAM 35
Tabel 4. 1 Hasil Pembagian Data 41
Tabel 4. 2 Tabel Hasil Augmentasi Dataset Latih.....42
Tabel 4. 3 Tabel Lama Pelatihan Model 44
Tabel 4. 4 Model ResNet50V2.....48
Tabel 4. 5 Model DenseNet201.....48
Tabel 4. 6 Model MobileNetv2 49
Tabel 4. 7 Hasil Pengujian ResNet50V2.....51
Tabel 4. 8 Ringkasan Classification Report ResNet50V2.....57
Tabel 4. 9 Sampel Hasil Pengujian Analisis Explainability.....65

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Visualisasi Grad-CAM 9
Gambar 2. 2 Gambar Contoh Jenis Luka Luar 10
Gambar 2. 3 Arsitektur CNN 17
Gambar 2. 4 Arsitektur ResNet50V2 18
Gambar 2. 5 Arsitektur MobileNetV2 19
Gambar 2. 6 Arsitektur DenseNet201 20
Gambar 2. 7 Oversampling 21
Gambar 3. 1 Alur Penelitian 28
Gambar 3. 4 Struktur *Model* Keras yang didefinisikan 32
Gambar 3. 5 Contoh heatmap fokus pada area luka 36
Gambar 3. 6 Contoh heatmap tidak fokus pada area luka 36
Gambar 4. 1 Jumlah Dataset Asli 38
Gambar 4. 2 Contoh Gambar dari Hasil Pengumpulan Data 38
Gambar 4. 3 Hasil Resize Gambar : A. Gambar Asli, B. Setelah Resize 39
Gambar 4. 4 Hasil Oversampling 40
Gambar 4. 5 Contoh Hasil Oversampling 40
Gambar 4. 6 Hasil Augmentasi 41
Gambar 4. 7 Kode Program Pembangunan Model 43
Gambar 4. 8 Jumlah Parameter dari Hasil Latih Model 43
Gambar 4. 9 Perbandingan Visualisasi Hasil Pelatihan (akurasi) : a. ResNet50V2, b. DenseNet201, c. MobileNetV2 44
Gambar 4. 10 Perbandingan Visualisasi Hasil Pelatihan (loss) : a. ResNet50V2, b. DenseNet201, c. MobileNetV2 45
Gambar 4. 11 Hasil Pelatihan Model 46
Gambar 4. 12 Perbandingan Heatmap Confussion Matrix pada DataValidasi: A. ResNet50V2, B. DenseNet201, C. MobileNetv2 48
Gambar 4. 13 Perbandingan Perfoma Model 49
Gambar 4. 14 Grafik Hasil Perhitungan Classification Report ResNet50V2 58
Gambar 4. 15 Akurasi pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 58
Gambar 4. 16 Sensitivitas pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 59
Gambar 4. 17 PPV (presisi) pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 60
Gambar 4. 18 NPV pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 60
Gambar 4. 19 Spesifisitas pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 61
Gambar 4. 20 pada Setiap Kelas Model ResNet50V2 62
Gambar 4. 21 Kasus Salah Prediksi 63
Gambar 4. 22 Kelas yang Sering Tertukar 64
Gambar 4. 23 Sampel Grad-CAM Fokus pada Area Luka 65
Gambar 4. 24 Sampel Grad-CAM Tidak Fokus pada Area Luka 66
Gambar 4. 25 Hasil Perbandingan Analisis Explainabilty 66
Gambar 4. 26 Hasil Explainable ResNet50V2 per-kelas 67
Gambar 4. 27 Sampel Hasil Grad-CAM Luka Abrasi 68
Gambar 4. 28 Sampel Hasil Grad-CAM Luka Lebam 68
Gambar 4. 29 Contoh kasus prediksi benar namun fokus Grad-CAM menyebar 69
Gambar 4. 30 Contoh kasus prediksi salah dan fokus Grad-CAM menyebar 70

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A A-1
LAMPIRAN B B-1
LAMPIRAN C C-1
LAMPIRAN D D-1
LAMPIRAN E E-1

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Luka pada kulit adalah masalah kesehatan yang sangat umum. Hampir setiap orang pernah mengalaminya, terutama anak-anak yang aktif bermain. Penyebabnya bisa macam-macam, mulai dari jatuh, tergores benda tajam, hingga luka bakar. Meski sering dianggap ringan, luka bisa jadi serius jika tidak dirawat dengan benar. Kebersihan yang buruk bisa membuat luka terinfeksi oleh bakteri atau kuman lain, yang akibatnya bisa fatal, bahkan sampai menyebabkan kematian (Guo, S., & DiPietro, L. A., 2010). Di Indonesia sendiri, menurut data Badan Pusat Statistik, jumlah kasus luka ringan terus naik setiap tahunnya, mencapai 160.449 kasus pada tahun 2022 (Badan Pusat Statistik Indonesia, 2024). Ini menunjukkan bahwa penanganan luka yang tepat masih menjadi isu penting.

Untuk membantu proses diagnosis dan perawatan luka, teknologi kecerdasan buatan (*AI*) kini mulai banyak dimanfaatkan, khususnya di bidang analisis gambar medis. Salah satu teknologi *AI* yang paling populer untuk tugas ini adalah *Convolutional Neural Network* atau *CNN*. Kehebatan *CNN* adalah kemampuannya untuk belajar mengenali pola dari gambar secara otomatis, sama seperti cara manusia belajar membedakan objek (Litjens et al., 2017). Dalam penelitian ini, akan digunakan tiga arsitektur *CNN* yang dikenal andal, yaitu ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2. Ketiganya terbukti punya performa tinggi untuk tugas klasifikasi gambar (He et al., 2016; Huang et al., 2017; Sandler et al., 2018).

Penelitian klasifikasi citra medis dengan model *pretrained* telah banyak dilakukan. Contohnya, Tarek et al (2024) mengembangkan BCa*XAI* menggunakan 3D Inception-ResNetV2 dan Grad-CAM untuk klasifikasi kanker payudara, mencapai akurasi 98.53%. Manop Phankokkruad (2021) mengusung *ensemble transfer learning* dengan kombinasi VGG16, ResNet50V2, dan DenseNet201 untuk deteksi kanker paru-paru, mencapai akurasi validasi 91%. Sementara itu, penelitian tentang deteksi luka luar dengan *transfer learning* menggunakan VGG-16, Inception-v3, dan ResNet-50 menunjukkan VGG-16 sebagai model terbaik dengan akurasi uji 97%.

Model *deep learning* yang canggih, meskipun akurat, seringkali berfungsi sebagai "kotak hitam" (*black box*). Artinya, meskipun kita mengetahui hasil prediksinya, mekanisme di balik keputusan tersebut tidak transparan. Dalam konteks medis, ini menjadi masalah serius, karena dokter atau tenaga medis tidak dapat sepenuhnya memercayai keputusan mesin tanpa memahami dasar pertimbangannya (Holzinger et al., 2019). Hal ini menimbulkan risiko bagi pasien jika model salah mengidentifikasi luka karena fokus pada fitur yang tidak relevan dalam gambar.

Untuk mengatasi permasalahan "kotak hitam" ini, muncul bidang ilmu *Explainable AI* (*XAI*). Tujuan *XAI* adalah meningkatkan transparansi dan pemahaman terhadap cara kerja AI. Salah satu teknik *XAI* yang relevan dan akan digunakan dalam penelitian ini *adalah Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM). Grad-CAM mampu menghasilkan "peta panas" (*heatmap*) yang memvisualisasikan bagian gambar mana yang paling penting bagi model CNN saat membuat keputusan (Selvaraju et al., 2017), sehingga memungkinkan kita untuk "mengintip" proses penalaran model.

Banyak penelitian sebelumnya cenderung hanya berfokus pada perbandingan akurasi model. Namun, pertanyaan krusial yang sering terabaikan adalah, di antara model-model yang akurat tersebut, manakah yang memiliki cara kerja paling logis dan dapat dipercaya? Apakah model benar-benar memfokuskan perhatian pada ciri-ciri luka yang relevan secara medis?

Mengambil inspirasi dari riset-riset sebelumnya dan menyadari pentingnya explainable AI (*XAI*), penelitian ini mengusulkan pendekatan yang menyeluruh. Dalam penelitian ini aku menguji dan membandingkan performa kuantitatif beberapa model pretrained berdasarkan metrik Akurasi, Sensitivitas (*Recall*), Spesifisitas, PPV (Presisi), NPV, dan *F1-score* serta mengintegrasikan uji interpretasi menggunakan Grad-CAM. Pendekatan ini bertujuan untuk tidak hanya mengidentifikasi model dengan kinerja tertinggi, tetapi juga menemukan model yang paling logis dan dapat dijelaskan dalam konteks klasifikasi citra medis.

1.2 Perumusan Masalah

Bagaimana perbandingan performa metrik (akurasi, PPV (presisi), Sensitivitas (*recall*), *F1-score,* NPV*,* dan Spesifisitas) dan kualitas *explainability* dari model ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 dalam mengidentifikasi area relevan pada citra luka menggunakan metode *Grad-CAM*, serta model manakah yang menunjukkan keseimbangan terbaik antara performa dan interpretabilitas untuk klasifikasi luka?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan tingkat peforma metrik (akurasi, PPV (presisi), Sensitivitas (*recall*), *F1-score,* NPV*,* dan Spesifisitas) dan kualitas *explainability* dari model ResNet50V2, DenseNet201, dan MobileNetV2 dalam mengidentifikasi area relevan pada gambar luka menggunakan metode *Grad-CAM*, guna menemukan model terbaik yang akurat dan dapat dijelaskan (explainable) untuk klasifikasi luka.

1.4 Batasan Masalah

Adapun beberapa hal yang menjadi batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah jenis luka luar dari *Kaggle.com.*
2. Model yang digunakan berjumlah 3 yaitu model *pre-trained* ResNet50V2, MobilenetV2, dan Densenet201.
3. Implementasi model *CNN* yang dilakukan yaitu perbandingan performa metrik metrik (akurasi, PPV (presisi), Sensitivitas (*recall*), *F1-score,* NPV*,* dan Spesifisitas) serta analisis *explainability* dari setiap model.
4. *Hyperparameter* telah ditetapkan sedemikian rupa, yang meliputi *batch size*, jumlah *epoc*h, *learning rate*, serta jenis *optimizer* yang digunakan.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika dari penulisan skripsi ini terdiri dari lima bab yaitu, Bab I Pendahuluan, Bab II Tinjauan Pustaka, Bab III Metodologi Penelitian, Bab IV Hasil dan Pembahasan, dan Bab V Penutup.

BAB I PENDAHULUAN

Berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

Berisi tentang penelitian terdahulu, kemudian teori mengenai: *machine learning*, *deep learning*, *CNN, confusion matrix, XAI,* Grad-CAM kemudian.

BAB III METODE PENELITIAN

Berisi tentang diagram alir dan rangkaian alur tahapan pelaksaan penelitian, dari mulai pemahaman masalah yang diangkat penulis, bagaimana persiapan *dataset*, sampai pembuatan model.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Berisi tentang hasil skenario pengujian yang sudah dilakukan. Dari hasil tersebut akan dibahas mengenai augmentasi data dan bagaimana performa model *CNN* beserta arah kesimpulan penelitian.

BAB V PENUTUP

Berisi tentang kesimpulan serta saran terkait penelitian yang sudah dilakukan.